



基于K学习的Sub-6GHz辅助毫米波 信道信息获取

修越¹, 张忠培^{1*}, 赵柏睿¹, 修超²

(1. 电子科技大学通信抗干扰技术国家级重点实验室 成都 611731; 2. 青岛航空公司运输控制部门 青岛 266000)

【摘要】毫米波通信是下一代蜂窝通信之类的大数据通信的可行方案。然而, 因为毫米波频率具有极大的路径损耗, 所以为了减轻毫米波路径损耗, 混合模拟/数字波束成形可以作为一种技术来降低路径损耗。对于获得高波束增益至关重要是在发射机处获得准确的毫米波信道信息。该文着重讨论具有大规模MIMO阵列的毫米波通信系统中的信道状态信息获取问题。由于信道信息获取是一种开销很大的方法, 因此该文考虑了一种开销低的精确信道估计方案。通过在子-6GHz处提取的支持信息来辅助毫米波信道信息的获取, 将毫米波信道信息获取公式化为压缩感知问题, 并使用广义近似消息传递(GAMP)算法获得信道信息。使用子-6GHz信道的支持分布信息扩展了GAMP算法。此外, 基于K最近邻的思想, 根据子-6GHz的支持分布信息重新设计GAMP算法。仿真结果表明, 与现有的信道估计算法相比, 该算法不仅可以提高估计精度还能降低导频开销。

关键词 广义近似信息流算法; K学习; 大规模多输入多输出; 毫米波; 子-6GHz
中图分类号 TN92 **文献标志码** A **doi**:10.12178/1001-0548.2018246

Acquisition of Channel State Information Based on K-Learning Sub-6GHz Assist mmWave

XIU Yue¹, ZHANG Zhong-pei^{1*}, ZHAO Bo-rui¹, and XIU Chao²

(1. National Key Laboratory of Science and Technology on Communications, University of Electronic Science and Technology of China Chengdu 611731;
2. Operation Control Department, Qingdao Airlines Qingdao 266000)

Abstract Millimeter-wave (mmWave) communication is a practicable scheme for big data communication, such as next-generation cellular communication. However, mmWave frequencies have an extremely large path loss, for this, hybrid analog/digital beamforming could serve as an awesome technique to reduce such loss. This paper concentrates on the channel state information acquirement problem in mmWave communication systems with massive multiple-input multiple-output (MIMO) arrays. Because the channel state information acquirement is a method of significant overhead, we consider an accurate channel estimation scheme with low overhead. This paper proposes using support information extracted at Sub-6GHz to aid the mmWave channel state information acquirement. We formulate mmWave channel state information acquirement as a compressive sensing problem and use generalized approximate message passing (GAMP) algorithm. We also extend the GAMP algorithm with support distribution information from Sub-6GHz channel. Furthermore, based on the K nearest neighbor idea, we redesign the GAMP algorithm depending on Sub-6GHz support distribution information. Simulation results show that the out-of-band information aided mmWave channel estimation is capable of reducing the pilot overhead greatly and channel estimation accuracy can be improved as well.

Key words generalized approximate message passing (GAMP); K-learning; massive multiple-input multiple-output (MIMO); millimeter wave; Sub-6GHz

在5G通信中, 信道估计是一个重要问题。特别是对于毫米波(mmWave)大规模多输入多输出(MIMO)系统, 只有通过获取准确的信道信息才能设计混合预编码矩阵。为了获取mmWave大

MIMO系统的信道信息, 压缩感知(compressed sensing, CS)技术已经被广泛地应用。利用mmWave信道的稀疏性, CS技术可以极大地提高信道估计精度。在CS算法中, 广义近似信息流

收稿日期: 2018-09-25; 修回日期: 2019-12-12

基金项目: 国家自然科学基金(61671128)

