文章编号：2095-4980(2015)03-0441-09

认知 MIMO 系统基于有限反馈的干扰信道学习算法

潘必胜，任修坤，胡捍英
(信息工程大学 导航与空天目标工程学院，河南 郑州 450000)

摘　要： 针对认知多输入多输出(MIMO)系统中的干扰信道学习问题进行研究，提出了一种基于有限反馈的干扰信道学习算法。算法用干扰信道的零空间代替整个信道矩阵作为反馈量，在推导最优零空间码字选择准则的基础上，分析干扰信道零空间量化结果的时间相关性，并在前一帧量化结果上加一个基于旋转码本的扰动构建当前帧零空间码本。为防止量化误差的传播，进一步推导了旋转量参数的更新。理论分析和仿真结果表明，所提算法在慢变 MIMO 干扰信道下对零空间的跟踪效果比 Grassmannian 子空间包码本好。

关键词： 认知多输入多输出；干扰信道；零空间；有限反馈
中图分类号： TN92　　**文献标识码：** A　　**doi：** 10.11805/TKYDA201503.0441

Limited feedback based learning algorithm of interference channel in cognitive MIMO system

PAN Bisheng，REN Xiukun，HU Hanying
(Institute of Navigation and Space Target Engineering，Information Engineering University，Zhengzhou Henan 450000，China)

Abstract: A limited feedback based learning algorithm of interference channel is proposed to tackle the issue of interference channel learning in cognitive Multi Input Multi Output(MIMO) system. The null space of interference channel instead of the whole channel matrix is fed back from the primary receiver to secondary transmitter. The time correlation of quantization result of interference channel null space is analyzed based on the derivation of null space codeword selection criteria, and the null space codebook of current frame is constructed by perturbing the quantization result of previous frame based on a rotation codebook. Furthermore，to avoid the propagation of quantization error，the update of rotation parameter is derived. Theoretical analysis and simulation results indicate that proposed algorithm tracks the null space of slow time-varying MIMO interference channel better than the Grassmannian Subspace Packing codebook.

Key words: cognitive Multi Input Multi Output；interference channel；null space；limited feedback

认知多输入多输出(MIMO)技术融合了 MIMO 和认知无线电的优势，极大地提高了频谱利用率和灵活性，被广泛认为是缓解无线频谱资源紧张局面的有效方法。然而，系统中的认知用户在利用空闲资源的同时，需要抑制其对主用户的干扰，保证主用户传输不受影响。为了有效实现干扰抑制，认知用户需要通过信道零空间学习技术获得其到主用户干扰信道的零空间。

文献[1]中认知用户发射机通过周期性监听主用户信号，获取干扰信道零空间。文献[2]作者考虑了主用户发送预编码和接收后处理，提出了有效干扰信道(Effective Interference Channel，EIC)的思想，同样采取了认知用户周期性监听主用户信号的方法，获取有效干扰信道零空间，并进一步研究了监听时间与认知 MIMO 系统吞吐量折中问题。但通过观测主用户信号所获取的干扰信道零空间误差往往较大，所需学习时间较长，对于控制主用户所受干扰以及提高认知链路性能都有较大限制，且只能适用于上下行信道互易的时分双工主用户系统。针对主用户上下行信道不互易的情况，文献[3–5]巧妙地利用了主用户的功率控制过程，提出了一种迭代更新认知用户发射信号朝向，从而根据主用户发射功率的变化来学习干扰信道零空间学习算法。但该算法的学习时间较长，学习过程中对主用户干扰较大。

收稿日期： 2014-05-12；**修回日期：** 2014-06-12
基金项目： 国家科技重大专项基金资助项目(2011ZX03003-003-02)

针对以上问题，协作式干扰信道零空间学习算法可以克服非协作式干扰信道零空间学习算法估计结果误差较大的问题，更好地提升认知 MIMO 系统性能。认知 MIMO 网络的有限速率协作反馈(也称为有限反馈)的研究正逐渐引起学者们的关注。文献[6]研究了认知 MIMO 系统中的有限反馈，其反馈的是干扰信道矩阵的量化值，但实际上只用到了其零空间。研究认知 MIMO 系统干扰信道零空间的反馈将有助于减少反馈量，对提高系统性能有重要的作用。文献[7]研究了干扰信道零空间的反馈，但并没有进一步研究零空间码本的设计。

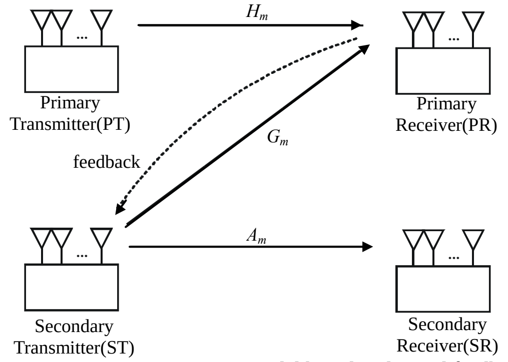

Fig.1 Cognitive MIMO system model based on limited feedback
图 1 有限反馈的认知 MIMO 系统模型

本节研究了一对多天线认知用户和一对多天线主用户共存的情形，基于从主用户接收机到认知用户发射机的有限反馈，给出了一个慢变 MIMO 干扰信道零空间学习算法，利用慢变 MIMO 信道零空间的时间相关性，减小了协作式干扰信道零空间学习的误差。

1 系统模型

考虑一个有限反馈认知 MIMO 系统(见图 1)，ST 使用 $M_{s,t}$ 根发送天线，PT 使用 $M_{p,t}$ 根发送天线，PR 使用 $M_{p,r}$ 根接收天线，假设 $M_{s,t}>M_{p,r}$。在帧 m，ST 发送符号向量用 $\boldsymbol{s}_m=\left[s_{m,1},\cdots,s_{m,M}\right]^{\mathrm{T}}\in C^{M\times 1}$ 表示，其中 $\boldsymbol{s}_m\sim CN\left(0_{M\times 1},\boldsymbol{I}_M\right)$，$M=M_{r,t}-M_{p,r}$。PT 发送的符号向量用 $\boldsymbol{a}_m=\left[a_{m,1},\cdots,a_{m,M_{p,t}}\right]^{\mathrm{T}}\in C^{M_{p,t}\times 1}$ 表示，$\boldsymbol{a}_m\sim CN\left(0_{M_{p,t}\times 1},\boldsymbol{I}_{M_{p,t}}\right)$，表示 $\boldsymbol{a}_m$ 服从均值为 0，协方差矩阵为 $\boldsymbol{I}_{M_{p,t}}$ 的高斯分布。

ST 的发送预编码矩阵为 $\boldsymbol{F}_m\in C^{M_{s,t}\times M}$，PT 采用等功率分配，即预编码矩阵为 $\sqrt{\boldsymbol{P}_T/\boldsymbol{M}_{p,t}}\boldsymbol{I}_{M_{p,t}}$。则 PR 接收信号就可以表示为：

$$\boldsymbol{y}_p=\boldsymbol{G}_m\boldsymbol{F}_m\boldsymbol{s}_m+\sqrt{\frac{\boldsymbol{P}_T}{\boldsymbol{M}_{p,t}}}\boldsymbol{H}_m\boldsymbol{a}_m+\boldsymbol{n}_m \tag{1}$$

式中：$\boldsymbol{n}_m\in C^{M_{p,r}\times 1}$ 表示 PR 接收端的噪声；$\boldsymbol{n}_m\sim CN\left(0_{M_{p,r}\times 1},\delta\boldsymbol{I}_{M_{p,r}}\right)$。

