

基于 Grassmannian 流形的自适应量化方案

马 莉,解培中,李 汀

(南京邮电大学 通信与信息工程学院,江苏 南京 210003)

摘 要:文中研究了有限反馈 MIMO 系统中基于 Grassmannian 流形的自适应量化问题。由于反馈延迟的存在,接收端量化的信道状态信息在反馈回发送端时已经过期。文中提出一种建立在 Grassmannian 流形上的预测算法,利用信道的时变相关性来预测下一时刻的信道状态信息,以补偿延迟,改善系统性能。为了进一步提高时变信道的量化分辨率,提出动态码本的自适应量化方案,即每一个量化时刻 k 都会产生一个与该时刻真实值最接近的码本。仿真结果表明,该算法能够提高速率,改善系统性能。

关键词:有限反馈;MIMO;Grassmannian 流形;预测;自适应量化

中图分类号:TP301

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2015)06-0219-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2015.06.049

An Adaptive Quantization Scheme Based on Grassmannian Manifold

MA Li, XIE Pei-zhong, LI Ting

(College of Communication & Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: Research the adaptive quantization problem based on the Grassmannian manifold in limited feedback Multiple-Input Multiple-Output (MIMO) system in this paper. Due to the feedback delay, the quantized CSI may become outdated before its use at the transmitter. To solve this problem, propose a prediction algorithm on the Grassmannian for delayed feedback systems by exploiting the memory in the channel to predict the next channel, compensating for delay and improve the system performance. In order to rise the quantization resolution of variable channel, propose the idea of the adaptive quantization with the dynamic codebook, that is at each quantization instant k , a quantization codebook is statistically matched to the observed CSI. Simulation results show that this algorithm can raise the sum rate and improve the system performance.

Key words: limited feedback; MIMO; Grassmannian manifold; prediction; adaptive quantization

0 引 言

MIMO 无线通信系统中常有限反馈技术为发送端提供量化的信道状态信息(CSI)。目前,为研究方便,关于有限反馈的研究只考虑无记忆量化的情况,并未考虑信道的时变性。然而,实际中无线通信系统中时变信道都具有时间相关性。利用信道之间的时间相关性能够提高发送端量化 CSI 的量化分辨率并能降低反馈开销^[1],由信道协议开销和信道时间间隔引起的反馈延迟使得接收端量化的信道状态信息在反馈回发送端时已经过期,严重影响系统性能。为了克服反馈延迟,文献[2-5]提出了预测算法。文献[2]提出在接

收端利用维纳滤波器来预测信道矢量。然而,设计维纳滤波器需要相邻信道观测值之间精确的时间相关性。通过将时间相关性信道中 CSI 的变化建模成格拉斯曼流形上的时间序列,文献[3]利用 Grassmannian 流形上特有的几何特性提出 Grassmannian 预测算法(GPC)。该算法对量化剩余误差比较敏感,基于量化方案提出来的切向码本用于提高量化分辨率。但是当 GPC 算法用于多用户 MIMO 系统时,反馈开销还是太大。文献[4]对文献[3]所提算法进行改进,提出将误差切向矢量的幅度和方向分开量化。这种量化方案能够有效地提高和速率以及增加系统鲁棒性,但在低反

收稿日期:2014-06-30

修回日期:2014-09-30

网络出版时间:2015-05-06

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61201172);江苏省自然科学基金(BK20140881);南京邮电大学引进人才项目(NY210070);南京邮电大学自孵化基金(NY213129)

作者简介:马 莉(1988-),女,硕士,研究方向为 MIMO 有限反馈技术;解培中,副教授,研究方向为电子系统和无线通信中的信号处理;李 汀,讲师,研究方向为 MIMO 通信信号处理、多用户信号处理。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20150506.1621.007.html>