作者简介: 修越(1992-), 男, 博士生, 主要从事毫米波通信方面的研究。

通信作者: 张忠培, E-mail: zhangzp@uestc.edu.cn

(GAMP) 算法是一个重要技术。尽管 GAMP 算法具有性能好、低复杂度等特点,但是由于 mmWave 通信系统中采用模拟预编码器,导致接收信号维度大幅减少,这对信道估计非常不利,即便采用 GAMP 算法也不能实现高的估计精度。根据文献 [1-2],发现如果知道稀疏信号中非零元素的位置即支撑集信息,GAMP 算法的性能将会得到极大提高,还能减少训练信号开销,提高符号利用率。在之前的研究中,假设非零元素位置信息是已知的。但是这个假设在实际中是不合理的,为此可以利用文献 [3] 提供的子-6GHz(Sub-6GHz)和 mmWave 信道的空间一致性来获取支撑集信息。

尽管 Sub-6GHz 信道和 mmWave 信道存在大量不同,二者的信道模型有时是不通用的^[4],然而,它们在空间上存在一致性^[5-6]。当位置和阵列排布方式相同时,二者在到达角、离开角和角度功率谱上存在一致性,称这种一致性为空间一致^[7]。

本文利用 Sub-6GHz 信道和 mmWave 信道的空间一致性来获取 mmWave 支撑集分布,将获取的分布信息作为 GAMP 算法的先验信息,然后结合 K 学习更新先验信息,得到 K-GAMP 算法。仿真结果表明 K-GAMP 算法可减少导频开销,提高估计精度。

1 系统模型

本文中, \mathbf{A} 和 \mathbf{a} 分别表示矩阵和向量, a_i 表示 \mathbf{a} 中的第 i 个元素, $A_{i,j}$ 是 \mathbf{A} 中第 (i,j) 个元素。转置运算、共轭运算和共轭转置运算分别表示为 $(\cdot)^T$ 、 $(\cdot)^*$ 和 $(\cdot)^H$ 。 $\mathbb{E}[\cdot]$ 是期望运算并且 $\text{var}(\cdot)$ 为方差运算。 $\delta(\cdot)$ 表示冲激响应函数。 \mathbb{C} 和 \mathbb{R} 分别表示实数域和复数域。 $CN(x;a,b)$ 是满足方差为 b 、均值为 0 的高斯分布的变量 x 。

图 1 为一个包括 Sub-6GHz 和 mmWave 的双基站系统。

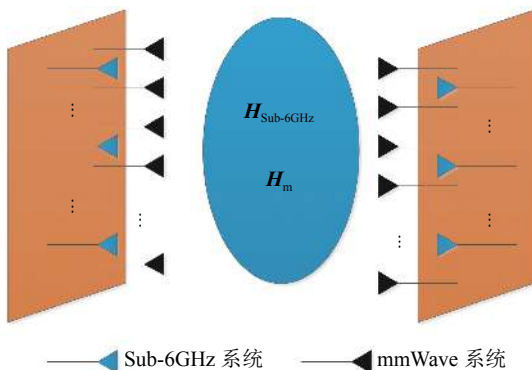


图 1 Sub-6GHz 系统和 mmWave 系统的结构

图 1 双基站系统中 Sub-6GHz 天线阵列和 mmWave 天线阵列为均匀线性阵列并且二者是共址的(即平行排列)。下面给出 Sub-6GHz 和 mmWave 的系统模型。

Sub-6GHz 系统是一个全数字系统,所以 Sub-6GHz 的接收信号为:

$$\mathbf{y}[k] = \mathbf{Z}^H \mathbf{H}_{\text{Sub-6}} \mathbf{D} \mathbf{x}[k] + \mathbf{Z}^H \mathbf{n}[k] \quad (1)$$

式中, $\mathbf{Z} \in \mathbb{C}^{N_r \times L}$ 为组合矩阵; $\mathbf{D} \in \mathbb{C}^{N_t \times L}$ 为预编码矩阵; N_t 和 N_r 分别为发射天线和接收天线数; L 为数据流长度; $\mathbf{x}[k] \in \mathbb{C}^{L \times 1}$ 为发射数据流。因为要利用 Sub-6GHz 信道和 mmWave 信道的空间一致性,所以采用几何信道建模方法。时延域的 Sub-6GHz 信道为:

$$\mathbf{H}_{\text{Sub-6}}[l] = \sum_{i=1}^I \sum_{r_i=1}^{R_i} \alpha_{r_i} \delta(lT_s - \tau_i - \tau_{r_i}) \times \mathbf{a}_r(\theta_i + \vartheta_{r_i}) \mathbf{a}_t^H(\phi_i + \varphi_{r_i}) \sqrt{\frac{N_r N_t}{L_s}} \quad (2)$$