干扰信道用一阶高斯–马尔科夫模型来建模：

$$\boldsymbol{G}_m=\varepsilon\boldsymbol{G}_{m-1}+\sqrt{1-\varepsilon^2}\boldsymbol{N}_m \tag{2}$$

式中：噪声过程 $\boldsymbol{n}_m$ 和 $\boldsymbol{G}_0$ 以及 $\boldsymbol{N}_m$ 是相互独立的；时间相关系数 ε 表示 $\boldsymbol{G}_{m-1}$ 和 $\boldsymbol{G}_m$ 之间的相关性，参数 ε 服从 Jakes 模型[8]，即 $\varepsilon=J_0\left(2\pi f_D T\right)$；$J_0(\cdot)$ 表示零阶 Bessel 函数，T 表示信道时间间隔，$f_D=vf_{\mathrm{c}}/c$ 表示移动终端速度为 v，载波频率为 f_{c}，光速 $c=3\times 10^8\ \mathrm{m/s}$ 时的最大多普勒频偏。

2 算法描述

基于有限反馈的时变 MIMO 干扰信道零空间学习算法和传统的 MIMO 有限反馈不同，不需要反馈整个信道矩阵，也不需反馈信道矩阵的列空间，而只需要反馈干扰信道矩阵的零空间。在时变 MIMO 信道中，干扰信道的零空间也随时间变化，如果信道变化较缓慢，则相邻帧之间的干扰信道零空间具有较强的相关性。利用此相关性，可以实现干扰信道零空间的跟踪。

2.1 码字选择准则

假设主用户接收机 PR 可以完美学习干扰信道的信道状态信息，则主用户的容量可以表示为[9]：

$$C\left(\boldsymbol{F}_m\right)=\log_2\det\left[\boldsymbol{I}_{M_{p,r}}+\frac{P_T}{M_{p,r}}\boldsymbol{H}_m^*\left(\boldsymbol{G}_m\boldsymbol{F}_m\boldsymbol{F}_m^*\boldsymbol{G}_m^*+\delta^2\boldsymbol{I}_{M_{p,r}}\right)^{-1}\boldsymbol{H}_m\right] \tag{3}$$

设零空间码本为 $\boldsymbol{F}_m=\left\{\boldsymbol{F}_{m,i}\right\}_{i=1}^{2^B}$，其中 B 表示反馈的比特数，$\boldsymbol{F}_{m,i}\in U\left(M_{s,t},M\right)$，$U\left(M_{s,t},M\right)$ 表示列向量正交的

$M_{s,t}\times M$ 维矩阵集合。在 PR 端，在给定码本 $\boldsymbol{F}_m$ 的情况下，码字的选择应当使得 $C(\boldsymbol{F}_m)$ 最大，即遵从如下准则：

$$\boldsymbol{F}_m=\arg\max_{\boldsymbol{F}_{m,i}\in\boldsymbol{F}_m} C\left(\boldsymbol{F}_{m,i}\right) \tag{4}$$

传统 MIMO 中，反馈信道矩阵利用 Grassmannian 流形的相关结论，以 chordal 距离度量 2 个矩阵之间的差别。下面证明：由于认知用户的干扰所引起的主用户容量损失也与 chordal 距离有关。

假设，干扰信道的奇异值分解为 $\boldsymbol{G}_m=\boldsymbol{U}_m\boldsymbol{\Sigma}_m\boldsymbol{V}_m^*$，$\boldsymbol{V}_m$ 的前 $M_{s,t}-M$ 列记为 $\tilde{\boldsymbol{V}}_m$，$\boldsymbol{V}_m$ 的后 M 列记为 $\bar{\boldsymbol{V}}_m$，$\boldsymbol{\Sigma}_m$ 的前 $M_{s,t}-M$ 的行的前 $M_{s,t}-M$ 列记为 $\tilde{\boldsymbol{\Sigma}}_m$，$\boldsymbol{U}_m$ 的前 $M_{s,t}-M$ 列记为 $\tilde{\boldsymbol{U}}_m$。$\bar{\boldsymbol{V}}_m$ 是干扰信道矩阵的零空间。在认知发射端使用 $\bar{\boldsymbol{V}}_m$ 作为预编码矩阵会使得主用户的容量最大。

从码本中实际选择的量化零空间码字 $\boldsymbol{F}_m$ 和 $\bar{\boldsymbol{V}}_m$ 的不完全匹配，会导致主用户容量的损失。由于码字的失配而引起的主用户容量损失可由 $D(\boldsymbol{F}_m)$ 表示：

$$D\left(\boldsymbol{F}_m\right)=E\left[C\left(\bar{\boldsymbol{V}}_m\right)-C\left(\boldsymbol{F}_m\right)\right] \tag{5}$$

式中：$C\left(\bar{\boldsymbol{V}}_m\right)=\log_2\det\left[\boldsymbol{I}_{M_{p,r}}+\frac{P_T}{M_{p,r}\delta^2}\boldsymbol{H}_m^*\boldsymbol{H}_m\right]$；$E[\cdot]$ 表示期望。

$$\begin{aligned}
&D\left(\boldsymbol{F}_m\right)\leqslant\log_2\left(\det\left[\boldsymbol{I}_{M_{p,r}}+\frac{P_T}{M_{p,r}\delta^2}\boldsymbol{H}_m^*\boldsymbol{H}_m\right]\right)-\\
&\log_2\left(\det\left[\boldsymbol{I}_{M_{p,r}}+\frac{P_T}{M_{p,r}}\boldsymbol{H}_m^*\left(\boldsymbol{G}_m\boldsymbol{F}_m\boldsymbol{F}_m^*\boldsymbol{G}_m^*+\delta^2\boldsymbol{I}_{M_{p,r}}\right)^{-1}\boldsymbol{H}_m\right]\right)=\\
&tr\left(\log_2\left(\boldsymbol{I}_{M_{p,r}}+\frac{P_T}{M_{p,r}\delta^2}\boldsymbol{H}_m^*\boldsymbol{H}_m\right)\right)-\\
&tr\left(\log_2\left(\boldsymbol{I}_{M_{p,r}}+\frac{P_T}{M_{p,r}}\boldsymbol{H}_m^*\left(\boldsymbol{G}_m\boldsymbol{F}_m\boldsymbol{F}_m^*\boldsymbol{G}_m^*+\delta^2\boldsymbol{I}_{M_{p,r}}\right)^{-1}\boldsymbol{H}_m\right)\right)\leqslant\\
&\frac{1}{\ln(2)}\frac{P_T}{M_{p,r}\delta^2}tr\left(\boldsymbol{H}_m\boldsymbol{H}_m^*\left(\boldsymbol{I}_{M_{p,r}}-\left(\delta^2\boldsymbol{G}_m\boldsymbol{F}_m\boldsymbol{F}_m^*\boldsymbol{G}_m^*+\boldsymbol{I}_{M_{p,r}}\right)^{-1}\right)\right)\leqslant\\
&\frac{1}{\ln(2)}\frac{P_T}{M_{p,r}}tr\left(\boldsymbol{H}_m\boldsymbol{H}_m^*\right)tr\left(\boldsymbol{G}_m\boldsymbol{F}_m\boldsymbol{F}_m^*\boldsymbol{G}_m^*\right)
\end{aligned} \tag{6}$$

