



基于优化 BM3D 的毫米波大规模 MIMO 信道估计

邱佳锋

(杭州电子科技大学通信工程学院, 浙江 杭州 310018)

摘要: 针对毫米波大规模多入多出系统在射频链路数量有限时, 波束域信道估计是一个有挑战性的问题, 提出一种基于优化 BM3D 的信道估计方案。利用基于三维透镜的多入多出系统信道矩阵可被视为二维自然图像的结构特性, 将图像重构技术融入信道估计。BM3D 是目前最精确的图像去噪算法之一, 通过块匹配实现分组, 利用三维变换域的收缩完成协同滤波。考虑信道的稀疏特性和路径的聚类特性, 对 BM3D 算法进一步优化以提高性能。仿真结果表明, 提出的优化 BM3D 方案在所有考虑的信噪比区域均能取得令人满意的信道估计精度。

关键词: 毫米波通信; BM3D; 大规模多入多出; 波束域信道估计; 三维透镜天线阵列

中图分类号: TN911.22

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2020136

Optimized BM3D for mmWave massive MIMO channel estimation

QIU Jiafeng

School of Communication Engineering, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China

Abstract: Focused on the issue in which beamspace channel estimation is challenging for mmWave massive MIMO system when the number of RF chains is limited, a channel estimation scheme based on optimized BM3D was proposed. The MIMO channel matrix based on 3D lens-based can be regarded as a 2D natural image, and the image reconstruction technology was integrated into the channel estimation. BM3D was considered as one of the most accurate algorithms for image denoising, while the grouping was realized by block-matching and collaborative filtering was accomplished by shrinkage in a 3D transform domain. Utilizing the sparsity feature of the channel and the clustering feature of the paths, the BM3D algorithm was optimized in order to improve the performance. Simulations are provided to show that proposed optimized BM3D scheme can achieve satisfactory accuracy in all considered SNR regions.

Key words: millimeter-wave communications, BM3D, massive MIMO, beamspace channel estimation, 3D lens antenna array

收稿日期: 2019-12-19; 修回日期: 2020-04-17

基金项目: 浙江省自然科学基金资助项目 (No.LY12F01008)

Foundation Item: The Natural Science Foundation of Zhejiang Province of China (No.LY12F01008)

1 引言

5G 移动通信系统利用毫米波频段大量的频谱和大规模多入多出 (massive MIMO) 技术有效地提高系统容量和频谱效率^[1]。在毫米波大规模多入多出系统中, 因为在基站端引入大规模天线阵列, 使得系统实现的计算复杂度和硬件成本急剧上升^[2]。透镜天线阵列将传统的空域信道转换到波束域, 可以有效减少所需射频链路数量, 进而显著降低能耗和复杂度^[3]。

然而使用有限的射频链路来获得毫米波大规模多入多出系统的波束域信道状态信息在实际中是困难的。参考文献[4]利用三维波束域信道模型的水平方向和垂直方向的自由度, 提出一种基于自适应支撑检测的信道估计方案。参考文献[5]将三维透镜天线阵列系统的信道矩阵视为一张二维自然图像, 提出一种源于图像重构领域的基于余弦近似信息传递的信道估计方案。参考文献[6]将去噪卷积神经网络融入用于信道估计的迭代稀疏信号恢复算法, 提出一种基于学习去噪的近似信息传递 (learned denoising-based AMP, LDAMP) 的信道估计方案。参考文献[7]首先使用学习近似信息传递网络获得初步估计的信道矩阵, 然后采用参考文献[8]提出的残差网络以进一步减少信道噪声的影响。

参考文献[9]提出一种基于去噪近似信息传递 (denoising-based AMP, D-AMP) 的架构, 以迭代方式整合一类广泛的去噪器, 包括高斯核回归、双边滤波^[10]、非局部均值^[11]和块匹配三维滤波 (block-matching and 3D filtering, BM3D)^[12]。其中高斯核回归是最简单的去噪器, 通过系数服从高斯分布的滤波器实现; 双边滤波根据相邻像素的空间相近性和像素值的相似性计算权重, 从而设定相应的像素值; 非局部均值计算具有相似邻域像素的平均值, 且像素邻域的有噪值相较于单个有噪像素值可以更好反映其真实值; BM3D 可