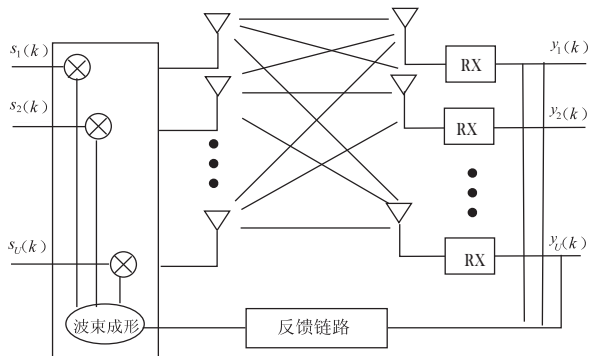
馈速率的情况下,量化分辨率较差。为降低反馈开销,文献[5]针对单用户波束成形系统提出了一种两级优化方案。在相同反馈速率的情况下,两级优化方案的系统性能比 GPC 算法要好。但两级优化的处理过程存在两大缺陷使其难以应用于多用户 MIMO 的下行链路中。缺陷一是为获得最优步长,每若干个信道就需要对移动用户做大量研究,移动设备无法承担如此庞大的计算量。缺陷二是需要另外一条反馈链路向基站不定期地反馈最优步长。文献[6]针对空分复用 MIMO 系统提出两级优化算法。文献[7]提出 Grassmannian 子空间预测编码算法(GSPC),是多数数据流情况下的两级优化算法。文献[8]提出一种鲁棒 Grassmannian 预测算法,该算法利用 Grassmannian 流形的局部欧几里得特性,通过在嵌入的矢量空间中求解一个简单的线性问题得到预测算法。该算法对剩余量化噪声不敏感,且在低比特数的情况下也能改善和速率,但需要进行测地线的拟合以便得到最优的预测值。

文中针对存在延迟的有限反馈多天线系统,提出一种新的 CSI 量化方案。与 GPC 算法一样,需要将时间相关性信道的 CSI 建模成 Grassmannian 流形上的时间序列,利用 Grassmannian 流形的微分几何特性定义切向矢量、测地线等。利用预测误差切向矢量的高斯近似提出自适应量化方案,不仅能够提高量化分辨率,还能补偿反馈延迟。仿真结果表明,该算法能够提高和速率,改善系统性能。

1 系统模型

系统模型见图1。为迫零波束成形有限反馈多用户 MIMO 系统,有一个基站和 U 个移动用户,每个用户配置一个接收天线。假设移动用户知道完美的 CSI,量化的 CSI 通过一条无误差、有延迟、有限速率的反馈链路从用户传送到基站。设 U 个移动用户事先已经经过调度,不考虑多用户的分集增益和能量的分配^[3]。

图1 系统模型



$s_u[k]$, $\mathbf{v}_u[k]$ 和 $\mathbf{h}_u[k]$ 分别表示 k 时刻第 u 个用户的复发送信号, $N_t \times 1$ 维单位范数波束成形矢量, $N_t \times 1$ 维信道矢量。发送信号 $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_U]^T$, 满足

$E[\|\mathbf{s}\| \leq P]$ 。第 u 个用户的输入输出关系可表示成:

$$y_u[k] = \mathbf{h}_u^*[k] \mathbf{v}_u[k] s_u[k] + \mathbf{h}_u^*[k] \sum_{n=1, n \neq u}^U \mathbf{v}_n[k] s_n[k] + n_u[k] \quad (1)$$

其中, $n_u[k]$ 为独立同分布的高斯白噪声,均值为 0,方差为 1。式(1)的第一项代表第 u 个用户的期望信号,第二项和式代表干扰信号。 $\mathbf{H} = [\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \dots, \mathbf{h}_U]^*$ 为 $U \times N_t$ 维复信道矩阵,在知道完美 CSI 的情况下,选择合适的波束成形矢量 \mathbf{v}_u , 干扰可以完全抵消。将信道矩阵 \mathbf{H} 的伪逆矩阵 \mathbf{H}^+ 的归一化的列向量定义为波束成形矢量,即 $\mathbf{v}_u = [\mathbf{H}^+]_{:,u} / \|\mathbf{H}^+_{:,u}\|$ 。

第 u 个用户的 SINR 可表示为:

$$\text{SINR}_u = \frac{\frac{P}{U} |\mathbf{h}_u^* \mathbf{v}_u|^2}{1 + \sum_{n \neq u} \frac{P}{N_t} |\mathbf{h}_u^* \mathbf{v}_n|} \quad (2)$$