式中, L_s 为路径衰落因子; I 是信道路径数量; T_s 为 OFDM 符号间隔; $\mathbf{a}_r(\theta_i + \vartheta_{r_i})$ 和 $\mathbf{a}_t(\phi_i + \varphi_{r_i})$ 分别为接收阵列响应和发射阵列响应向量。频域信道 $\mathbf{H}_{\text{Sub-6}}$ 能通过傅里叶变换得到:

$$\mathbf{H}_{\text{Sub-6}} = \sum_{l=0}^{L_1-1} \mathbf{H}_{\text{Sub-6}}[l] e^{-\frac{2\pi k}{K} l} \quad (3)$$

同样,对于 mmWave 信道,可以表示为:

$$\mathbf{H}_m[l] = \sum_{j=1}^J \sum_{r_j=1}^{R_j} \alpha_{r_j} \delta(lT_s - \tau_j - \tau_{r_j}) \times \mathbf{a}_R(\theta_j + \vartheta_{r_j}) \mathbf{a}_T^H(\phi_j + \varphi_{r_j}) \sqrt{\frac{N_R N_T}{L_m}} \quad (4)$$

式中, L_m 为路径衰落因子; J 是信道路径数量; $\mathbf{H}_m[l]$ 表示 mmWave 时延域信道; $\mathbf{a}_R(\theta_j + \vartheta_{r_j})$ 和 $\mathbf{a}_T(\phi_j + \varphi_{r_j})$ 分别表示发射端和接收端的阵列响应向量。同样,用傅里叶变换能得到 mmWave 频域信道为:

$$\mathbf{H}_m = \sum_{l=0}^{L_2-1} \mathbf{H}_m[l] e^{-\frac{2\pi k}{K} l} \quad (5)$$

式中, \mathbf{H}_m 是 mmWave 频域信道。mmWave 接收信号为:

$$\mathbf{y}_m[k] = \mathbf{W}_B^H \mathbf{W}_R^H \mathbf{H}_m \mathbf{F}_R \mathbf{F}_B \mathbf{x}[k] + \mathbf{W}_B^H \mathbf{W}_R^H \mathbf{v}[k] \quad (6)$$

式中, $\mathbf{W}_B \in \mathbb{C}^{N_1 \times L}$ 和 $\mathbf{W}_R \in \mathbb{C}^{N_R \times N_1}$ 分别表示接收端的

模拟组合矩阵和数字组合矩阵; $\mathbf{F}_B \in \mathbb{C}^{N_2 \times L}$ 和 $\mathbf{F}_R \in \mathbb{C}^{N_T \times N_2}$ 表示发射端的数字预编码和模拟预编码矩阵; N_T 和 N_R 表示发射天线和接收天线。通过研究之前的工作不难发现以下规律: 1) 信道特性随频率而变化, 并且差异随着载波频率的增加而增加; 2) 具有延迟特性的多径对频率具有依赖性; 3) 某些路径可能会以一个频率呈现。4) Sub-6GHz 和 mmWave 的路径数满足规律 $I \geq J$ 和 $R_i \geq R_j$ 。这些性质在仿真中将被用到。下面讨论 Sub-6GHz 和 mmWave 信道的空间一致性。由于空间一致性常常表现为 Sub-6GHz 和 mmWave 信道的支撑集位置存在重合, 所以将空间一致性也称为支撑集一致性。