看作非局部均值和小波阈值的结合体, 在实际中其显著优于上述技术, 在移除噪声方面表现出色。BM3D-AMP 是用于压缩信号恢复最精确的算法之一。尽管参考文献[6]将 BM3D-AMP 作为对比方案, 但其采用的是标准配置 BM3D, 信道估计性能存在进一步改进空间。

针对毫米波信道严重的路径损耗, 考虑在低信噪比传播环境下进行信道估计。通过对 BM3D 参数进行合理设置, 提出一种基于优化 BM3D (optimized BM3D, OBM3D) 的信道估计方案。其可降低射频链路数, 从而实现 5G 提出的绿色通信。仿真结果表明提出的方案对于噪声和射频链路数均具有较好的稳健性。

2 系统模型

考虑传统的毫米波大规模多入多出系统, 基站端有一个配备 $M \times N$ 天线阵列的三维透镜, K 条射频链路通过选择网络 $W \in Q^{K \times MN}$ 连接 MN 根天线。选择网络 W 采用全连接一位移相器并归一化, 即其每项为 $\pm 1/\sqrt{K}$ 。为简化描述, 仅考虑使用单天线的单用户, 且只要不同用户的导频信号在时间上正交即可拓展到多用户场景。

采用参考文献[13]提出的基于几何的 Saleh-Valenzuela 毫米波信道模型。波束域信道矩阵为:

$$H = \sqrt{MN/P} \sum_{i=1}^P \alpha^{(i)} A(\phi^{(i)}, \theta^{(i)}) \in \mathbb{R}^{M \times N} \quad (1)$$

其中, P 表示路径数量, $\alpha^{(i)}$ 表示第 i 条路径的增益, $\phi^{(i)}$ 和 $\theta^{(i)}$ 分别表示入射平面波第 i 条路径的水平方向和垂直方向的到达角。 $A(\phi^{(i)}, \theta^{(i)}) \in \mathbb{R}^{M \times N}$ 表示阵列响应矩阵, 若 m 和 n 分别表示第 m 行和第 n 列, 则由参考文献[14]有:

$$A_{m,n} = a \sin c(m - D_y \sin(\phi^{(i)})) \sin c(n - D_z \sin(\theta^{(i)})) \quad (2)$$

其中, a 表示透镜孔径, D_y 表示等效透镜长度, D_z



表示等效透镜宽度,均由信道矩阵的几何特性决定。

由式(2)可知,波束域信道矩阵 $\mathbf{H}$ 的项通过天线阵列响应矩阵 $\mathbf{A}$ 是相关的。这一特性与二维自然图像高度相似,即信道是稀疏的且相邻项之间的变化是不明显的。考虑二维灰度图像的值域为 $[0,255]$,对信道向量进行归一化处理:

$$\mathbf{h} = 255 \times (\bar{\mathbf{h}} - \bar{h}_{\min}) / (\bar{h}_{\max} - \bar{h}_{\min}) \in \mathbb{R}^{MN \times 1} \quad (3)$$

其中, $\bar{\mathbf{h}} \in \mathbb{R}^{MN \times 1}$ 通过向量化 $\mathbf{H}$ 获得, $\bar{h}_{\max}$ 和 $\bar{h}_{\min}$ 分别表示信道向量 $\bar{\mathbf{h}}$ 的最大项和最小项。

针对时分双工传输模式,在上行训练阶段,用户发送导频符号 s 到基站,则基站侧的接收信号向量为:

$$\mathbf{y} = \mathbf{h}s + \mathbf{n} \in \mathbb{R}^{MN \times 1} \quad (4)$$

其中, $\mathbf{n} \sim N(0, \sigma^2 \mathbf{I}) \in \mathbb{R}^{MN \times 1}$ 表示高斯噪声向量。考虑导频信号对收发双方均已知,令 $s=1$,则给定选择网络 $\mathbf{W}$,经过射频链路后的接收信号表示为:

$$\mathbf{r} = \mathbf{W}\mathbf{y} = \mathbf{W}\mathbf{h} + \bar{\mathbf{n}} \in \mathbb{R}^{K \times 1} \quad (5)$$

其中, $\bar{\mathbf{n}} = \mathbf{W}\mathbf{n} \sim N(0, \sigma^2 \mathbf{I}) \in \mathbb{R}^{K \times 1}$ 是经过选择网络后的等效噪声。

