

基于线搜索的改进的共轭梯度追踪算法

李溪玉, 邹卫霞

(北京邮电大学信息与通信工程学院, 北京 100876)

摘要: 针对高动态环境下毫米波 MIMO-OTFS 系统中需处理的数据量大, 导致信道估计难度增加, 通信质量下降的问题, 本文设计了一种基于 Wolfe 线搜索的改进的共轭梯度追踪 (MCGPW) 算法。该算法利用一个精细的共轭参数并推导其最佳公式, 同时考虑到共轭梯度追踪 (CGP) 算法的全局收敛性以及高维矩阵的运算量, 使用非精确线搜索的方法计算搜索步长代替一维精确的计算方式。仿真结果证明, 相对于 OMP 算法和其他的共轭梯度追踪算法, MCGPW 算法在毫米波 MIMO-OTFS 系统中具有较高的估计精度。

关键词: 通信与系统信息; 毫米波; OTFS; 梯度追踪; 信道估计

中图分类号: TN928

An modified conjugate gradient pursuit algorithm based on line search

LI Xiyu, ZOU Weixia

(School of Information and Communication Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876)

Abstract: To solve the problem of the large amount of data to be processed in millimeter-wave MIMO-OTFS systems in highly dynamic environment, which increases the difficulty of Channel estimation and degrades communication quality, this paper designs a Modified Conjugate Gradient Pursuit based on Wolfe line search (MCGPW) algorithm. The algorithm uses a delicate conjugate parameter and derives its optimal formula. Considering the global convergence of the Conjugate Gradient Pursuit (CGP) algorithm and the computation amount of high dimensional matrix, the algorithm uses the non-exact line search method to calculate the search step size instead of the one dimensional accurate calculation method. The simulation results show that compared with OMP and other Conjugate Gradient Pursuit algorithms, MCGPW algorithm has higher estimation accuracy in millimeter wave MIMO-OTFS system.

Keywords: Communication and information systems; millimeter-wave; OTFS; Gradient Pursuit; Channel estimation

0 引言

依据高动态环境下毫米波技术的优势, 毫米波仍是第五代 (5G) 乃至下一代 (6G) 无线通信网络的研究重点。为了建立毫米波多输入多输出 (MIMO) 系统中用户与基站之间的有效连接, 信道状态信息 (CSI) 的获取是其中必不可少的一环^[1]。高动态场景中的信道具有双选择性^[2], 即具有由多径效应引起的频率选择性衰落以及由多普勒效应引起的时间选择性衰落, 传统的 OFDM 系统在这种环境下无法得到完美的信道估计结果。对此, R.Hadani 等人^[3]提出了一种新的二维调制方案, 称为正交时频空 (OTFS) 调制, 与 OFDM 系统结合

作者简介: 李溪玉 (1998-), 女, 主要研究方向: 无线通信

通信联系人: 邹卫霞 (1972-), 女, 副教授、博导, 主要研究方向: 短距离无线通信新技术. E-mail: zwx0218@bupt.edu.cn

后形成了一种相对稳定、稀疏的信道模型。

随后,许多研究人员对基于 OTFS 系统的信道估计展开了更深层次的研究,三维稀疏结构化正交匹配追踪(3D-SOMP)算法^[4]与基于张量分解的正交匹配追踪(OMP)算法^[5]均利用 MIMO-OTFS 系统的信道在时延-多普勒-角度的结构化稀疏特性,构建了性能较好的信道估计算法。然而,OMP 类算法中使用的正交投影会导致庞大的计算量。故 T.Blumensath 等人^[6]提出用梯度下降法代替最小二乘法求解匹配追踪算法中的无约束最优化问题,得到了低计算复杂度的梯度追踪(GP)算法。根据梯度下降的计算方式不同,GP 算法包括最速下降 GP 算法,共轭梯度下降(CGP)算法,以及利用高阶导数的牛顿追踪(NP)法^[7]和拟牛顿追踪法^[8]。GP 类算法中收敛速度与重构精度折中的 CGP 算法更适用于 MIMO 系统。实际上,目前运用于信道估计的 CGP 算法的表现不佳,其估计性能只能接近 OMP 算法^[9],且没有考虑到算法的全局收敛性。因此,本文设计了一种基于 Wolfe 线搜索的改进的共轭梯度追踪(MCGPW)算法,利用一个精细的共轭参数进行计算并推导其最佳公式,同时使用 Wolfe 线搜索的方法计算步长保证其全局收敛性。该算法不需要设计复杂的接收机结构,且无需提供任何先验信息,具有较高的实用性。