从式(6)中可以看出，主用户的容量损失与认知用户到主用户的泄露功率 $tr\left(\boldsymbol{G}_m\boldsymbol{F}_m\boldsymbol{F}_m^*\boldsymbol{G}_m^*\right)$ 有关。下面进一步用 Grassmannian 流形上的 chordal 距离来描述主用户容量损失。对任意 $\boldsymbol{A}\in U\left(M_{s,t},M\right)$ 和 $\boldsymbol{B}\in U\left(M_{s,t},M\right)$，两者的 chordal 距离定义为：

$$d_{\mathrm{c}}\left(A,B\right)=\sqrt{M-\left\|A^*B\right\|_F^2} \tag{7}$$

式中 $\|\cdot\|_F$ 表示 F 范数。则有：

$$tr\left(\boldsymbol{G}_m\boldsymbol{F}_m\boldsymbol{F}_m^*\boldsymbol{G}_m^*\right)\leqslant tr\left(\boldsymbol{G}_m\boldsymbol{G}_m^*\right)d_c^2\left(\boldsymbol{F}_m,\bar{\boldsymbol{V}}_m\right) \tag{8}$$

主用户容量损失与 $\boldsymbol{F}_m$ 和 $\bar{\boldsymbol{V}}_m$ chordal 距离的关系为：

$$D\left(\boldsymbol{F}_m\right)\leqslant\frac{M_{s,t}-M}{\ln(2)}\frac{P_T}{M_{p,r}}tr\left(\boldsymbol{H}_m\boldsymbol{H}_m^*\right)tr\left(\boldsymbol{G}_m\boldsymbol{G}_m^*\right)d_c^2\left(\boldsymbol{F}_m,\bar{\boldsymbol{V}}_m\right) \tag{9}$$

式(9)的最后一项是用 chordal 距离度量的实际零空间矩阵与理想零空间矩阵的误差。由于 $\boldsymbol{F}_m$ 是从给定码本 $\boldsymbol{F}_m$ 中选择的，最优码字的选择准则是与真实零空间 $\bar{\boldsymbol{V}}_m$ 的 chordal 距离最小。可用 $E\left[d_c^2\left(\boldsymbol{F}_m,\bar{\boldsymbol{V}}_m\right)\right]$ 表示码本 $\boldsymbol{F}_m$ 的平均量化误差，用式(10)表示：

$$q_m=E\left[\min_{\boldsymbol{F}_{m,i}\in\boldsymbol{F}_m} d_c^2\left(\boldsymbol{F}_{m,i},\bar{\boldsymbol{V}}_m\right)\right] \tag{10}$$

2.2 反馈框架

如果认知发射机 ST 掌握了之前帧的信道零空间信息 $\{\boldsymbol{F}_i\}_{i<m}$，利用信道在时间上具有相关性，就可通过反馈

从 $\boldsymbol{F}_{m-1}$ 到 $\bar{\boldsymbol{V}}_m$ 的变化量来实现对干扰信道 $\boldsymbol{G}_m$ 零空间的跟踪。反馈的变化量是 $\boldsymbol{F}_{m-1}$ 和描述方向变化量的 B 个反馈比特的函数。反馈框架如图 2 所示。

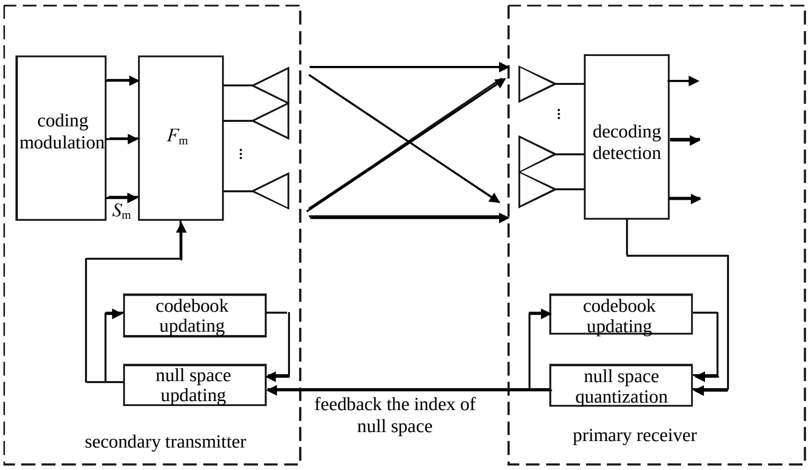

Fig.2 Differential feedback framework of limited rate
图 2 有限速率差分反馈框架

从文献[10]中可以看出在终端移动性不大的情况下，差分反馈可以很好地提高子空间跟踪的效果。文献[11]利用定义在 Grassmannian 流形上的测地线和高斯码本来量化角速度矩阵。文中的自适应码本更新可以表示为一个函数 $g:U\left(M_{s,t},M\right)\times C^{M\times M}\to U\left(M_{s,t},M\right)$。

$$\boldsymbol{F}_{i,m}=g\left(\boldsymbol{F}_{m-1},a\boldsymbol{J}_i\right) \tag{11}$$

式中 $\boldsymbol{J}_i\in\left\{\boldsymbol{J}_i\right\}_{i=1}^{2^B}$ 表示对 $\boldsymbol{F}_{m-1}$ 的随机扰动的高斯码本。通过从 $i=1$ 到 2^B 计算式(11)就产生大小为 2^B 的码本 $\boldsymbol{F}_m=\left\{\boldsymbol{F}_{i,m}\right\}_{i=1}^{2^B}$，零空间码本的下标 m 表示码本会随着信道变化而改变。给定当前帧的量化零空间矩阵，那么在 PR 端和 ST 端都会使用相同的码本更新机制来更新零空间码本。码本中的点取自 Grassmannian 流形上的测地线。扰动的大小通过弧长参数 a 确定，该参数对算法性能有很大影响。不合适的参数 a 会导致量化误差的累积，最终造成 $\bar{\boldsymbol{V}}_m$ 跟踪失败。在文献[11]中，参数 a 的取值通过蒙特卡洛仿真得到。

为了尽量避免不合适的参数所引起的量化误差累积，可以对其进行改进。由于干扰信道 $\boldsymbol{G}_m$ 随时间变化，因此关心第 m 帧的真实零空间 $\bar{\boldsymbol{V}}_m$ 与前一帧量化零空间 $\boldsymbol{F}_{m-1}$ 之间的变化量，用 chordal 距离表示该变化量为 $d_{\mathrm{c}}\left(\bar{\boldsymbol{V}}_m,\boldsymbol{F}_{m-1}\right)$，参考式(8)中令 $\boldsymbol{F}_m$ 为 $\boldsymbol{F}_{m-1}$ 可得：

$$d_c^2\left(\bar{\boldsymbol{V}}_m,\boldsymbol{F}_{m-1}\right)=tr\left(\tilde{\boldsymbol{V}}_m^*\boldsymbol{F}_m\boldsymbol{F}_m^*\tilde{\boldsymbol{V}}_m\tilde{\boldsymbol{\Sigma}}_m^*\tilde{\boldsymbol{\Sigma}}_m\left(\tilde{\boldsymbol{\Sigma}}_m^*\tilde{\boldsymbol{\Sigma}}_m\right)^{-1}\right)\leqslant tr\left(\left(\tilde{\boldsymbol{\Sigma}}_m^*\tilde{\boldsymbol{\Sigma}}_m\right)^{-1}\right)\left\|\boldsymbol{G}_m\boldsymbol{F}_m\right\|^2 \tag{12}$$