2 基于 Sub-6GHz 信道提取毫米波信道支撑集信息

由于 Sub-6GHz 信道和 mmWave 信道的维度不相同, 设计预编码矩阵将 Sub-6GHz 信道的维度进行扩展, 然后获取 mmWave 支撑集信息。Sub-6GHz 系统的发射天线数 $N_t = 8$, 接收天线数 $N_r = 2$, 因此 Sub-6GHz 信道就是一个 8×2 的矩阵。mmWave 系统的发射天线数 $N_T = 64$, 接收天线数 $N_R = 16$, mmWave 信道是一个 64×16 的矩阵。根据文献 [5-6] 给出的矩阵提取 Sub-6GHz 信道支撑集信息为:

$$\mathbf{\Omega}_{\text{Sub-6}} = \mathbf{W}^H \mathbf{H}_{\text{Sub-6}} \mathbf{F} \quad (7)$$

式中, $\mathbf{\Omega}_{\text{Sub-6}}$ 是 64×16 的矩阵; \mathbf{W} 是 8×64 的矩阵; \mathbf{F} 是 2×16 的矩阵。根据文献 [8], $\mathbf{W}\mathbf{W}^H \approx \mathbf{W}^H\mathbf{W} \approx \mathbf{I}$, $\mathbf{F}\mathbf{F}^H \approx \mathbf{F}^H\mathbf{F} \approx \mathbf{I}$, 其中, \mathbf{I} 是单位矩阵。同样, 通过调整 mmWave 系统的模拟预编码矩阵和数字预编码矩阵也能得到 mmWave 的支撑集分布信息为:

$$\mathbf{\Omega}_m = \mathbf{W}_m^H \mathbf{H}_m \mathbf{F}_m \quad (8)$$

式中, $\mathbf{\Omega}_m$ 是 64×16 的矩阵; \mathbf{W}_m 和 \mathbf{F}_m 分别为 64×64 和 16×16 的矩阵。仿真结果如图 2 所示。

由图 2 可以看出: 首先, 由于矩阵 \mathbf{W} 和 \mathbf{F} 、 \mathbf{W}_m 和 \mathbf{F}_m 满足近似酉矩阵特性, 所以二者经过这种变换后不会改变信道的功率; 其次, mmWave 的支撑集位置信息和 Sub-6GHz 的支撑集位置信息是重合的, 即 $\text{supp}(\mathbf{\Omega}_m) \subset \text{supp}(\mathbf{\Omega}_{\text{Sub-6}})$ 。Sub-6GHz 提供了 mmWave 信道的支撑集分布信息, 但是这个支撑集信息是粗略的, 可以视为先验信息。下面介绍问题公式和如何利用 K 学习来更新先验信息。

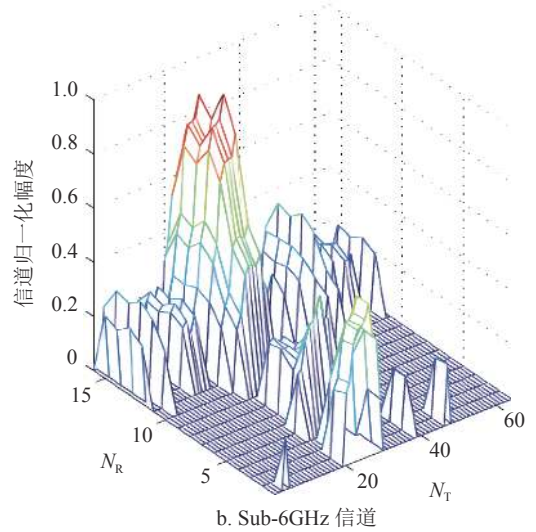
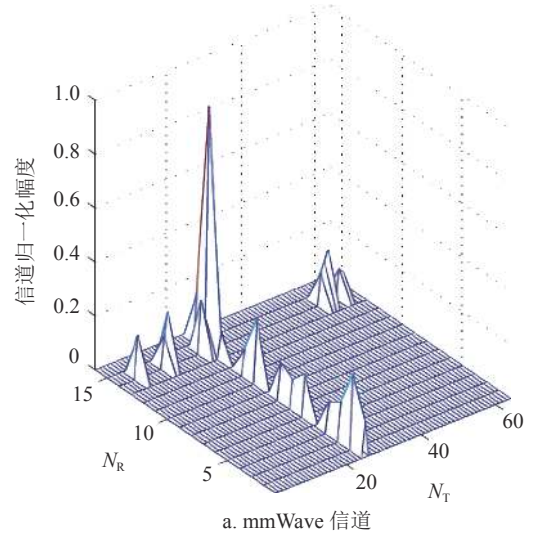