3 信道估计

针对利用接收信号 $\mathbf{r}$ 和给定的选择网络 $\mathbf{W}$ 恢复高维的波束域信道向量 $\mathbf{h}$ 的问题,提出基于 OBM3D 的方案进行信道估计。

3.1 D-AMP 架构

参考文献[9]指出若问题是高维的,则可近似一个信息传递算法的迭代且获得基于去噪的近似信息传递算法(D-AMP):

$$\mathbf{z}^{l+1} = \mathbf{r} - \mathbf{W}\hat{\mathbf{h}}^{l+1} + \frac{1}{K} \mathbf{z}^l \text{div} D_{\hat{\sigma}^l}(\hat{\mathbf{h}}^l + \mathbf{W}^T \mathbf{z}^l) \in \mathbb{R}^{K \times 1} \quad (6)$$

$$\hat{\mathbf{h}}^{l+1} = D_{\hat{\sigma}^l}(\hat{\mathbf{h}}^l + \mathbf{W}^T \mathbf{z}^l) \in \mathbb{R}^{MN \times 1} \quad (7)$$

其中, $\hat{\mathbf{h}}^l \in \mathbb{R}^{MN \times 1}$ 是第 l 次迭代的输入, $\mathbf{z}^l \in \mathbb{R}^{K \times 1}$ 表示第 l 次迭代的残差向量, $\hat{\mathbf{h}}^{l+1}$ 是第 l 次迭代的输出, $\hat{\sigma}^l$ 是去噪器的一个参数,定义为

$\hat{\sigma}^l = \|\mathbf{z}^l\|_2 / K$, div 表示散度。

若将去噪器的输入 $\mathbf{x}^l = \hat{\mathbf{h}}^l + \mathbf{W}^T \mathbf{z}^l \in \mathbb{R}^{MN \times 1}$ 视为一个有噪信道向量:

$$\mathbf{x}^l = \mathbf{h} + \hat{\mathbf{n}}^l \quad (8)$$

其中, $\hat{\mathbf{n}}^l = \hat{\mathbf{h}}^l - \mathbf{h} + \mathbf{W}^T \mathbf{z}^l \sim N(0, (\hat{\sigma}^l)^2 \mathbf{I}) \in \mathbb{R}^{MN \times 1}$ 是有效噪声。D-AMP 依赖于 $\hat{\mathbf{n}}^l$ 在每次迭代均是服从独立同分布高斯噪声的假设,即 $\hat{\mathbf{n}}^l$ 独立于信道向量 $\mathbf{h}$ 。Onsager 校正项 $\mathbf{z}^l \text{div} D_{\hat{\sigma}^l}(\hat{\mathbf{h}}^l + \mathbf{W}^T \mathbf{z}^l) \in \mathbb{R}^{K \times 1}$ 移除中间项的偏差,使得有效噪声 $\hat{\mathbf{n}}^l$ 服从加性高斯白噪声模型,从而满足假设。去噪器 $D_{\hat{\sigma}^l}$ 的作用是通过移除有效噪声 $\hat{\mathbf{n}}^l$ 从而利用有噪信道向量 $\mathbf{x}^l$ 估计信道向量 $\mathbf{h}$ 。随着迭代次数的增加,有效噪声方差 $\hat{\sigma}^l$ 逐渐减少并最终收敛于一个有限值。

因为 $\text{div} D_{\hat{\sigma}^l}$ 的精确表达式通常很难获得,采用蒙特卡洛近似来计算散度 $\text{div} D_{\hat{\sigma}^l}$ 。给定去噪器 $D_{\hat{\sigma}^l}$,使用独立同分布随机向量 $\mathbf{b} \sim N(0, \mathbf{I}) \in \mathbb{R}^{MN \times 1}$,则可估计相应的散度:

$$\begin{aligned} \text{div} D_{\hat{\sigma}^l} &= \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} E_{\mathbf{b}} \{ \mathbf{b}^T (D_{\hat{\sigma}^l}(\mathbf{x}^l + \varepsilon \mathbf{b}) - D_{\hat{\sigma}^l}(\mathbf{x}^l)) / \varepsilon \} \\ &\approx \mathbf{b}^T (D_{\hat{\sigma}^l}(\mathbf{x}^l + \varepsilon \mathbf{b}) - D_{\hat{\sigma}^l}(\mathbf{x}^l)) / \varepsilon \end{aligned} \quad (9)$$