假定发送信号 s_u^* 是高斯的,则用户 u 的速率为:

$$R_u = \log_2(1 + \text{SINR}_u) \quad (3)$$

总的和速率为 $R = \sum_{u=1}^U R_u$, 文中采用和速率作为衡量算法性能的标准之一。在有限反馈系统中, SINR 能够表示成信道方向向量的函数,即

$$\text{SINR}_u = \frac{\frac{P}{U} \|\mathbf{h}_u\|^2 |\mathbf{g}_u^* \mathbf{v}_u|^2}{1 + \sum_{n \neq u} \frac{P}{N_t} \|\mathbf{h}_u\|^2 |\mathbf{g}_u^* \mathbf{v}_n|} \quad (4)$$

由式(4)可以看出 $\mathbf{g}_u^* \mathbf{v}_u$ 是绝对值的形式,对于信道方向的任意单位旋转, SINR 都是不变的,即 $|\mathbf{g}_u^* \mathbf{v}_u|^2 = |\mathbf{g}_u^* \mathbf{v}_u e^{j\theta}|^2, \theta \in [0, 2\pi]$ 。这样就可将信道方向的矢量空间看作 Grassmannian 流形上的点,问题即转化为接收端反馈 Grassmannian 流形上的信道方向,发送端利用收集到的 CSI 进行迫零波束成形。

2 Grassmannian 流形上的基本概念

Grassmannian 流形 $G(p, N)$, $p < N$, 指的是 N 维复欧氏空间中的一系列 p 维子空间的集合^[9]。文中所涉及的是 N 维复矢量,故只讨论 $G(1, N)$ 。 $G(1, N) = \{\mathbf{x} \in \mathbb{C}^N : \mathbf{x}^* \mathbf{x} = 1\}$ 。

其中, $[\mathbf{x}]$ 表示 $\mathbf{x} e^{j\theta}, \theta \in [0, 2\pi]$ 的等价类。为书写方便,用 $\mathbf{x} \in G(1, N)$ 来代表 $[\mathbf{x}]$ 中所有等价类的平均。 $\mathbf{x}[k]$ 表示 Grassmannian 流形上不断变化的时间序列,其中 k 代表时刻值。

流形上两点之间的距离对于描述两个点之间的关系以及评估算法性能有着重要作用。设 $\mathbf{x}[k-1]$, $\mathbf{x}[k] \in G(1, N)$, 令 $\rho = \mathbf{x}^*[k-1] \mathbf{x}[k]$, 则弦距可以

定义为:

$$d(\mathbf{x}[k-1], \mathbf{x}[k]) = \sqrt{1 - |\rho|^2} \quad (5)$$

为书写方便,使用 d 和 ρ 的时候不再带有时刻值。 $\mathbf{x}[k-1], \mathbf{x}[k]$ 两点之间的角度可以定义为 $\theta = \cos^{-1} |\rho|^{[10]}$ 。

由研究可知,Grassmannian 流形具有平滑的流形结构,局部空间可以近似成欧氏空间,并可以对流形上的点进行微积分运算^[11]。令 $\mathbf{x}[k-1], \mathbf{x}[k] \in G(1, N)$, 从 $\mathbf{x}[k-1]$ 发射到 $\mathbf{x}[k]$ 的切向量定义为:

$$\begin{aligned} \mathbf{e}(k) = L(\mathbf{x}[k-1], \mathbf{x}[k]) = \tan^{-1}(\|\frac{\mathbf{x}[k]}{\rho} - \mathbf{x}[k-1]\|) \cdot \frac{\mathbf{x}[k]/\rho - \mathbf{x}[k-1]}{\|\mathbf{x}[k]/\rho - \mathbf{x}[k-1]\|} = \\ \tan^{-1}(\frac{d}{|\rho|}) \frac{\mathbf{x}[k]/\rho - \mathbf{x}[k-1]}{d/|\rho|} \end{aligned} \quad (6)$$