图2 Sub-6GHz 信道和 mmWave 信道的支撑集一致性

3 问题公式

为了应用 CS 技术, 将式 (5) 化简为:

$$\mathbf{H}_m = \mathbf{A}_R \mathbf{H}_d \mathbf{A}_T^H \quad (9)$$

式中, \mathbf{A}_R 和 \mathbf{A}_T 分别为接收端和发射端的阵列响应矩阵; \mathbf{H}_d 为时延域稀疏信道矩阵。将式 (9) 代入式 (6) 中, 有:

$$\mathbf{y}_m[k] = \mathbf{W}_B^H \mathbf{W}_R^H \mathbf{A}_R \mathbf{H}_d \mathbf{A}_T^H \mathbf{F}_R \mathbf{F}_B \mathbf{x}[k] + \mathbf{W}_B^H \mathbf{W}_R^H \mathbf{v}[k] \quad (10)$$

假设使用了 K 个子载波并且信道 \mathbf{H}_m 是准静态信道, 式 (10) 进一步整理为:

$$\mathbf{Y}_m = \mathbf{W}_B^H \mathbf{W}_R^H \mathbf{A}_R \mathbf{H}_d \mathbf{A}_T^H \mathbf{F}_R \mathbf{F}_B \mathbf{X} + \mathbf{N} \quad (11)$$

式中, $N_{i,j} \sim \mathcal{CN}(N_{i,j}; 0, \sigma^2)$ 为高斯白噪声; $\mathbf{X} \in \mathbb{C}^{L \times K}$ 为导频矩阵。只有将问题公式化简为 $\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{n}$ 的形式, 才能应用 CS 技术。根据矩阵向量化公式 $\text{vec}(\mathbf{ABC}) = (\mathbf{C}^H \otimes \mathbf{A})\text{vec}(\mathbf{B})$, 式 (11) 化简为:

$$\begin{aligned} \text{vec}(\mathbf{Y}_m) &= \text{vec}(\mathbf{W}_B^H \mathbf{W}_R^H \mathbf{A}_R^H \mathbf{H}_d \mathbf{A}_T \mathbf{F}_R \mathbf{F}_B \mathbf{X}) + \text{vec}(\mathbf{N}) \\ \mathbf{y} &= \underbrace{\text{vec}((\mathbf{A}_T \mathbf{F}_R \mathbf{F}_B \mathbf{X})^H \otimes (\mathbf{W}_B^H \mathbf{W}_R^H \mathbf{A}_R^H))}_{\mathbf{A}} \underbrace{\text{vec}(\mathbf{H}_d)}_{\mathbf{h}} + \mathbf{n} \\ \mathbf{y} &= \mathbf{A}\mathbf{h} + \mathbf{n} \end{aligned} \quad (12)$$

式中, \mathbf{A} 为感知矩阵; $n_{i,j} \sim CN(n_{i,j}; 0, \sigma_n^2)$ 同样满足高斯分布。至此, 信道估计问题转化为 CS 处理的典型问题。根据文献 [9], \mathbf{h} 中的元素满足伯努利高斯分布:

$$h_i = \begin{cases} 0 & p = 1 - \lambda_i \\ CN(h_i; 0, \sigma_h^2) & p = \lambda_i \end{cases} \quad (13)$$

根据上面叙述, 已知了 mmWave 信道的支撑集信息 $\lambda = \text{supp}(\text{vec}(\mathbf{\Omega}_{\text{Sub-6}}))$ 和问题公式 $\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{h} + \mathbf{n}$ 。下面介绍 K-GAMP 算法。