其中, ε 是一个特别小的数,常可设置为 10^{-9} 。

3.2 BM3D 去噪器

参考文献[9]在理论上证明若去噪算法 A 性能优于去噪算法 B,则基于 A 的 D-AMP 性能也会优于基于 B 的 D-AMP。又 BM3D 是图像去噪领域性能最好的算法之一,所以 BM3D-AMP 是用于压缩信号恢复最精确的算法之一。

在 BM3D 算法中,通过块匹配实现分组,由三维变换域的收缩完成协作滤波。且 BM3D 要求使用的二维矩阵是固定大小的正方形块。通过从有噪输入矩阵中连续地提取参考块,从而实现对有噪输入矩阵的处理,对于每个这样的块:首先寻找与参考块相似的块(块匹配),且将这些块堆起来形成一个三维阵列(组);再对这个组执行协同滤波,并将所有成组块已获得的二维估计

返回到其初始位置。处理完所有参考块后，已获得的块估计存在重叠，即对于每个点有多个估计。聚集这些估计从而形成矩阵的整体估计。具体算法由以下两个步骤构成。

(1) 步骤 1 基础估计。

- 基于块的估计。对有噪矩阵的每个块，寻找与当前处理块相似的块，然后将这些块堆在一起形成一个三维阵列（组）。对形成的组执行三维变换，采用变换域系数的硬阈值可减弱噪声，执行逆三维变换来产生全体已分组块的估计，再返回这些块的估计到其最初位置。
- 聚集。通过加权平均所有已获得的存在重叠的基于块的估计，计算真实矩阵的基础估计。

(2) 步骤 2 最终估计：利用基础估计，执行提升的分组和协作维纳滤波。

- 基于块的估计。对每个块，利用基础估计的块匹配来寻找相似于当前处理块的块位置。使用这些位置，形成分别来自有噪矩阵和基础估计的两个组。对上述两个组均进行三维变换。对有噪组执行维纳滤波，并将基础估计的能量谱当作真实的能量谱。通过对滤波系数执行逆三维变换产生所有已分组块的估计，再返回这些块的估计到其原始的位置。
- 聚集。通过使用加权平均聚集所有已获得

的局部估计，计算真实矩阵的最终估计。

有两个主要动机实施步骤 2 最终估计：使用基础估计而不是有噪矩阵可以提高块匹配的分组性能；采用基础估计作为用于维纳滤波的真实信号，相较于有噪数据的三维能量谱简单的硬阈值是更有效和精确的。

值得指出的是，参考文献[9]已经将 BM3D 的 MATLAB 实现代码上传到互联网，可以方便地找到。且提出的基于 OBM3D 的方案，主要是在 BM3D 算法基础上进行优化，故读者可以方便地重现相应的结果。

3.3 优化的 BM3D 方案

尽管 BM3D 算法可实现有效降噪，但其存在较多需要根据经验设置的参数。例如基础估计部分需要设置变换域系数的硬阈值以抑制噪声，而相应的阈值设定若过大或过小均会严重影响估计性能。参考文献[6]将标准配置 BM3D 作为对比方案，但其参数根据图像去噪问题设置，并未充分利用毫米波信道的稀疏结构特性。即针对式(1)所示的波束域信道矩阵，若信号小于硬阈值则被视为噪声，硬阈值将其设置为 0，导致有效信息丢失。因此基础估计部分的阈值应适当降低，从而使得足够的稀疏信号高于设定的阈值，尽可能保留信道矩阵的细节信息，从而进一步改善信道估计性能。

提出的 OBM3D 方案在参考文献[12]中标准配置的基础上，通过大量仿真，修改参数见表 1。

表 1 OBM3D 对 BM3D 的参数修改

参数		BM3D 标准配置的参数		OBM3D 的参数
		$\sigma \leq 40$	$\sigma > 40$	σ
用于步骤 1 硬阈值(ht)的参数	滑动步长 $N_{\text{step}}^{\text{ht}}$	3	4	2
	Kaiser 窗参数 β^{ht}	2.0	2.0	2.5
	三维变换域阈值 λ_{3D}	2.7	2.8	2.25
用于步骤 2 维纳滤波 (wie) 的参数	滑动步长 $N_{\text{step}}^{\text{wie}}$	3	6	2
	Kaiser 窗参数 β^{wie}	2.0	2.0	1.5