其中, $\|\mathbf{e}(k)\| = \tan^{-1}(\frac{d}{|\rho|})$, 代表 $\mathbf{x}[k-1]$ 与 $\mathbf{x}[k]$ 之间的弧长。单位方向为 $\vec{\mathbf{e}}[k] = \frac{\mathbf{x}[k]/\rho - \mathbf{x}[k-1]}{d/|\rho|}$, 切向矢量可以看作是幅度与方向的乘积。 $\mathbf{x}[k-1]$ 与 $\mathbf{x}[k]$ 在流形上的最短距离定义为测地线,可由切向矢量表示,即:

$$\begin{aligned} Ge(\mathbf{x}[k-1], \mathbf{e}[k], t) = \\ \mathbf{x}[k-1] \cos(\|\mathbf{e}[k]\|t) + \\ \frac{\mathbf{e}[k]}{\|\mathbf{e}[k]\|} \sin(\|\mathbf{e}[k]\|t) \end{aligned} \quad (7)$$

其中,参量 t 为步长因子,对于 $t \in [0, 1]$, 有 $Ge(\mathbf{x}[k-1], \mathbf{e}[k], 0) = \mathbf{x}[k-1]$, $Ge(\mathbf{x}[k-1], \mathbf{e}[k], 1) = \mathbf{x}[k]$ 。由式(7)可以看出,当给定流形上的一个点及其对应的切向矢量的时候,测地线由参量 t 唯一确定,故可以将式(7)所示的映射关系称为一个参量的映射。

切向矢量,测地线,并行传输之间的关系如图2所示。

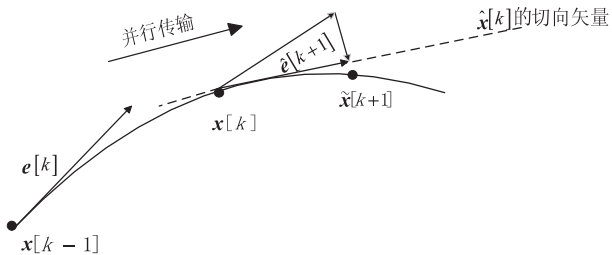


图2 切向矢量,测地线,并行传输之间的关系

切向矢量可以解释为 $\mathbf{x}[k-1]$ 与 $\mathbf{x}[k]$ 之间的正交误差信号。当基点改变时切向矢量也需要做相应的变化^[4],并行传输就是用来描述基点改变时切向矢量的变化。当基点由 $\mathbf{x}[k-1]$ 转变成 $\mathbf{x}[k]$ 时,并行传输矢量为:

$$\hat{\mathbf{e}} = \tan^{-1}(\frac{d}{|\rho|}) \frac{\mathbf{x}[k]\rho^* - \mathbf{x}[k-1]}{d} \quad (8)$$

可以看出,式(8)有与式(6)相同的幅度以及相似的方向向量,并行传输能够使得切向矢量在保持方向和幅度基本不变的情况下实现平移。有了并行传输矢量 $\hat{\mathbf{e}}$,基点 $\mathbf{x}[k]$,选择最优的步长因子 $t_{\text{opt}}^{[4]}$,即可在延长的测地线上进行预测:

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{x}}[k+1] = P(\mathbf{x}[k-1], \mathbf{x}[k], t_{\text{opt}}) = \\ \mathbf{x}[k] \cos(\|\hat{\mathbf{e}}\|t_{\text{opt}}) + \\ \frac{\mathbf{x}[k]\rho^* - \mathbf{x}[k-1]}{d} \sin(\|\hat{\mathbf{e}}\|t_{\text{opt}}) \end{aligned} \quad (9)$$

3 动态量化预测算法

$\{\mathbf{x}[k-1]\}_{k \in N} \in G(1, N_t)$ 为归一化的信道矢量, k 为时刻值。信道矢量的观测值 $\mathbf{x}[k]$ 与预测值 $\tilde{\mathbf{x}}[k]$ 之间的切向预测误差为:

$$\mathbf{e} = \tan^{-1}(\|\frac{\mathbf{x}[k]}{\rho} - \tilde{\mathbf{x}}[k]\|) \cdot \frac{\mathbf{x}[k]/\rho - \tilde{\mathbf{x}}[k]}{\|\mathbf{x}[k]/\rho - \tilde{\mathbf{x}}[k]\|} \quad (10)$$