4 基于 K 学习的广义近似信息流算法 (K-GAMP)

本文利用 K 学习的思想, 根据文献 [10], 在原有的 GAMP 算法中首先要对支撑集的位置进行判断, 使用 $\boldsymbol{\pi}$ 表示位置向量。当估计向量 \mathbf{h} 中的元素 h_i 为非零元素时, 且算法迭代次数 T 足够时, 有:

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \pi_i^{(T)} = 1 \quad (14)$$

当估计向量中的元素 h_i 为零元素时, 有:

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \pi_i^{(T)} = 0 \quad (15)$$

由于估计向量维度过大, 使算法 GAMP 的导频开销变的极大。利用估计的信道作预编码时, 不需要零元素, 所以在信道估计中只考虑非零元素, 这样会极大缩小估计数量且减少导频开销^[11], 通过使用 Sub-6GHz 提供的支撑集信息可以实现这个目标。将示性向量函数 $\boldsymbol{\pi}$ 的初始迭代值设为:

$$\boldsymbol{\pi}^{(0)} = \boldsymbol{\lambda} \quad (16)$$

由于 Sub-6GHz 信道提供的是粗略估计信息, 所以要缩小这个初始值。利用 K 学习的方法进行判断, 给出如图 3 所示的非零元素的位置关系。

如图 3a 所示, 如果非零元周围都是零元素, 存在如下的关系:

$$\pi_k^{(j)} < \pi_k^{(j-1)} \quad k = 1, 2, \dots, 4 \quad (17)$$

由于非零元周围最多有 4 个相邻元素, 所以 k 在 1~4 之间变化。如果非零元素周围满足式 (17), 变量 π_i 在第 j 次迭代为:

$$\pi_i^{(j)} = \begin{cases} 1 & \pi_i^{(j)} > \pi_i^{(j-1)} \\ 0 & \pi_i^{(j)} < \pi_i^{(j-1)} \end{cases} \quad (18)$$

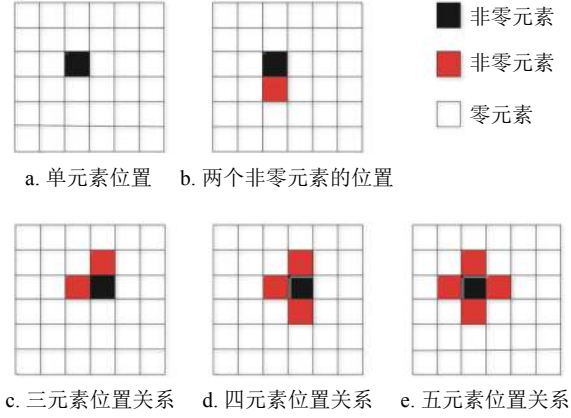


图 3 mmWave 信道中非零元素的位置关系

非零元素的位置关系如图 3b~图 3e 所示, 非零元素周围的元素将会表现为如下两种关系:

$$\begin{cases} \pi_{k_1}^{(j)} > \pi_{k_1}^{(j-1)} & k_1 = 1, 2, \dots, 4 \\ \pi_{k_2}^{(j)} < \pi_{k_2}^{(j-1)} & k_2 = 1, 2, \dots, 4 \end{cases} \quad (19)$$

根据 K 学习思想, 非零元素位置 π_i 为:

$$\pi_i^{(j)} = \frac{1}{N(i)} \sum_k \pi_k^{(j)} \quad (20)$$

式中, $N(i)$ 表示非零元素 i 周围元素的个数, 由于采用 4 阶 K 学习算法, 所以本文中 $N(i) = 4$ 。

K-GAMP 的算法如下:

输入: \mathbf{y} , \mathbf{A} , $\boldsymbol{\lambda}$, $\boldsymbol{\pi}^{(0)}$, σ^2 , σ_h^2

初始化: $\hat{\mathbf{h}}^{(0)} = \mathbf{0}$, $\boldsymbol{\pi}^{(0)} = \boldsymbol{\lambda}$, $\text{var}(\hat{\mathbf{h}}^{(0)}) = \mathbf{1}$, $\hat{\mathbf{z}}^{(0)} = \mathbf{0}$