其中, σ 表示加性高斯白噪声的标准差, 且 $\sigma \leq 40$ 表示噪声并没有严重影响分组的正确性, $\sigma > 40$ 代表噪声功率很高。值得指出的是因为二维灰度图像的值域为 $[0, 255]$, 所以这里 σ 会大于传统的信号归一化时的噪声功率。

分别用于第 3.2 节步骤 1 硬阈值和步骤 2 维纳滤波的滑动步长 $N_{\text{step}}^{\text{ht}}$ 和 $N_{\text{step}}^{\text{wie}}$, 表示当前处理的参考块与接下来要处理的参考块的间隔。显然, 随着滑动步长的减少, 基于块的估计可获得更多的分组, 又无论是步骤 1 的协作硬阈值还是步骤 2 的协作维纳滤波, 均需要对以形成的分组执行三维变换。适当减少滑动步长能够有效提升性能, 但与此同时总体计算复杂度近似与滑动步长的平方成反比, 因此提出的基于 OBM3D 的方案设置滑动步长为 $N_{\text{step}}^{\text{ht}} = N_{\text{step}}^{\text{wie}} = 2$ 。

三维变换域阈值 λ_{3D} 是步骤 1 基础估计当中减弱噪声的硬阈值函数 r 的一个参数, 即:

$$r(w) = \begin{cases} w, & |w| \geq \lambda_{3D}\sigma \\ 0, & |w| < \lambda_{3D}\sigma \end{cases} \quad (10)$$

显然通过合理设置 λ_{3D} 可以取得最佳去噪效果。考虑到噪声服从零均值高斯分布, 且绝大部分噪声的幅值较小。即硬阈值在保证信号幅值能够超过所设阈值 $\lambda_{3D}\sigma$ 的同时, 尽可能地过滤噪声。

β^{ht} 和 β^{wie} 分别是第 3.2 节步骤 1 和步骤 2 中用于重构的二维 Kaiser 窗参数。其中 Kaiser 窗是扁长椭球窗的近似, 能最大化主瓣能量。对给定长度的 Kaiser 窗, 参数 β 控制相应的旁瓣衰减。

综上, 提出的 OBM3D 方案通过优化相应的参数, 使得 BM3D 去噪器适应毫米波大规模多入多出系统信道的稀疏特性和路径的聚类特性, 从而显著提高信道估计精度。

4 仿真结果

为验证提出的基于 OBM3D 的方案在采用三

维透镜的毫米波大规模多入多出系统的信道估计性能, 在 MATLAB 2017b 平台上使用蒙特卡洛方法进行仿真。详细的仿真参数见表 2。

表 2 仿真系统参数设置

参数	数值
射频链路 K	410
路径数 P	4
信道矩阵宽度 M	64
信道矩阵长度 N	64
等效透镜长度 D_y	12
等效透镜高度 D_z	12
透镜孔径 a	20
采样率 $\delta = \frac{K}{MN}$	0.1
水平方向到达角 ϕ	$U(-\pi/2, \pi/2)$
垂直方向到达角 θ	$U(-\pi/2, \pi/2)$

采用归一化均方误差 (normalized mean square error, NMSE) 作为信道估计的性能度量, 定义为:

$$\text{NMSE} = \|\hat{\mathbf{h}} - \mathbf{h}\|_2^2 / \|\mathbf{h}\|_2^2 \quad (11)$$

其中, $\hat{\mathbf{h}}$ 是估计的信道矩阵的向量化, $\|\cdot\|_2$ 表示 l_2 范数。

图 1 所示为采样率 $\delta=0.1$ 时, 提出的基于 OBM3D 方案与其他方案在不同信噪比下的归一化均方误差性能对比。首先, 基于 LDAMP 方案和基于 D-AMP 方案(包括高斯核回归、双边滤波、BM3D 和 OBM3D)通过利用去噪器取得远优于基于自适应支撑检测方案和基于余弦近似信息传递方案的性能。其次, 基于 LDAMP 的方案可在适度的信噪比区域 (0~20 dB) 取得最佳信道估计性能, 体现深度学习技术的优越性。但是基于深度学习模型的性能与训练时所选取的数据集有密切的关系, 当测试环境比较恶劣, 即信噪比在 -10~0 dB 时, 噪声超过模型可处理的极限, 导