1 系统模型

假设毫米波 MIMO-OTFS 系统中基站配置 N_t 根天线,共有 N_u 个单天线用户,下行信道包含 N_d 条主要传输路径,每条主径有 N_s 条子径。信息传输过程中,第 i 条主径中所有子径的时延均为 τ_i ,其中第 s_i 条子径中,路径增益为 α_{s_i} ,多普勒频移为 f_{s_i} ,空间角为 ψ_{s_i} ,则第 q 根天线上的时变多径信道可以表示为

$$h[\kappa, l, q] = \sum_{i=1}^{N_d-1} \sum_{s_i=1}^{N_s-1} \alpha_{s_i} e^{j2\pi f_{s_i} \tau T_s} p_{rc}((l)_M T - \tau_i) e^{-j2\pi q \psi_{s_i}} \quad (1)$$

其中 T_s 为系统采样间隔, $p_{rc}(\tau)$ 为在 τ 处计算的带限整形滤波器响应, $(\cdot)_M$ 表示除以 M 后取余。

第 q 根天线上的时变多径信道 $h[\kappa, l, q]$ 在时延-多普勒-角度域可表示为

$$H[k, l, s] = \sum_{q=0}^{N_t-1} \sum_{n=0}^{N_s-1} h[n(M + N_{CP}) + 1, (l)_M, q] e^{-j2\pi \left(\frac{nk}{N} - \frac{sq}{N_t} \right)} \quad (2)$$

其中, N_{CP} 为循环前缀的长度。时延-多普勒-角度域的三维信道由 $H[k, l, s]$ 张成,且三维信道具有结构化稀疏性,具体表现为在时延域上具有一般稀疏性,在多普勒域中具有块稀疏性,在角度域上具有突发稀疏性。

OTFS 符号大小为 $M \times N$,其中导频符号大小为 $M_\tau \times N_\nu$,保护间隔在时延维度上占 M_g 格,在多普勒维度上占 N_g 格,如图 1 所示。时延-多普勒域上的接收信号由发送信号与时延-多普勒信道脉冲响应的相位补偿二维周期卷积给出^[4]。若假设传输的导频信号为 $x[k, l, q]$,则在接收端进行处理后的接收信号 $y[k, l]$ 为

$$y[k, l] = \sum_{s=-\frac{N_t}{2}}^{\frac{N_t}{2}-1} \sum_{l'=0}^{M_g-1} \sum_{k'=-\frac{N_g}{2}}^{\frac{N_g}{2}-1} v[k', l-l'] z[k-k', l-l', s] H[k, l, s] + n[k, l] \quad (3)$$

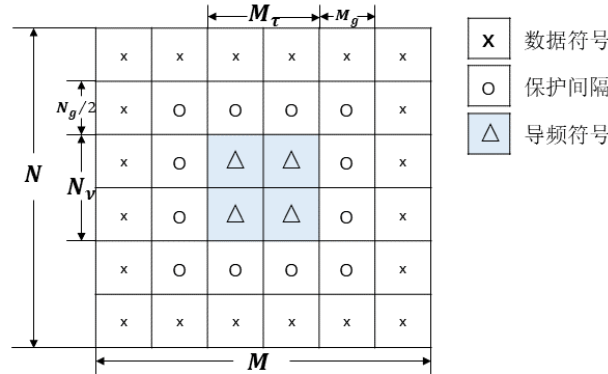


图 1OTFS 帧结构

Fig.1 OTFS frame structure

其中, $v[k', l-l']$ 为补偿相位, $z[k-k', l-l', s] = \sum_{q=0}^{N_t-1} x[k-k', l-l', q] e^{-j2\pi \frac{sq}{N_t}}$, $n[k, l]$ 为噪声功率为 σ^2 的加性高斯白噪声。

对式 (3) 进行处理, 得到, 则

$$\mathbf{y} = \sum_{s=-\frac{N_t}{2}}^{\frac{N_t}{2}-1} \mathbf{V} \odot \mathbf{Z}_s \mathbf{h}_s + \mathbf{n} \quad (4)$$