设 $\boldsymbol{N}_m$ 的奇异值分解为 $\boldsymbol{X}_m\boldsymbol{\Lambda}_m\boldsymbol{P}_m^*$，其中 $\boldsymbol{X}_m\in\boldsymbol{U}\left(M_{p,r},M_{p,r}\right)$，$\boldsymbol{\Lambda}_m\in R^{M_{p,r}\times M_{s,t}}$，$\boldsymbol{P}_m\in\boldsymbol{U}\left(M_{s,t},M_{s,t}\right)$。那么：

$$\left\|\boldsymbol{G}_m\boldsymbol{F}_{m-1}\right\|_F^2=\varepsilon^2\left\|\boldsymbol{G}_{m-1}\boldsymbol{F}_{m-1}\right\|_F^2+(1-\varepsilon^2)\left\|\boldsymbol{N}_m\boldsymbol{F}_{m-1}\right\|_F^2\leqslant\varepsilon^2 tr\left(\boldsymbol{G}_m\boldsymbol{G}_m^*\right)d_c^2\left(\boldsymbol{F}_{m-1},\bar{\boldsymbol{V}}_{m-1}\right)+(1-\varepsilon^2)tr\left(\boldsymbol{N}_m\boldsymbol{N}_m^*\right)d_c^2\left(\bar{\boldsymbol{P}}_m,\boldsymbol{F}_{m-1}\right) \tag{13}$$

式中 $\bar{\boldsymbol{P}}_m$ 是 $\boldsymbol{P}_m$ 的后 M 列，第 2 个等号成立是因为 $\boldsymbol{G}_{m-1}$ 和 $\boldsymbol{N}_m$ 相互独立。令：

$$\upsilon_m=\varepsilon^2E\left[tr\left(\left(\tilde{\boldsymbol{\Sigma}}_m^*\tilde{\boldsymbol{\Sigma}}_m\right)^{-1}\right)tr\left(\boldsymbol{G}_{m-1}\boldsymbol{G}_{m-1}^*\right)d_c^2\left(\boldsymbol{F}_{m-1},\bar{\boldsymbol{V}}_{m-1}\right)\right]+\left(1-\varepsilon^2\right)E\left[tr\left(\left(\tilde{\boldsymbol{\Sigma}}_m^*\tilde{\boldsymbol{\Sigma}}_m\right)^{-1}\right)tr\left(\boldsymbol{N}_m\boldsymbol{N}_m^*\right)d_c^2\left(\bar{\boldsymbol{P}}_m,\boldsymbol{F}_{m-1}\right)\right] \tag{14}$$

υ_m 描述了从 $\boldsymbol{F}_{m-1}$ 到 $\bar{\boldsymbol{V}}_m$ 的平均方向变化量，它是 $m-1$ 帧的量化误差 $d_c^2\left(\boldsymbol{F}_{m-1},\bar{\boldsymbol{V}}_{m-1}\right)$ 和 m 帧的变化量 $d_c^2\left(\bar{\boldsymbol{P}}_m,\boldsymbol{F}_{m-1}\right)$ 的加权和。从公式(14)可以看出，使用 chordal 距离来分析随机球帽码本生成的量化误差是很显然的。

利用球帽码本构建方法，进行差分反馈。中心位于 $\boldsymbol{A}$，半径为 r 的球帽表示为：

$$S_{\boldsymbol{A}}\left(r\right)=\left\{\boldsymbol{B}:d_c\left(\boldsymbol{A},\boldsymbol{B}\right)\leqslant r,\boldsymbol{A}\in U\left(M_{s,t},M\right),\boldsymbol{B}\in U\left(M_{s,t},M\right)\right\} \tag{15}$$

给定前一帧的量化零空间 $\boldsymbol{F}_{m-1}$，则当前帧的真实零空间 $\bar{\boldsymbol{V}}_m$ 在以 $\boldsymbol{F}_{m-1}$ 为球心的一个球帽内，球帽半径可根据式(14)得到。所以可以设计码本 $\boldsymbol{F}_m$，使码本中的码字都在球帽内。

码本设计的其中一种方法是每次在球帽内随机选择 2^B 个点构成一个随机球帽码本，但考虑到实际应用情形，

需要研究系统码的生成。在此引入基于旋转的差分反馈框架的基本思想。定义基于旋转的码字更新函数 $\vartheta: C^{M_{s,t}\times M} \times U\left(M_{s,t}, M_{s,t}\right) \to U\left(M_{s,t}, M_{s,t}\right)$。

$$\boldsymbol{F}_{m,i} = \vartheta\left(\boldsymbol{F}_{m-1}, r_m \boldsymbol{\Theta}_i\right) \tag{16}$$

式中 $\boldsymbol{\Theta}_i \in U\left(M_{s,t}, M_{s,t}\right)$ 是旋转码本 $Q = \{\boldsymbol{\Theta}_i\}_{i=1}^{2^B}$ 中的一个旋转码字。计算 2^B 次，就可以使用旋转码字 $\boldsymbol{\Theta}_i \in Q$ 旋转 $\boldsymbol{F}_{m-1}$ 而构建一个在 $\boldsymbol{F}_{m-1}$ 附近的球帽码本 $\boldsymbol{F}_m$。

旋转码本以及码本的更新方法的设计需要考虑对主用户的影响，使得认知用户用码本中的码字来进行预编码时对主用户造成的影响最小。

2.3 码本更新算法

第 m 帧的零空间码本 $\boldsymbol{F}_m$ 可以通过以 $\boldsymbol{F}_{m-1}$ 为圆心的球帽码本来实现，实现方法是通过旋转码本 $Q = \{\boldsymbol{\Theta}_i\}_{i=1}^{2^B}$ 旋转 $\boldsymbol{F}_{m-1}$。下面将给出旋转码本 Q 的设计以及零空间码本 $\boldsymbol{F}_m$ 的构建方法。

2.3.1 旋转码本设计准则

针对独立块衰落信道考虑一个容量损失最小化旋转码本设计问题。零空间 $\bar{\boldsymbol{V}}_m$ 是独立和各向同性地分布在 $U\left(M_{s,t}, M\right)$ 上。这意味着零空间 $\bar{\boldsymbol{V}}_m$ 可以建模成 $\bar{\boldsymbol{V}}_m = \boldsymbol{\Theta}_m \bar{\boldsymbol{V}}_0$，其中 $\boldsymbol{\Theta}_m$ 也是各向同性地分布在 $U\left(M_{s,t}, M_{s,t}\right)$ 上。对于 $m > 1$，零空间服从迭代关系 $\boldsymbol{F}_m = \hat{\boldsymbol{\Theta}}_m \bar{\boldsymbol{V}}_0$，其中 $\hat{\boldsymbol{\Theta}}_m$ 是从 $Q = \{\boldsymbol{\Theta}_i\}_{i=1}^{2^B}$ 中选择的码字。为了简化推导，假设对于 ST 和 PR，$\bar{\boldsymbol{V}}_0$ 都是已知的先验信息。

在这里，由于假设信道是独立块衰落的，所以暂时省略下标 m。令 $\boldsymbol{F}_i = \boldsymbol{\Theta}_i \bar{\boldsymbol{V}}_0$ 和 $\bar{\boldsymbol{V}} = \boldsymbol{\Theta} \bar{\boldsymbol{V}}_0$，使用式(9)，则容量损失上界为：

$$D(Q) \leqslant \frac{M_{s,t} - M}{\ln 2} \frac{P_T}{M_{p,r}} E\left[tr\left(\boldsymbol{H}_m \boldsymbol{H}_m^*\right) tr\left(\boldsymbol{G}_m \boldsymbol{G}_m^*\right)\right] E\left[\min_{\boldsymbol{\Theta}_i \in Q} d_c^2\left(\boldsymbol{\Theta}\bar{\boldsymbol{V}}_0, \boldsymbol{\Theta}_i \bar{\boldsymbol{V}}_0\right)\right] \tag{17}$$