致基于 LDAMP 的方案性能严重恶化。与此相对, BM3D-AMP 是压缩信号恢复最精确的算法之一, 提出的基于 OBM3D 的方案在 BM3D-AMP 基础上做进一步优化, 无论在低信噪比区域还是适度的信噪比区域均能取得令人满意的信道估计性能。考虑毫米波严重的路径损耗, 提出的方案在恶劣传播环境下取得良好性能是重要的。最后, 对基于 BM3D 的方案与提出的方案做进一步对比: 在 $-10 \sim 4$ dB 信噪比区域, 提出的方案的归一化均方误差性能至少比基于 BM3D 的方案低 2 dB, 充分体现提出方案参数优化的必要性; 在 $10 \sim 20$ dB 较高信噪比区域, 归一化均方误差低于 -18 dB, 提出的方案与基于 BM3D 的方案性能均可精确估计信道, 两条曲线基本重合。

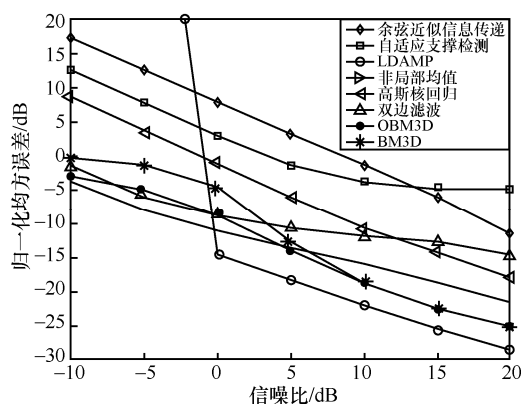


图1 采样率 $\delta=0.1$ 时的归一化均方误差性能对比

图2所示为采样率 $\delta=0.05$ 且其他参数与图1相同时, 提出的方案与其他方案的信道估计性能对比。首先, 可以观察到基于高斯滤波的方案在采样率降低时性能严重恶化, 在整个信噪比区域都无法有效估计信道。其次, 相较于当采样率 $\delta=0.1$ 时基于 LDAMP 的方案在 $0 \sim 20$ dB 信噪比区域均能取得杰出的性能, 采样率 $\delta=0.05$ 时基于 LDAMP 的方案在信噪比为 $5 \sim 20$ dB 时仍取得最优表现, 说明采样率降低对基于 LDAMP 的方案有影响, 但当信噪比足够高时, 由于深度学习技术强大的性能, 其依然优于其他方案。

此外, 提出的基于 OBM3D 方案的归一化均方误差性能在所有考虑的信噪比区域均低于基于 BM3D 的方案, 且随着信噪比的增大, 两者的差值随着增大, 体现提出的方案对 BM3D 改进的优越性。同时, 考虑到基于 BM3D 的方案在采样率 $\delta=0.05$ 时整体估计性能不佳, 甚至在 19 dB 以上的高信噪区域不如基于余弦近似信息传递的方案, 提出的基于 OBM3D 的方案在整个信噪比区域仍能取得令人满意的信道估计性能是不简单的。

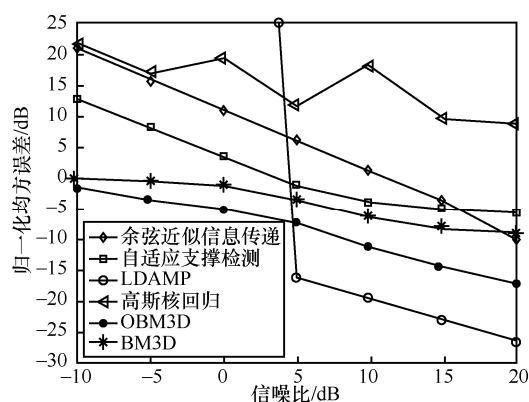


图2 采样率 $\delta=0.05$ 时的归一化均方误差性能对比

图3所示为采样率 $\delta=0.075$ 各方案的信道估计性能。通过对比图1、图2可知, 首先, 随着采样率的降低, 各方案的信道估计性能均出现恶化; 其次, 基于 LDAMP 的信道估计方案在信噪比足够时能取得最佳性能, 但随着采样率的降低, 所需信噪比相应增加; 然后, 基于 BM3D 的方案, 当采样率 $\delta=0.1$ 时, 在高信噪比区域可实现与提出的 OBM3D 方案曲线基本重合, 当采样率下降时, 基于 BM3D 的方案在高信噪比区域与提出方案的性能差距逐渐增大, 并且在采样率 $\delta=0.05$ 且信噪比为 20 dB 时, 其性能甚至不如基于余弦近似信息传递的方案; 最后, 提出的 OBM3D 方案在整个信噪比区域均能取得令人满意的信道估计性能, 并且随着采样率的降低, 在低信噪比区域性能变化较小, 体现了提出方案对于噪声和采样率均具有较好的稳健性。