进一步简化, 则

$$\mathbf{y} = \Theta \mathbf{h} + \mathbf{n} \quad (5)$$

其中, $\Theta = [\mathbf{V} \odot \mathbf{Z}_{-N_t/2} \dots \mathbf{V} \odot \mathbf{Z}_0 \dots \mathbf{V} \odot \mathbf{Z}_{N_t/2-1}]^T$, $\mathbf{h} = [\mathbf{h}_{-N_t/2}^T \dots \mathbf{h}_0^T \dots \mathbf{h}_{N_t/2-1}^T]^T$ 。一维的信道向量 \mathbf{h} 由三维信道张量截断而得到, 同样具有稀疏性, 故而可以将信道估计问题转换成压缩感知问题。

2 算法设计

2.1 梯度追踪类算法

目前压缩感知中的信号重构算法主要分为三类: 贪婪算法, 凸优化算法, 基于贝叶斯的信号重构算法。常见的贪婪算法中运用最为广泛的 OMP 算法在感知矩阵规模较大时存在计算量急剧增加等无法避免的缺陷。对此, T.Blumensath 等人提出用梯度下降法代替正交投影计算无约束最优化问题 $f(\mathbf{h}_{\Gamma^n}) = \min \|\mathbf{y} - \Theta_{\Gamma^n} \mathbf{h}_{\Gamma^n}\|_2^2$, 由此得到 GP 类算法, 式 (6) 为 GP 类算法的核心表达式

$$\mathbf{h}_{\Gamma^n}^n = \mathbf{h}_{\Gamma^{n-1}}^{n-1} + a^n \mathbf{d}_{\Gamma^n}^n \quad (6)$$

其中 Γ^n 表示第 n 次迭代中的索引序列集合, $\mathbf{d}_{\Gamma^n}^n$ 表示搜索方向, a^n 表示搜索步长。从上式中可以看出, 通过不同的获取搜索方向的方法可以获得不同的 GP 算法。当搜索方向为负梯

度方向时, 得到相对简单的最速下降 GP 算法。然而, 最速下降 GP 算法在逼近极小值点时下降缓慢, 出现锯齿效应。除此之外, NP、拟牛顿追踪等其他 GP 算法中获取搜索方向时都需要对 Hesse 矩阵进行运算, 不适用于解决毫米波 MIMO-OTFS 系统中大规模数据问题。因此, 本文主要研究共轭梯度追踪 (CGP) 算法并对其进行改进。

2.2 基于 Wolfe 线搜索的改进的共轭梯度追踪算

共轭梯度法是另一种解决无约束最优化问题的数学方法, 既能避免出现最速下降法中的锯齿效应, 又能解决牛顿法中计算量大的问题。共轭梯度法中要求每次迭代中的搜索方向与之前所有迭代的搜索方向都共轭。故 CGP 算法中的搜索步长为

$$\mathbf{d}_{\Gamma^n}^n = -\nabla f(\mathbf{h}_{\Gamma^n}^n) + \beta^n \mathbf{d}_{\Gamma^{n-1}}^{n-1} \quad (7)$$

其中 β^n 为共轭参数。共轭参数在共轭梯度法中起着至关重要的作用, 每一次迭代中的搜索方向直接由 β^n 决定。为了解决目前 CGP 算法性能不佳的问题, 本文考虑一个在 Elman 神经网络中运用的精细的共轭参数 β_{MBQJ}^n [10], 如式 (8) 所示, 其中 $\mu \in (0,1)$ 是一个固定的常数。然而, 如图 2 所示的结果表明, 对于固定常数 μ 来说, 在 CGP 算法中无法确定其最佳取值, 图 2 中纵坐标为归一化均方误差 (NMSE)。

$$\beta_{\text{MBQJ}}^n = \frac{\mu (\mathbf{g}_{\Gamma^n}^n)^T \mathbf{d}_{\Gamma^{n-1}}^{n-1}}{(\mathbf{d}_{\Gamma^{n-1}}^{n-1})^T (\mathbf{d}_{\Gamma^{n-1}}^{n-1} - \mathbf{g}_{\Gamma^n}^n)} \quad (8)$$