为了研究旋转码本和吞吐量性能的关系，关注码本相关项 $q \triangleq E\left[\min_{\boldsymbol{\Theta}_i \in Q} d_c^2\left(\boldsymbol{\Theta}\bar{\boldsymbol{V}}_0, \boldsymbol{\Theta}_i \bar{\boldsymbol{V}}_0\right)\right]$，可以重写为：

$$q \triangleq E\left[\min_{\Theta_i \in Q} \sum_{k=1}^{M} \left(1 - \left\|\bar{\boldsymbol{V}}_0^* \boldsymbol{\Theta}^* \boldsymbol{\Theta}_i \boldsymbol{v}_{0,k}\right\|_2^2\right)\right] \leqslant E\left[\min_{\Theta_i \in Q} \sum_{k=1}^{M} 2\left(\left\|\bar{\boldsymbol{V}}_0^* \boldsymbol{v}_{0,k} \mathrm{e}^{\mathrm{j}\theta_k}\right\|_2 - \left\|\bar{\boldsymbol{V}}_0^* \boldsymbol{\Theta}^* \boldsymbol{\Theta}_i \boldsymbol{v}_{0,k}\right\|_2\right)\right] \leqslant E\left[\min_{\Theta_i \in Q} \sum_{k=1}^{M} 2 \min_{\theta_k} \left\|\boldsymbol{\Theta} \mathrm{e}^{\mathrm{j}\theta_k} - \boldsymbol{\Theta}_i\right\|_F\right] \tag{18}$$

式中 $\boldsymbol{v}_{0,k}$ 表示 $\bar{\boldsymbol{V}}_0$ 的第 k 列。第 1 个不等号是由于 $1 - a^2 = (1+a)(1-a)$，令 $a = \left\|\bar{\boldsymbol{V}}_0^* \boldsymbol{\Theta}^* \boldsymbol{\Theta}_i \boldsymbol{v}_{0,k}\right\|_2$，应用 $1 + \left\|\bar{\boldsymbol{V}}_0^* \boldsymbol{\Theta}^* \boldsymbol{\Theta}_i \boldsymbol{v}_{0,k}\right\|_2 \leqslant 2$ 和 $\left\|\bar{\boldsymbol{V}}_0^* \boldsymbol{v}_{0,k} \mathrm{e}^{\mathrm{j}\theta_k}\right\|_2 = 1$，$\mathrm{e}^{\mathrm{j}\theta_k}$ 是用来最小化容量损失的。通过优化 θ_k，有：

$$q \leqslant 2M\sqrt{2M_{s,t}} E\left[\min_{\boldsymbol{\Theta}_i \in Q} \sqrt{1 - \frac{1}{M_{s,t}} \left|tr\left(\boldsymbol{\Theta}^* \boldsymbol{\Theta}_i\right)\right|}\right] \tag{19}$$

受上式启发，定义 2 个幺正矩阵 $\boldsymbol{\Theta}_i \in U\left(M_{s,t}, M_{s,t}\right)$ 和 $\boldsymbol{\Theta}_j \in U\left(M_{s,t}, M_{s,t}\right)$ 之间的距离为：

$$d\left(\boldsymbol{\Theta}_i, \boldsymbol{\Theta}_j\right) = \sqrt{1 - \frac{1}{M_{s,t}} \left|tr\left(\boldsymbol{\Theta}_i^* \boldsymbol{\Theta}_j\right)\right|} \tag{20}$$

可以证明式(20)是一个有效距离。理论上最优的旋转码本空间，是码本中码字间的最小距离最大。Q 中 2 个码字间的最小距离定义为 $\delta(Q) = \min_{1 \leqslant l < k \leqslant K} d\left(\boldsymbol{\Theta}_l, \boldsymbol{\Theta}_k\right)$。

$$Q = \arg\max_{\tilde{Q}} \delta\left(\tilde{Q}\right) \tag{21}$$

满足上式的码本 Q 认为是理论上最优的，但如何设计出一个码本 Q 满足最优准则尚难以解决，本文给出一种次优的系统球帽码本设计算法。

2.3.2 零空间码本构建方法

获得自适应球帽码本的方法是基于在欧几里得空间中扰动 $\boldsymbol{F}_{m-1}$ 并把扰动后的矩阵投影到 $U\left(M_{s,t}, M\right)$ 上。$\boldsymbol{F}_{m-1}$ 附近的扰动是由公式设计的 $\boldsymbol{\Theta}_i \in Q$ 生成的。为了简化码本生成，给定 r_m^2，定义归一化均方球帽半径为：

$$\bar{r}_m^2 = r_m^2 / \min\left\{M, M_{s,t} - M\right\} \tag{22}$$

式中 $0 \leqslant \bar{r}_m^2 \leqslant 1$。注意 Q 并不依赖于发送数据流的数量 M。单个旋转码本 Q 可以对任意传输流数($1 \leqslant M \leqslant M_{s,t} - 1$)

使用。根据产生扰动的方法不同，考虑 2 种可能的球帽码本更新策略。

给定前一帧预编码矩阵 $\boldsymbol{F}_{m-1}$， $\boldsymbol{F}_{m-1}$ 根据式(23)进行扰动：

$$\boldsymbol{\Psi}_{\bar{r}_m,i}=\omega_m\boldsymbol{F}_{m-1}+\bar{r}_m\boldsymbol{\Theta}_i\boldsymbol{F}_{m-1} \tag{23}$$

式中 $\boldsymbol{\Theta}_i\in Q$ 是旋转码字， $\omega_m\left(0\leqslant\omega_m\leqslant 1\right)$ 是更新的参数。旋转矩阵 $\boldsymbol{\Theta}_i$ 决定了加在 $\omega_m\boldsymbol{F}_{m-1}$ 上的扰动的方向， $\bar{r}_m$ 决定了扰动的大小。通过计算公式(23)得到扰动集合 $\left\{\boldsymbol{\Psi}_{\bar{r}_m,i}\right\}_{i=1}^{2^B}$，迭代从 $i=1$ 到 2^B，注意 $\boldsymbol{\Psi}_{\bar{r}_m,i}\in C^{M_{s,t}\times M}$。通过把 $\boldsymbol{\Psi}_{\bar{r}_m,i}$ 投影到 $U\left(M_{s,t},M\right)$ 上，得到扰动集合 $\left\{\boldsymbol{\Psi}_{\bar{r}_m,i}\right\}_{i=1}^{2^B}$ 的预编码矩阵 $\boldsymbol{F}_m=\left\{\boldsymbol{F}_{m,i}\right\}_{i=1}^{2^B}$。把正交投影后的矩阵记为 $proj\left(\boldsymbol{\Psi}_{\bar{r}_m,i}\right)$：

$$\boldsymbol{F}_{m,i}=proj\left(\boldsymbol{\Psi}_{\bar{r}_m,i}\right) \tag{24}$$

为了简便分析，这里使用 Gram-Schmidt 列正交化。

注意式(23)~式(24)获得的零空间码本 $\boldsymbol{F}_m$ 并不保证满足 $\boldsymbol{F}_m\subset\boldsymbol{S}_{\boldsymbol{F}_{m-1}}\left(r_m\right)$。需要设计 ω_m 以满足 $\boldsymbol{F}_m\subset\boldsymbol{S}_{\boldsymbol{F}_{m-1}}\left(r_m\right)$。可以证明当 $\omega_m=\sqrt{1-\bar{r}_m^2}$ 时， $\boldsymbol{F}_m\subset\boldsymbol{S}_{\boldsymbol{F}_{m-1}}\left(r_m\right)$ 成立。因此：

$$\boldsymbol{F}_{m,i}=proj\left(\sqrt{1-\bar{r}_m^2}\boldsymbol{F}_{m-1}+\bar{r}_m\boldsymbol{\Theta}_i\boldsymbol{F}_{m-1}\right) \tag{25}$$