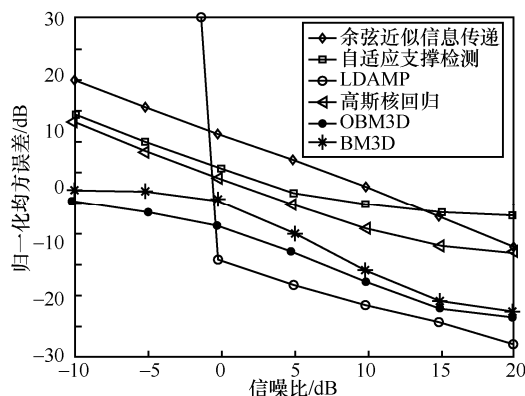


图3 采样率 $\delta=0.075$ 时的归一化均方误差性能对比

5 结束语

本文研究了基于三维透镜的毫米波大规模多出系统的信道估计问题,针对 D-AMP 架构提出一种优化的 BM3D (OBM3D) 方案,并对比了提出方案的估计性能。仿真结果表明,提出方案无论在低信噪比区域还是适度的信噪比区域,均能取得优越的性能,同时,当采样率降低时,相较于对比方案所受影响较小,说明推荐方案对于噪声和采样率均具有较好的稳健性。

参考文献:

- [1] 倪善金, 赵军辉. 5G 无线网络物理层关键技术[J]. 电信科学, 2015, 31(12): 1-6.
NI S J, ZHAO J H. Key technologies in physical layer of 5G wireless communication network[J]. Telecommunications Science, 2015, 31(12): 1-6.
- [2] 阳析, 金石. 大规模 MIMO 系统传输关键技术研究进展[J]. 电信科学, 2015, 31(5): 1-8.
YANG X, JIN S. Overview of key technologies of transmission in massive MIMO system[J]. Telecommunications Science, 2015, 31(5): 1-8.
- [3] ZENG Y, ZHANG R. Millimeter wave MIMO with lens antenna array: a new path division multiplexing paradigm[J]. IEEE Transactions on Communications, 2016, 64(4): 1557-1571.
- [4] GAO X, DAI L, HAN S, et al. Beam-space channel estimation for 3D lens-based millimeter-wave massive MIMO systems [C]// Proceedings of International Conference on Wireless Communications & Signal Processing. Piscataway: IEEE Press, 2016: 1-5.

- [5] YANG J, WEN C, JIN S, et al. Beam-space channel estimation in mmWave systems via cosparse image reconstruction technique[J]. IEEE Transactions on Communications, 2018, 66(10): 4767-4782.
- [6] HE H, WEN C, JIN S, et al. Deep learning-based channel estimation for beam-space mmWave massive MIMO systems[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 7(5): 852-855.
- [7] WEI Y, ZHAO M, LEI M, et al. An AMP-based network with deep residual learning for mmWave beam-space channel estimation[J]. IEEE Wireless Communication Letters, 2019, 8(4): 1289-1292.
- [8] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2016: 770-778.
- [9] METZLER C, MALEKI A, BARANIUK R. From denoising to compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2016, 62(9): 5117-5144.
- [10] TOMASI C, MANDUCHI R. Bilateral filtering for gray and color images[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE Press, 2002: 839-846.
- [11] BUADES A, COLL B, MOREL J. A non-local algorithm for image denoising[C]//Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2005: 1-6.
- [12] DABOV K, FOI A, KATKOVNIK V, et al. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(8): 2080-2095.
- [13] MO J, SCHNITER P, HEATH R. Channel estimation in broadband millimeter wave MIMO systems with few-bit ADCs[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(5): 1141-1154.
- [14] ZENG Y, YANG L, ZHANG R. Multi-user millimeter wave MIMO with full-dimensional lens antenna array [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(4): 2800-2814.

[作者简介]



邱佳锋 (1995-), 男, 杭州电子科技大学通信工程学院硕士生, 主要研究方向为毫米波大规模 MIMO 系统信道估计。