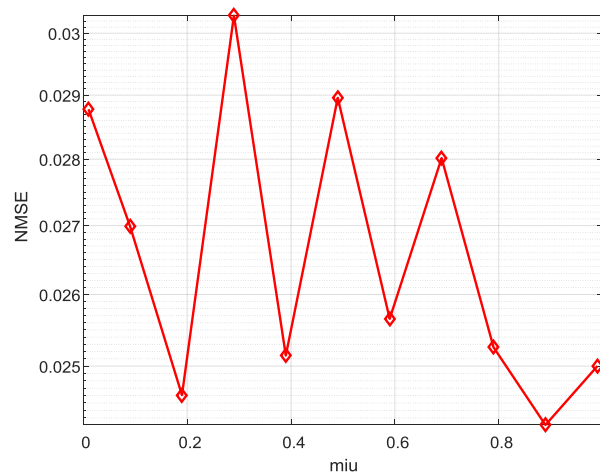


图 2 常数 μ 对 CGP 算法信道估计结果的影响

Fig.2 The influence of μ on the channel estimation results of CGP algorithm

因此, 本文考虑利用一定小范围内的随机数 ρ 代替固定常数, 得到一个由新的共轭参数 β_{MCGP}^n 构成的改进的 CGP 算法。改进的 CGP 算法在每一次迭代过程中选择相关性最强的原子后, 利用搜索方向 $\mathbf{d}_{\Gamma^n}^n$ 和搜索步长 a^n 更新信道的估计值, 其中搜索方向 $\mathbf{d}_{\Gamma^n}^n$ 的计算表达式如下

$$\mathbf{d}_{\Gamma^n}^n = \begin{cases} -\mathbf{g}_{\Gamma^n}^n, n=1 \\ -\mathbf{g}_{\Gamma^n}^n + \beta_{\text{MCGP}}^n \mathbf{d}_{\Gamma^{n-1}}^{n-1}, n>1 \end{cases} \quad (9)$$

$$\beta_{\text{MCGP}}^n = \frac{\rho(\mathbf{g}_{\Gamma^n}^n)^T \mathbf{d}_{\Gamma^{n-1}}^{n-1}}{(\mathbf{d}_{\Gamma^{n-1}}^{n-1})^T (\mathbf{d}_{\Gamma^{n-1}}^{n-1} - \mathbf{g}_{\Gamma^n}^n)} \quad (10)$$

120 为了能够在保证收敛速度的同时得到准确的信道估计结果,改进的 CPG 算法需要满足两个重要条件。首先,判断是否满足充分下降条件。该条件的目的是确保每次迭代过程中都能生成使得目标函数下降的搜索方向,等价于不等式 $(\mathbf{g}_{\Gamma^n}^n)^T \mathbf{d}_{\Gamma^n}^n < 0$ 。将式(9)带入不等式中,得到

$$\begin{aligned} (\mathbf{g}_{\Gamma^n}^n)^T \mathbf{d}_{\Gamma^n}^n &= -\|\mathbf{g}_{\Gamma^n}^n\|^2 + \beta^n (\mathbf{g}_{\Gamma^n}^n)^T \mathbf{d}_{\Gamma^{n-1}}^{n-1} \\ &= -\|\mathbf{g}_{\Gamma^n}^n\|^2 + |\rho| \frac{\|\mathbf{g}_{\Gamma^n}^n\|^2 \|\mathbf{d}_{\Gamma^{n-1}}^{n-1}\|^2}{(\mathbf{d}_{\Gamma^{n-1}}^{n-1})^T (\mathbf{d}_{\Gamma^{n-1}}^{n-1} - \mathbf{g}_{\Gamma^n}^n)} \\ &\leq -\|\mathbf{g}_{\Gamma^n}^n\|^2 + |\rho| \frac{\|\mathbf{g}_{\Gamma^n}^n\|^2 \|\mathbf{d}_{\Gamma^{n-1}}^{n-1}\|^2}{(\mathbf{d}_{\Gamma^{n-1}}^{n-1})^T \mathbf{d}_{\Gamma^{n-1}}^{n-1}} = (|\rho| - 1) \|\mathbf{g}_{\Gamma^n}^n\|^2 \end{aligned} \quad (11)$$