在上一个方法中，码本更新必须实时进行，因为公式(23)、(24)都需要前一帧的 $\boldsymbol{F}_{m-1}$。而设计一个离线码本对于减少实际系统的复杂度是非常有利的。为此，给出了与 $\boldsymbol{F}_{m-1}$ 无关的自适应旋转码本设计机制。

公式(23)中的扰动矩阵 $\boldsymbol{\Psi}_{\bar{r}_m,i}$ 是通过下面的矩阵获得的：

$$\boldsymbol{R}_{\bar{r}_m,i}=\sqrt{1-\bar{r}_m^2}\boldsymbol{I}_{M_{s,t}}+\bar{r}_m\boldsymbol{\Theta}_i \tag{26}$$

即 $\boldsymbol{\Psi}_{\bar{r}_m,i}=\boldsymbol{R}_{\bar{r}_m,i}\boldsymbol{F}_{m-1}$，其中 $\boldsymbol{R}_{\bar{r}_m,i}\in C^{M_{s,t}\times M_{s,t}}$。由于 $\boldsymbol{R}_{\bar{r}_m,i}$ 是单位矩阵 $\boldsymbol{I}_{M_{s,t}}$ 和 $\boldsymbol{\Theta}_i$ 的线性组合，把 $\boldsymbol{R}_{\bar{r}_m,i}$ 正交投影到 $U\left(M_{s,t},M_{s,t}\right)$ 上得：

$$\boldsymbol{\Theta}_{m,i}=proj\left(\boldsymbol{R}_{\bar{r}_m,i}\right) \tag{27}$$

式(27)产生了在 $\boldsymbol{I}_{M_{s,t}}$ 和 $\boldsymbol{\Theta}_i$ 张成的子空间内的旋转码字。通过从 $i=1$ 到 2^B 投影 $\boldsymbol{R}_{\bar{r}_m,i}$ 就生成了自适应旋转码本 $Q_m=\left\{\boldsymbol{\Theta}_{m,i}\right\}_{i=1}^{2^B}$。

给定 $\boldsymbol{F}_{m-1}$，第 m 帧第 i 个预编码码字用 $\boldsymbol{F}_{m,i}=\boldsymbol{\Theta}_{m,i}\boldsymbol{F}_{m-1}$ 来表示。最优的预编码是通过 $\boldsymbol{\Theta}_m=\arg\max\limits_{\boldsymbol{\Theta}_{m,i}\in Q_m}C\left(\boldsymbol{\Theta}_{m,i}\boldsymbol{F}_{m-1}\right)$ 和 $\boldsymbol{F}_m=\boldsymbol{\Theta}_m\boldsymbol{F}_{m-1}$ 寻找。

式(16)中的连续码本可能会出现量化误差累积的问题。如果 $\boldsymbol{F}_{m-1}$ 没有合适的量化，那么 $\boldsymbol{F}_{m-1}$ 产生的量化误差会传播到下一次量化过程，因为 $\boldsymbol{F}_m$ 依赖于 $\boldsymbol{F}_{m-1}$。为了防止误差累积，必须很好地设计式(16)中的 r_m。

先分析公式(13)中的第 2 项：

$$E\left[d_c^2\left(\bar{\boldsymbol{P}}_m,\boldsymbol{F}_{m-1}\right)\right]=M-\sum_{i=1}^{M}E\left[\left\|\bar{\boldsymbol{P}}_m^*\boldsymbol{f}_{m-1,i}\right\|^2\right]=\frac{M\left(M_{s,t}-M\right)}{M_{s,t}} \tag{28}$$

式中 $\boldsymbol{f}_{m-1,i}$ 表示 $\boldsymbol{F}_{m-1}$ 的第 i 列。因为 $\bar{\boldsymbol{P}}_m$ 在 $U\left(M_{s,t},M\right)$ 上是各向同性的，并且和 $\boldsymbol{f}_{m-1,i}$ 独立，所以 $\left\|\bar{\boldsymbol{P}}_m^*\boldsymbol{f}_{m-1,i}\right\|^2$ 是服从均值 $\dfrac{M}{M_{s,t}}$，形状参数 M 和 $M_{s,t}-M$ 的 β 分布。而式(13)中的第 1 项的闭式表达式很复杂，通过分析其渐进特性可以得到 $\bar{r}_m$ 的递推表达式。具体分析过程可参考文献[12]。

$$r_1^2=\varepsilon^2D_0+(1-\varepsilon^2)\frac{\kappa}{M_{s,t}} \tag{29}$$

$$r_{m+1}^2=\varepsilon^2r_m^2 2^{-\frac{B}{\kappa}}+\left(1-\varepsilon^2\right)\frac{\kappa}{M_{s,t}} \tag{30}$$

式中：$\kappa=M(M_{s,t}-M)$；$D_0=\kappa^{-1}(C_{M_{s,t},M})^{-1/\kappa}\beta\left(C_{M_{s,t},M};1/\kappa,K+1\right)$；$\beta(\bullet)$ 表示贝塔函数，$C_{M_{s,t},M}=\left(\Gamma\left(M(M_{s,t}-M)+1\right)\right)^{-1}\prod_{i=1}^{M}\left[\Gamma\left(M_{s,t}-i+1\right)/\Gamma\left(M-i+1\right)\right]$。这样推导出了一个球帽半径 r_m 的表达式：

$$r_{m+1}^2\leqslant\varepsilon^{2(m+1)}D_0 2^{-\frac{mB}{\kappa}}+\frac{\kappa(1-\varepsilon^2)}{M_{s,t}}\left(\sum_{i=0}^{m}\varepsilon^{2mi}2^{-\frac{iB}{\kappa}}\right) \tag{31}$$

如果发射机和接收机都有 ε 的信息，那么发射机和接收机就可以用式(31)计算 r_m。函数 ϑ 现在就可以表示为 $\boldsymbol{F}_{m,i}=proj\left(\sqrt{1-\bar{r}_m}\boldsymbol{I}_{M_{s,t}}+\bar{r}_m\boldsymbol{\Theta}_i\right)\boldsymbol{F}_{m-1}$。$Q_m$ 的更新只是取决于 $\bar{r}_m$。当 m 趋于无穷的时候，$\bar{r}_m^2$ 收敛到：

$$\lim_{m\to\infty}\bar{r}_m^2=(1-\varepsilon)^2\left(\frac{M\left(M_{s,t}-M\right)/M_{s,t}}{\min\left(M,M_{s,t}-M\right)}\right)\left(\frac{1}{1-\varepsilon^2 2^{-\frac{B}{M(M_t-M)}}}\right) \tag{32}$$

表示对任意的 $\delta>0$ 都存在一个整数 N，使得 $m\geqslant N$ 都有 $\left|\bar{r}_{m+1}-\bar{r}_m\right|\leqslant\delta$。这表示在实际系统中，如果给定阈值 $\delta>0$，那么一个自适应旋转码本 $Q_1,Q_2,\cdots,Q_N$ 的有限集合可以用在前 N 个信道实例中，对于 $m>N$，Q_N 可以保持不变。这表示系统可以有效地使用一个预定义好的码本集合 $\{Q_l\}_{l=0}^{N}$，避免对于旋转码本的实时计算。

2.3.3 算法流程

综上所述，基于有限反馈的时变 MIMO 干扰信道零空间学习算法步骤概括如表 1。

表 1 基于有限反馈的时变 MIMO 干扰信道零空间学习算法步骤

Table1 Procedure of limited feedback based null space learning algorithm of time-varying MIMO interference