令 $\bar{\mathbf{e}} = \mathbf{x}[k]/\rho - \tilde{\mathbf{x}}[k]$, 则有:

$$\mathbf{e} = \bar{\mathbf{e}} \frac{\tan^{-1}(\|\bar{\mathbf{e}}\|)}{\|\bar{\mathbf{e}}\|} \quad (11)$$

由文献[4]可知, $\tan^{-1}(\|\bar{\mathbf{e}}\|) = \theta(k)$, $\theta(k)$ 表示 $\tilde{\mathbf{x}}[k]$ 与 $\mathbf{x}[k]$ 之间的角度。当 $\theta(k) < 0.4 \triangleq 23^\circ$ 时, 有 $\tan^{-1}(\|\bar{\mathbf{e}}\|) \approx \|\bar{\mathbf{e}}\|$, 从而有

$$\begin{aligned} \mathbf{e} \approx \bar{\mathbf{e}} \\ \bar{\mathbf{e}} = \underbrace{(\mathbf{I}_{N_t} - \tilde{\mathbf{x}}[k]\tilde{\mathbf{x}}[k]^H)}_{P[k]} \mathbf{x}[k] \underbrace{(\tilde{\mathbf{x}}[k]^H \mathbf{x}[k])^{-1}}_{\cos\theta(k)e^{j\varphi}} \end{aligned} \quad (12)$$

其中, $P[k]$ 表示映射到预测矢量 $\tilde{\mathbf{x}}[k]$ 零空间的映射矢量。由文献[12]的推导可知, \mathbf{e} 服从高斯分布, 且其方差是时变的, $\|\mathbf{h}[k]\|^2$ 与 $\cos^2\theta(k)$ 决定方差的变化。切向预测误差 \mathbf{e} 高斯分布的近似建立在信道的时间相关性比较强的基础上。

由于切向预测误差 \mathbf{e} 近似为高斯分布, 并且方差是时变的, 为进一步提高量化分辨率, 文中通过追踪切向误差的变化, 提出一种自适应量化方案, 使得在每一个量化时刻 k 都有一个与切向误差最接近的量化码本。

在讨论算法之前, 需要先进行初始化

- ①初始化 $\tilde{\mathbf{x}}[1], \hat{\mathbf{x}}[0]$;
- ②初始化追踪因子 $s[0] = 0, v > 1$;
- ③初始化码本, 随机产生一个高斯码本 $Q^{(0)} = \{\mathbf{q}_i^{(0)} | \mathbf{q}_i^{(0)} \sim N(0, \mathbf{I}_{N_t})\}$ 。

自适应算法如下:
对任意 $k = 1, 2, \dots$
(1) 利用式(14)计算 $P[k]$ 。

$$\mathbf{P}[k] = \mathbf{I}_{N_t} - \tilde{\mathbf{x}}[k] \tilde{\mathbf{x}}[k]^H \quad (14)$$

(2) 将码本映射到切向空间中。

$$Q_{\text{corr}} = \{\mathbf{P}[k] \mathbf{q}_i^{(0)} \mid \forall \mathbf{q}_i^{(0)} \in Q^{(0)}\} \quad (15)$$

(3) 设计两个缩放码本:

$$Q_{\text{corr}-} = \{\mathbf{v}^s \mathbf{q}_i \mid \mathbf{q}_i \in Q_{\text{corr}}\} \quad (16)$$

$$Q_{\text{corr}+} = \{\mathbf{v}^s \mathbf{q}_i \mid \mathbf{q}_i \in Q_{\text{corr}}\} \quad (17)$$

$$s_- = s[k-1] - 1 \quad (18)$$

$$s_+ = \min(s[k-1] + 1, 0) \quad (19)$$

(4) 将得到的两个切向码本映射到格拉斯曼流形上得到两个格拉斯曼码本 Q_- 与 Q_+ 。根据式(7), 计算 $Ge(\tilde{\mathbf{x}}[k], \mathbf{q}_i, 1)$, $\forall \mathbf{q}_i \in Q_{\text{corr}-}$ 和 $Q_{\text{corr}+}$ 。