125 由上式可知,只需当 $|\rho| < 1$ 时,不等式 $(\mathbf{g}_{\Gamma^n}^n)^T \mathbf{d}_{\Gamma^n}^n < 0$ 成立。此时改进的 CPG 算法不依赖任何步长计算方法,总是满足充分下降条件。

其次,考虑改进的 CPG 算法的全局收敛性。一方面,在非线性最优化问题中,已经无法保证在有限次迭代内收敛。相较于使用精确搜索求得步长,改进的 CPG 算法在通过共轭梯度的方式计算搜索方向后,更加倾向于使用线搜索方法计算一个可接受的步长。另一方面,一维精确搜索的计算表达式复杂,在每次迭代过程中都需要执行一次精确搜索,增加了计算量,故考虑在牺牲一定的精度的条件下使用非精确的线搜索方法加快计算速度。于是,本文在改进的 CPG 算法的基础上,利用线搜索方法计算步长,得到基于 Wolfe 线搜索的改进的共轭梯度追踪(MCGPW)算法。Wolfe 条件不仅能保证函数稳定收敛,也能保证不会出现因搜索步长太小而收敛速度缓慢的情况。基于 Wolfe 的线搜索步骤如下:

输入: $\mathbf{h}_{\Gamma^n}^n, \mathbf{d}_{\Gamma^n}^n$;

135 初始化: 步长 $a_0^n = 1$, 迭代次数 $i = 0$;

步骤 1: 如果 a_i^n 满足下式,则 a_i^n , 停止计算。否则转到步骤 2;

$$\begin{aligned} f(\mathbf{h}_{\Gamma^n}^n + a_i^n \mathbf{d}_{\Gamma^n}^n) &\leq f(\mathbf{h}_{\Gamma^n}^n) + c_1 a_i^n (\mathbf{g}_{\Gamma^n}^n)^T \mathbf{d}_{\Gamma^n}^n \\ \nabla f^T(\mathbf{h}_{\Gamma^n}^n + a_i^n \mathbf{d}_{\Gamma^n}^n) \mathbf{d}_{\Gamma^n}^n &\geq c_2 a_i^n \nabla f^T(\mathbf{h}_{\Gamma^n}^n) \mathbf{d}_{\Gamma^n}^n \end{aligned}$$

步骤 2: 计算 $a_{i+1}^n, a_{i+1}^n = \sigma_a a_i^n$;

步骤 3: $i = i + 1$, 跳转至步骤 1;

140 输出: 最佳步长 a^n 。

事实上,若第 n 次迭代的负梯度方向与第 $n-1$ 次迭代中的搜索方向相互垂直,即 $(\mathbf{g}_{\Gamma^n}^n)^T \mathbf{d}_{\Gamma^{n-1}}^{n-1} = 0$,则第 $n-1$ 次迭代过程中所求步长为最优步长,且必定满足充分下降条件。但对于非线性最优化问题,步长无法求得最优解。因此,若改进的共轭梯度法能够使得

$(\mathbf{g}_{\Gamma^n}^n)^T \mathbf{d}_{\Gamma^{n-1}}^{n-1}$ 逼近 0, 则有利于减少迭代过程中的搜索次数, 加快收敛速度。

145 由 Wolfe 条件可知, $\|\mathbf{g}_{\Gamma^n}^n\| \leq \|\mathbf{g}_{\Gamma^{n-1}}^{n-1}\|$, 则

$$(\mathbf{g}_{\Gamma^n}^n)^T \mathbf{d}_{\Gamma^{n-1}}^{n-1} \leq (\mathbf{g}_{\Gamma^{n-1}}^{n-1})^T \mathbf{d}_{\Gamma^{n-1}}^{n-1} \leq (|\rho| - 1) \|\mathbf{g}_{\Gamma^n}^n\|^2 \quad (12)$$

当 $|\rho|$ 逼近 1 时, 改进的 CPG 算法能够以更快的速度收敛。

综上所述, MCGPW 算法中设置随机数 ρ 的取值范围为 (0.9, 1)。MCGPW 算法的具体步骤如下:

150 输入: 接收向量 \mathbf{y} , 字典矩阵 Θ ;