1) for $t = 1, 2, \dots, T$

2) $\hat{\mathbf{z}}_i^{(t)} = \sum_j A_{i,j} \hat{h}_j^{(t)}$, $\forall i$

3) $\text{var}(\hat{\mathbf{z}}_i^{(t)}) = \sum_j |A_{i,j}|^2 \text{var}(\hat{h}_j^{(t-1)})$, $\forall i$

4) $\hat{z}_i^{(t)} = z_i^{(t)} (y_i - (z_i^{(t)} - \text{var}(z_i^{(t)}) z_i^{(t-1)})) / (\text{var}(\hat{z}_i^{(t)}) + \sigma^2)$, $\forall i$

5) $\text{var}(\hat{z}_i^{(t)}) = 1 / (\text{var}(z_i^{(t)}) + \sigma^2)$

6) $\text{var}(\hat{y}_i^{(t)}) = 1 / \left(\sum_j |A_{i,j}|^2 \text{var}(\hat{z}_i^{(t)}) \right)$,

7) $\pi_i^{(t)} = 1 / \left(1 + \frac{1 - \lambda}{\lambda} \frac{CN(\hat{y}_i^{(t)}; 0, \text{var}(\hat{y}_i^{(t)}))}{CN(\hat{y}_i^{(t)}; 0, \text{var}(\hat{y}_i^{(t)}) + \sigma^2)} \right)$

8) $r_i^{(t)} = (\hat{y}_i^{(t)} / \text{var}(\hat{y}_i^{(t)})) / (1 / \text{var}(\hat{y}_i^{(t)}) + 1 / \sigma^2)$,

9) $v_i^{(t)} = 1 / (1 / \text{var}(\hat{y}_i^{(t)}) + 1 / \sigma^2)$,

10) if $\pi_k^{(t)} < \pi_k^{(t-1)}$ $k = 1, 2, \dots, 4$

11) $\pi_i^{(t)} = \begin{cases} 1 & \pi_i^{(t)} > \pi_i^{(t-1)} \\ 0 & \pi_i^{(t)} < \pi_i^{(t-1)} \end{cases}$

12) else if

$\begin{cases} \pi_{k_1}^{(t)} > \pi_{k_1}^{(t-1)} & k_1 = 1, 2, \dots, 4 \\ \pi_{k_2}^{(t)} < \pi_{k_2}^{(t-1)} & k_2 = 1, 2, \dots, 4 \end{cases}$

- 13) $\pi_i^{(t)} = \frac{1}{N(i)} \sum_k^{N(i)} \pi_k^{(t)}$
- 14) end
- 15) end
- 16) $\hat{h}_i^{(t)} = \pi_j^{(t)} r_i^{(t)}$,
- 17) $\text{var}(h_i^{(t+1)}) = \pi_i^{(t)} (v_i^{(t)} |r_i^{(t)}|^2) - (\pi_i^{(t)})^2 |r_i^{(t)}|^2$,
- 18) while $\hat{h}_i^{(t)} \approx \hat{h}_i^{(t+1)}$,
- 19) end
- 20) end
- 21) 输出: $\hat{h}^{(t+1)}$

本文在文献 [12] 中 GAMP 算法的基础上给出了结合了 Sub-6GHz 信道提供的支撑集信息的 GAMP 算法, 即 K-GAMP 算法。由于文章篇幅有限, 不再重复文献 [12] 中的 GAMP 算法。下面通过仿真结果来说明改进的 K-GAMP 算法的性能。

5 仿真结果

在分析中, 考虑一个发射天线数为 64、接收天线数为 16 的大 MIMO mmWave 系统。Sub-6GHz 系统的发射接收天线数分别为 8 和 2。除此之外, mmWave 信道服从独立复高斯分布, 在 Sub-6GHz 中获取的是完美的信道信息。