(5) 用上面得到的两个格拉斯曼码本进行量化。

$$\mathbf{q}_- = \underset{\mathbf{q}_i \in Q_-}{\text{argmin}} d_c(\mathbf{x}[k], \mathbf{q}_i), d_- = d_c(\mathbf{x}[k], \mathbf{q}_-) \quad (20)$$

$$\mathbf{q}_+ = \underset{\mathbf{q}_i \in Q_+}{\text{argmin}} d_c(\mathbf{x}[k], \mathbf{q}_i), d_+ = d_c(\mathbf{x}[k], \mathbf{q}_+) \quad (21)$$

(6) 由于存在两个码本, 得到两个弦距最小值, 取其中最小的一个, 从而决定使用哪一个码本。

$$\omega = \underset{i \in \{-, +\}}{\text{argmin}} d_i \quad (22)$$

(7) 确定量化值并更新缩放因子。

$$\hat{\mathbf{x}}[k] = \mathbf{q}_\omega \in Q_\omega \quad (23)$$

$$s[k] = s_\omega \quad (24)$$

(8) 反馈 q_ω 与 s_ω 的序列号。

(9) 预测:

$$\tilde{\mathbf{x}}[k+1] = P(\hat{\mathbf{x}}[k-1], \hat{\mathbf{x}}[k], t_{\text{opt}}) \quad (25)$$

对于 $\hat{\mathbf{x}}[k]$ 以及 $\tilde{\mathbf{x}}[k-1]$ 的初始化问题, 文献[13]中提出两种初始化方法。文中利用无记忆量化的技术来初始化这两个矢量。

缩放因子 $s[k]$ 通过算法中第 3 步和第 6 步选择合适的向上或向下缩放来追踪切向误差矢量 \mathbf{e} 的实际变化, 两个连续时刻的缩放比率为:

$$\frac{\mathbf{v}^{s[k]}}{\mathbf{v}^{s[k-1]}} = \mathbf{v}^{\pm 1} \quad (26)$$

因而, 参数 \mathbf{v} 的变化决定算法的追踪速度, 增加 \mathbf{v} , 可以增加追踪速度, 但是同时也增加了追踪的误差。文中提出的算法反馈开销为 $(\log_2 Q + 1)$ bit。1 bit 的开销是由缩放变化产生的, 作为额外的信道状态信息反馈给发射端。

发射端使用与接收端相同的预测算法, 首先计算出两个缩放码本 Q_- 与 Q_+ , 然后利用反馈的信息, 如 q_ω 与 s_ω , 得到量化值 $\hat{\mathbf{x}}[k]$ 以及缩放参量 $s[k]$, 最后进行预测。此处不作详细阐述。

4 仿真结果

设发送天线数 $N_t = 4$, 接收天线数 $U = N_t = 4$, 时间相关性信道模型为 AR1, 相关系数为 $\alpha = J_0(2\pi f_d T_s)$ 。

其中, J_0 表示零阶贝塞尔函数, f_d 表示多普勒频率, T_s 表示采样间隔, $\beta = f_d T_s$ 代表归一化的多普勒频率^[14]。通过 $\mathbf{h}_u[k] = \alpha \mathbf{h}_u[k-1] + \sqrt{1-\alpha^2} \mathbf{z}[k]$ 来产生时间相关性信道, $\mathbf{z}[k]$ 表示独立同分布的复高斯白噪声, 均值为 0、方差为 1。

图 3 对 β 取不同值的自适应算法、GPC 算法以及无记忆量化的情况进行了对比。GPC 算法采用文献[3]中的方式生成 6 bit 格拉斯曼码本进行量化, 是一个固定码本, 会产生比较大的量化剩余噪声。文中提出的自适应量化的方案产生的动态码本能够追踪切向矢量的变化情况, 故可以提供更接近真实值的码字。由图可以看出, 在信道相关性比较高的情况下 ($\beta = 0.001$ 或 0.01), 和速率接近于理想情况, 信道相关性比较低时, 系统性能不是特别好, 因为切向矢量无法很好地进行高斯近似, 会产生一定的误差, 所以和速率不如 GPC 算法在 $\beta = 0.001$ 的情况下高。