Step1: $m=0$, primary user gets initial null space $\bar{V}_0$ from signals transmitted by cognitive user
Step2:Primary user quantizes $\bar{V}_0$ into B bits with codebook $\boldsymbol{F}_0$, and feeds back quantized value $\boldsymbol{F}_0$ to cognitive user
Step3:Cognitive user gets null space estimation $\boldsymbol{F}_0$ from local codebook $\boldsymbol{F}_0$ with B bits feedback
Step4:Primary user and cognitive user calculate r_1^2 with formula (29)
Step5: $m=m+1$, $\bar{r}_m^2=r_m^2/\min\left\{M,M_{s,t}-M\right\}$
Step6:Primary user and cognitive user construct codebook $\boldsymbol{F}_m=\{\boldsymbol{F}_{m,i}\}_{i=1}^{2^B}$
Step7:Primary user calculates the m -th null space $\bar{V}_m$ of signal transmitted by cognitive user
Step8:Primary user quantizes $\bar{V}_m$ into B bits with codebook $\boldsymbol{F}_m$, and feeds back quantized value $\boldsymbol{F}_m$ to cognitive user
Step9:Cognitive user gets null space estimation $\boldsymbol{F}_m$ from local codebook $\boldsymbol{F}_m$ with B bits feedback
Step10: $r_{m+1}^2=\varepsilon^2 r_m^2 2^{-B/\kappa}+\left(1-\varepsilon^2\right)\kappa/M_{s,t}$, go back to step5

3 仿真分析

为了研究本文所提算法在慢变 MIMO 信道下的可达容量，下面对该算法进行蒙特卡洛仿真，仿真次数 5 000。算法仿真的信道模型是式(2)中的一阶高斯–马尔科夫信道模型。第 1 帧的信道矩阵采用复高斯随机矩阵生成方法。

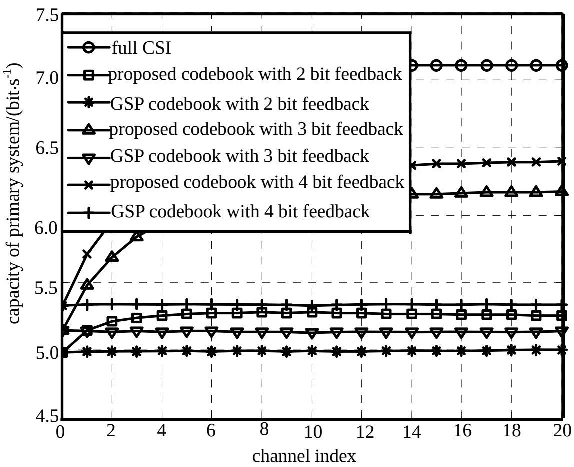

Fig.3 Performance contrast of algorithms with different feedback bits,v=1 km/s

图 3 不同反馈比特数下算法性能对比，v=1 km/s

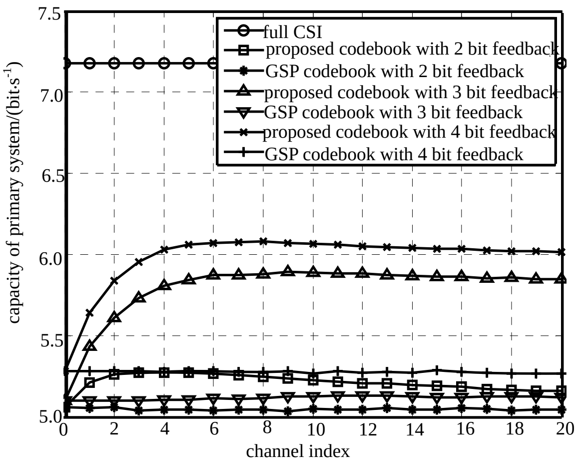

Fig.4 Performance contrast of algorithms with different feedback bits,v=3 km/s

图 4 不同反馈比特数下算法性能对比，v=3 km/s

首先研究算法的可达容量，假设 $M_{s,t}=M_{p,r}=4$，$M=2$ 的 MIMO 空间复用系统，固定反馈比特数 $B=4$，这些参数来自实际标准[13]。参数 ε 服从 Jakes 模型 $\left(\varepsilon=J_0(2\pi v f_c T/c)\right)$，采用 IEEE802.16m 中的参数，设置 $T=5$ ms，

$f_c = 2.5\,\mathrm{GHz}$。所提算法中对 $\boldsymbol{F}_0$ 的量化采用的是 Grassmannian 子空间包(Grassmannian Subspace Packing, GSP) 码本。下面分别对于 $v = 1\,\mathrm{km/h}$，$v = 3\,\mathrm{km/h}$，$v = 7\,\mathrm{km/h}$ 的情况进行仿真实验，每种情况下主用户接收端的信噪比 $R_{\mathrm{SN}} = 10\,\mathrm{dB}$，图 3~图 5 分别画出了反馈 $B = 2\,\mathrm{bit}, 3\,\mathrm{bit}, 4\,\mathrm{bit}$ 时所提算法的性能与反馈相应比特数的 GSP 量化算法的性能，以此反映本文所提算法对慢变信道的跟踪性能。

图 3 比较了直接使用 GSP 码本量化算法和本文所提算法在参数 v=1 km/s 时的容量性能。从图中可以明显看出本文所提算法的容量性能要优于 GSP 码本算法。GSP 码本算法，由于没有跟踪信道，也没有码本的更新，每次量化预编码矩阵时都在整个 $U\left(M_{s,t}, M\right)$ 内进行，导致性能随着时间变化没有提升。本文所提算法都考虑到相邻干扰信道的相近特性，从而可以通过跟踪零空间变化来提高主用户容量性能。从仿真曲线来看，本文所提算法收敛速度快，能很快捕捉信道的变化。这是由于算法通过理论分析，给出的旋转量参数更新，能够及时跟踪信道的变化，同时避免了量化误差的传播而具有良好跟踪性能。

图 4 和图 5 分别对参数 $v = 3\,\mathrm{km/s}$ 和 $v = 7\,\mathrm{km/s}$ 时的算法性能进行了仿真，对比图 3 和图 4、图 5，发现随着参数 v 的增加，跟踪算法对信道的跟踪情况越来越差。这是由于信道变化越来越大，相邻帧之间的相关性越来越小，相邻帧零空间的相关性也越小，导致算法跟踪性能下降。从图 5 中可以看出，在反馈 $B = 2$ bit 的情况下，跟踪算法性能已经差于直接用 GSP 码本量化算法的性能，此时算法跟踪失败。可以看到图中性能曲线先升后降，这是由于码本生成中参数 $\overline{r}_m$ 是逐渐减小的，球帽码本的覆盖范围由大变小，在算法初始阶段，球帽码本空间能够覆盖干扰信道真实零空间，并且随着 m 增大，球帽码本的密度越来越大，性能也越好；但随着 m 继续增大，$\overline{r}_m$ 继续减小，球帽码本空间无法再覆盖干扰信道真实零空间，所以零空间的估计误差会越来越大，导致容量性能越来越差。但在反馈 $B = 4$ bit 时算法性能仍然比 GSP 码本量化算法优秀。