K-GAMP 算法与导频开销和信噪比的比较分析分别如图 4 和图 5 所示, 在仿真中使用归一化均方误差对估计精度进行评估。通过比较发现相比于传统的 GAMP 算法, 本文提出的 K-GAMP 不仅在估计精度上取得了很大提高, 也极大地减少了导频开销。从图 4 和图 5 中发现传统的 OMP 算法在这种系统中几乎不能正常工作。在图 6 中, 通过比较 5 种算法给系统带来的频谱效率提升来衡量算法的性能。同样, 本文的 K-GAMP 在提升频谱效率上仍然是最好的。

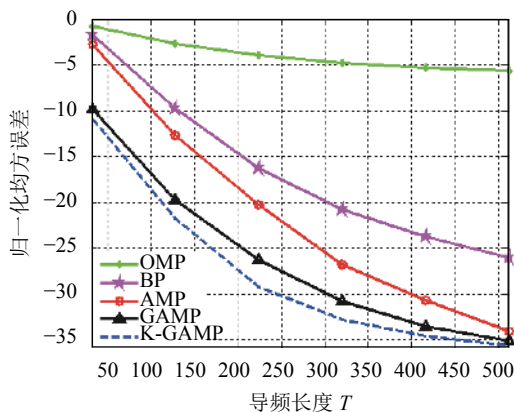


图 4 当信噪比固定时, 5 种算法关于导频长度的关系

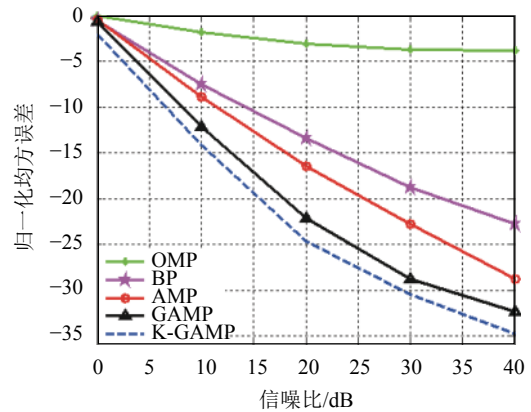


图 5 当信噪比固定时, 5 种算法关于导频长度的关系

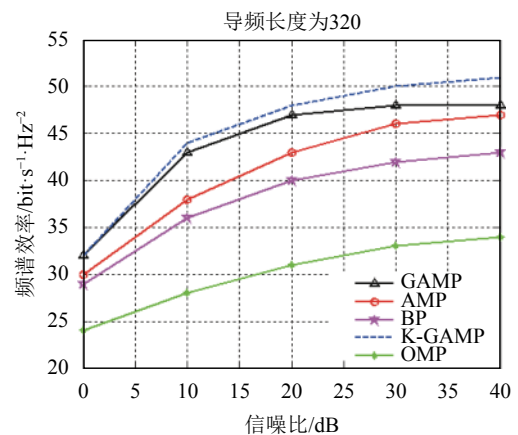


图 6 在导频长度固定时, 5 种算法的频谱效率比较

6 结束语

本文针对混合毫米波系统信道估计问题, 通过利用 Sub-6GHz 信道和 mmWave 信道的空间一致性确定 mmWave 非零元素位置信息。在此基础上给出了一种全新的信道估计算法 K-GAMP。仿真结果表明, 利用 Sub-6GHz 辅助 mmWave 信道估计可以大幅减少导频开销和提高估计精度。此外, 与现有的算法相比, 还能显著提高系统频谱效率。

参 考 文 献

[1] WANG Wen-yuan, XIU Yue, LI Bin-ru, et al. FDD downlink channel estimation solution with common sparsity learning algorithm and zero-partition enhanced GAMP algorithm[J]. IEEE Access, 2018, 16(6): 11123-11145.

[2] WANG Wen-yuan, XIU Yue, ZHANG Zhong-pe, et al. FDD massive MIMO downlink channel estimation with complex hybrid generalized approximate message passing algorithm[J]. J Ambient Intell Humanized Comput, 2017, DOI: 10.1007/s12652-017-0634-x.

(下转第 466 页)