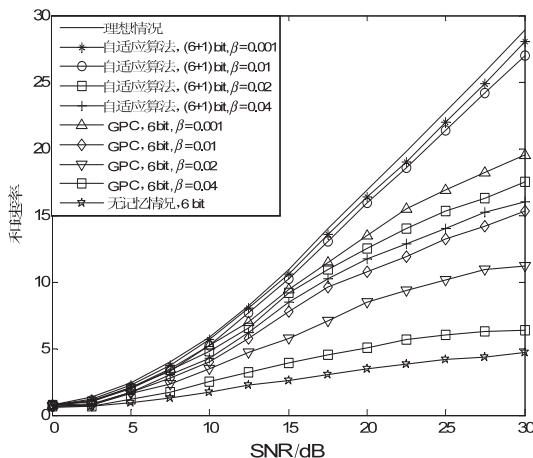


图 3 和速率的对比曲线

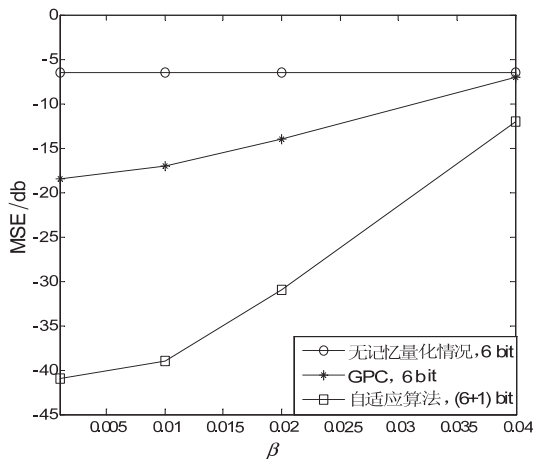


图 4 均方误差 (MSE) 的对比曲线

图 4 表示的是自适应算法、GPC 算法以及无记忆量化情况下均方误差的对比。将均方误差定义为 $\text{MSE} = 1 - E\{|\mathbf{x}_k^* \tilde{\mathbf{x}}_k|^2\}$ 。图中分别计算了 GPC 算法、自适应算法, 以及无记忆量化情况下, 预测值与观测值之间的均方误差。由图可以看出, 无记忆量化情况下

随着相关性逐渐减弱, MSE 始终为-6 dB,自适应算法的 MSE 增益始终要比 GPC 算法大; $\beta = 0.001$ 的情况下,自适应算法的 MSE 增益要比 GPC 算法的大接近 22 dB。由此也说明,在相关性比较高的情况下,文中自适应算法要比 GPC 算法好很多。

5 结束语

文中针对 MIMO 反馈系统的延迟问题,提出了一种基于 Grassmann 流形的自适应量化方案。该方案中动态码本的设计,首先对切向矢量进行高斯近似,生成高斯码本,然后映射到格拉斯曼流形上得到 Grassmann 码本。仿真结果表明,动态量化预测算法,利用动态 Grassmann 码本能够很大程度上提高量化分辨率,同时可以补偿系统的反馈延迟,改善系统性能。

参考文献:

[1] Love D J,Heath R W,Lau V K N,et al. An overview of limited feedback in wireless communication systems [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications,2008,26(8):1341-1365.

[2] Zhu Pengcheng,Tang Lan,Wang Yan,et al. Quantized beamforming with channel prediction - transactions letters [J]. IEEE Trans on Wireless Communications,2009,8(11):5377-5382.

[3] Inoue T,Heath R W. Grassmannian predictive coding for limited feedback multiuser MIMO systems [C]//Proc of 2011 IEEE international conference on acoustics,speech and signal processing. Prague:IEEE,2011:3076-3079.

[4] Inoue T,Heath R W. Grassmannian predictive coding for delayed limited feedback multiuser MIMO systems [C]//Proc of 47th annual Allerton conference on communication, control, and computing. Allerton:IEEE,2009:783-788.