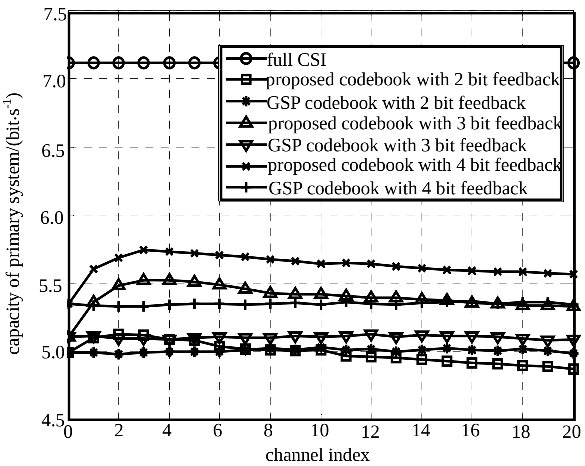

Fig.5 Performance contrast of algorithms with different feedback bits,v=7 km/s

图 5 不同反馈比特数下算法性能对比，v=7 km/s

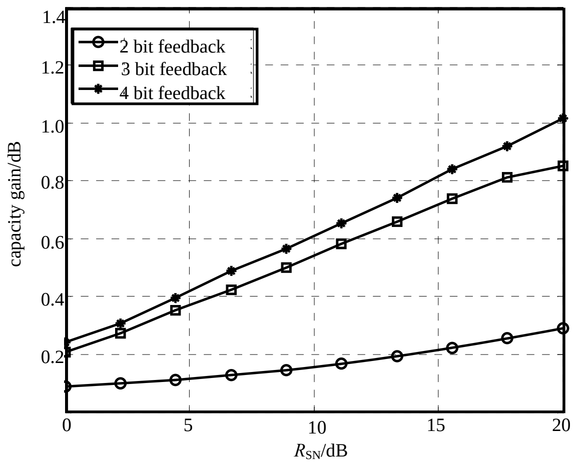

Fig.6 Capacity gain of proposed algorithm compared with GSP algorithm

图 6 所提算法相对于 Grassmannian 子空间包算法的容量增益

图 6 中描述了算法容量相对于 Grassmannian 子空间包算法的容量增益(dB)，计算方法为 $10\times\lg(C_{\mathrm{proposed}}/C_{\mathrm{GSP}})$，仿真条件为 $v = 3\,\mathrm{km/s}$。可以看出，算法相对于 GSP 算法的容量增益随着信噪比的增大而增加。而且，当算法反馈 2 bit 时，容量性能增益并不很明显，而算法反馈 3 bit 和 4 bit 时容量增益较为明显。这与图 4 中的结果一致。说明反馈更多的比特数，有助于更好地跟踪干扰信道零空间的变化。

图 7 中给出了归一化球帽半径的更新情况，从图中可以看出，$\overline{r}_m$ 随 m 的增大而逐渐减小，并且很快收敛。当 $v = 1\,\mathrm{km/s}$，在 $m = 4$ 时就达到收敛；当 $v = 10\,\mathrm{km/s}$，在 $m = 10$ 时也能达到收敛。$\overline{r}_m$ 达到收敛的次数与信道相关系数 ε、认知用户发射天线数 $M_{s,t}$、主用户的接收天

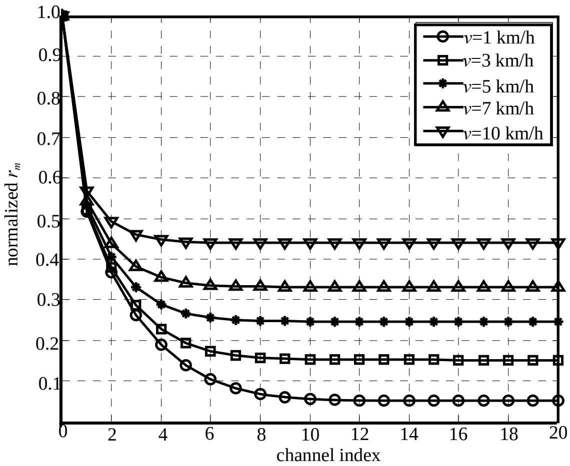

Fig.7 Normalized radius of spherical cap r_m

图 7 归一化球帽半径 r_m

线数 $M_{p,r}$ 以及反馈比特数 B 有关。如果给定这些参数，那么可以估计需要的收敛次数 $N_{\text{convergence}} = f\left(\varepsilon, M_{s,t}, M_{p,r}, B\right)$。那么根据式(26)、(27)所生成的码本在 $m > N_{\text{convergence}}$ 后就可认为都不变，等于 $Q_{N_{\text{convergence}}}$，这样就只需要设计 $Q_m, 1 \leqslant m \leqslant N_{\text{convergence}}$，减少了码本设计的工作量，减少了认知用户发射端和主用户接收端的存储量以及计算量。

4　结论

针对协作式干扰信道零空间学习，文章给出了一种基于有限反馈的干扰信道零空间学习算法。该算法利用慢变 MIMO 信道相邻帧之间信道具有相关性，设计了一种零空间码本更新方法以跟踪干扰信道。根据仿真分析可以看出，该算法在慢变 MIMO 信道下可以获得良好的性能，对主用户的影响比直接用 GSP 码本小。该码本还可以进行离线设计，只需设计有限个离线码本就可工作。

参考文献：

[1] ZHANG R,GAO F,LIANG Y C. Cognitive beamforming made practical:Effective interference channel and learning-throughput tradeoff[J]. IEEE Transactions on Communications, 2010,58(2):706-718.

[2] GAO F,ZHANG R,LIANG Y C,et al. Design of learning-based MIMO cognitive radio systems[J]. Vehicular Technology,IEEE Transactions on, 2010,59(4):1707-1720.

[3] Noam Y,Goldsmith A J. Blind null-space learning for MIMO underlay cognitive radio with primary user interference adaptation[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013,12(4):1722-1734.

[4] Manolakos A,Noam Y,Dimou K,et al. Blind null-space tracking for MIMO underlay cognitive radio networks[C]// Global Communications Conference(GLOBECOM). Anaheim,CA:IEEE, 2012:1223-1229.

[5] Noam Y,Goldsmith A J. One-bit null space learning for MIMO underlay cognitive radio[C]// Information Theory and Applications Workshop(ITA). [S.l.]:IEEE, 2013:1-7.

[6] GUI X,KANG G,ZHANG P. Cooperative precoding with limited feedback in multi-user cognitive MIMO networks[C]// Consumer Communications and Networking Conference(CCNC). [S.l.]:IEEE, 2013:376-380.

[7] HUANG K,ZHANG R. Cooperative feedback for multiantenna cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011,59(2):747-758.

[8] Pätzold M. Mobile Fading Channels[M]. England:John Wiley, 2002.

[9] 赵友轩,朱世磊,王大鸣. 基于多天线的认知无线电系统容量性能分析[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2013,11(2):219-223. (ZHAO Youxuan,ZHU Shilei,WANG Daming. Capacity analysis of cognitive radio system based on multiple antenna[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2013,11(2):219-213.)

[10] ZHU Dalin,ZHANG Yu,WANG Gang,et al. Grassmannian subspace prediction for precoded spatial multiplexing MIMO with delayed feedback[J]. Signal Processing Letters,IEEE, 2011,18(10):555-558.

[11] Williams D B. Transmission subspace tracking for MIMO systems with low-rate feedback[J]. IEEE Transactions on Communications, 2007,55(8):1629-1639.

[12] Love D J,Clerckx B. MIMO systems with limited rate differential feedback in slowly varying channels[J]. IEEE Transactions on Communications, 2011,59(4):1175-1189.

[13] IEEE P802.16 Working Group. P802.16m-2008 Draft standard for local and metropolitan area network[S]. New York:IEEE. 2008.

作者简介：

潘必胜(1990-)，男，安徽省舒城县人，在读硕士研究生，主要研究方向为认知MIMO技术.email:ee_shopcool@163.com.

任修坤(1979-)，男，河南省南阳市人，讲师，主要研究方向为无线通信系统.

胡捍英(1961-)，男，河南省南阳市人，教授，博士生导师，主要研究方向为移动通信.