[5] Zhu Dalin,Zhang Yu,Wang Gang,et al. Prediction based quantization and optimization for transmit beamforming MIMO with outdated channel direction information [C]//Proc of WCNC. [s. l.]:IEEE,2012:852-857.

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

[7] Zhu Dalin,Lei Ming. On the quantization and prediction and prediction for precoded mimo with delayed limited feedback [C]//Proc of vehicular technology conference. Yokohama:IEEE,2012:1-6.

[8] Zhang Yu,Lei Ming. Robust Grassmannian prediction for limited feedback multiuser MIMO systems [C]//Proc of wireless communications and networking conference. Shanghai:IEEE,2012:863-867.

[9] Edelman A,Arias T A,Smith S T. The geometry of algorithms with orthogonality constraints [J]. SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications,1998,20(2):303-353.

[10] Golub G H,van Loan C H. Matrix computations [M]. Maryland:The Johns Hopkins University Press,1996.

[11] Lee J M. Introduction to smooth manifolds (graduate texts in mathematics) [M]. [s. l.]:Springer,2003.

[12] Schwarz S,Heath R W,Rupp M. Adaptive quantization on a Grassmann-manifold for limited feedback beamforming systems [J]. IEEE Transactions on Signal Processing,2012,61(18):4450-4462.

[13] Inoue T,Heath R W. Grassmannian predictive coding for limited feedback in multiple antenna wireless systems [C]//Proc of CORR. [s. l.]:[s. n.],2011.

[14] Kaibin H,Heath R W. Limited feedback beamforming over temporally-correlated channels [J]. IEEE Transactions on Signal Processing,2009,57(5):1959-1975.

(上接第 218 页)

[J]. 中南大学学报:自然科学版,2012,43(4):1551-1556.

[5] Lei F,Hu P. A baseline model for office building energy consumption in hot summer and cold winter region [C]//Proc of international conference on management and service science. [s. l.]:[s. n.],2009:1-4.

[6] 夏栋良,龚延风. 基于多规则实时学习组合型 BP 神经网络的城市建筑能耗预测模型 [J]. 建筑科学,2008,24(6):90-94.

[7] Wei Yu,Li Baizhan,Lei Yarong,et al. Analysis of a residential building energy consumption demand model [J]. Energies,2011,4(3):475-487.

[8] Yalcintas M,Akkurt S. Artificial neural networks applications in building energy predictions and a case study for tropical climates [J]. International Journal of Energy Research,2005,29(10):891-901.

[9] Ekici B B,Aksoy U T. Prediction of building energy consumption by using artificial neural networks [J]. Advances in Engineering Software,2009,40(5):356-362.

[10] Li Q,Meng Q,Cai J,et al. Applying support vector machine to predict hourly cooling load in the building [J]. Applied Energy,2009,86(10):2249-2256.

[11] Zhao H X,Magoulés F. Parallel support vector machines applied to the prediction of multiple buildings energy consumption [J]. Journal of Algorithms & Computational Technology,2010,4(2):231-249.

[12] 陈立定,舒庆予. 建筑能耗监测管理平台设计 [J]. 自动化与仪表,2012,27(10):42-44.

[13] 赵希人,彭秀艳,姜广宇. 基于神经网络方法的大型电网短期负荷预报 [J]. 系统仿真学报,2006,18(6):1677-1680.

[14] 吕志民,隋筱玥. 基于多输入层遗传神经网络的热轧产品性能预测 [J]. 数据采集与处理,2012(5):625-629.

基于Grassmannian流形的自适应量化方案

作者：[马莉](#)，[解培中](#)，[李汀](#)，[MA Li](#)，[XIE Pei-zhong](#)，[LI Ting](#)
作者单位：[南京邮电大学 通信与信息工程学院, 江苏 南京, 210003](#)
刊名：[计算机技术与发展](#)
英文刊名：[Computer Technology and Development](#)
年，卷(期)：2015 (6)

引用本文格式：[马莉](#).[解培中](#).[李汀](#).[MA Li](#).[XIE Pei-zhong](#).[LI Ting](#) [基于Grassmannian流形的自适应量化方案](#)[期刊论文]-[计算机技术与发展](#) 2015 (6)