初始化: 残差向量 $\mathbf{r}^n = \mathbf{0}$, 估计值 $\mathbf{h}^0 = \mathbf{0}$, 支持集 $\Gamma^n = \emptyset$, 迭代次数 $n = 1$;

步骤 1: 计算测量矩阵和残差向量的内积 $\mathbf{b}^n = \Theta^T \mathbf{r}^{n-1}$;

步骤 2: 求出 \mathbf{b}^n 中绝对值最大的元素的索引 $i^n = \arg_i \max |\mathbf{b}_i^n|$;

步骤 3: 更新支持集 $\Gamma^n = \Gamma^{n-1} \cup i^n$;

155 步骤 4: 计算梯度 $\mathbf{g}_{\Gamma^n}^n = -\Theta_{\Gamma^n}^T (\mathbf{y} - \Theta_{\Gamma^n} \mathbf{h}_{\Gamma^n}^n)$;

步骤 5: 根据式 (9) 和式 (10) 计算搜索方向 $\mathbf{d}_{\Gamma^n}^n$, 其中 $\rho \in (0.9, 1)$;

步骤 6: 根据 Wolfe 线搜索方法计算搜索步长 a^n ;

步骤 7: 根据式 (6) 更新信道估计值 $\mathbf{h}_{\Gamma^n}^n$;

步骤 8: 更新残差 $\mathbf{r}^n = \mathbf{r}^{n-1} - a^n \Theta_{\Gamma^n} \mathbf{d}_{\Gamma^n}^n$;

160 步骤 9: $n = n + 1$, 重复步骤 1 到步骤 8, 直到相对误差 $\|\mathbf{r}^n\|^2 / \|\mathbf{y}\|^2$ 小于阈值;

输出: 信道估计值 $\hat{\mathbf{h}}(\Gamma^n) = \mathbf{h}_{\Gamma^n}^n$ 。

贪婪类算法本身是一个迭代的过程, 迭代终止条件的选择将会对结果产生重要影响。

MCGPW 算法中的终止迭代条件主要考虑相对误差 $\|\mathbf{r}^n\|^2 / \|\mathbf{y}\|^2$, 通过比较相对误差与设置的阈值的大小来判断, 其中阈值一般设置为 10^{-3} 。当相对误差足够小时, 迭代终止, 信道的估计值与真实值之间的误差能够满足通信系统的最低要求。

165

3 仿真性能分析

本小节将从 NMSE 以及误码率 (BER) 两个方面评估分析 MCGPW 信道估计算法的性能。仿真中采用 3GPP 标准典型城市信道模型, 毫米波 MIMO-OTFS 系统中具体仿真参数表如表 1 所示。为了更准确地进行对比, 仿真中所有算法均未知任何先验信息, 迭代终止条件

170

相同。

$$NMSE = 10 \log \left(\frac{\|\mathbf{h} - \hat{\mathbf{h}}\|^2}{\|\mathbf{h}\|^2} \right) \quad (13)$$

表 1 仿真参数

Tab.1 SimulationParameters

仿真参数	参数数值
载波频率 (GHz)	28
子载波间隔 (kHz)	60
用户天线数	1
基站天线数量	32
循环前缀 (us)	16.6
OTFS 帧大小	600×12

Polak and Ribiere (PRP)、Hestenes and Steifel (HS) 等共轭下降法在一维精确搜索下都具有有限收敛性。将经典的共轭下降方法与梯度追踪进行结合, 得到 PRP-CGP 算法和 HS-CGP 算法, 并与本文的 MCGPW 算法进行对比。当毫米波 MIMO-OTFS 系统中用户相对基站的运动速度为 100m/s, 设置导频开销为 50% 时, 五种算法在不同信噪比 (SNR) 下的 NMSE 性能对比如图 3 所示。从图中可以看出, 基于 HS 和基于 PRP 的两种 CGP 算法性能相较于 OMP 算法没有明显的提升。而所提的 MCGPW 算法使用精细的共轭参数 β_{MCGP}^n , 在迭代过程中能够更精准地找到合适的搜索方向逼近最优解, 因此在不同信噪比的条件下估计性能均高于其他的算法。与此同时, MCGPW 算法中利用一种线搜索的方式计算步长, 使得算法在解空间中搜索最优解的能力更强, 生成足够少的搜索方向就能够得到较好的信道估计性能。

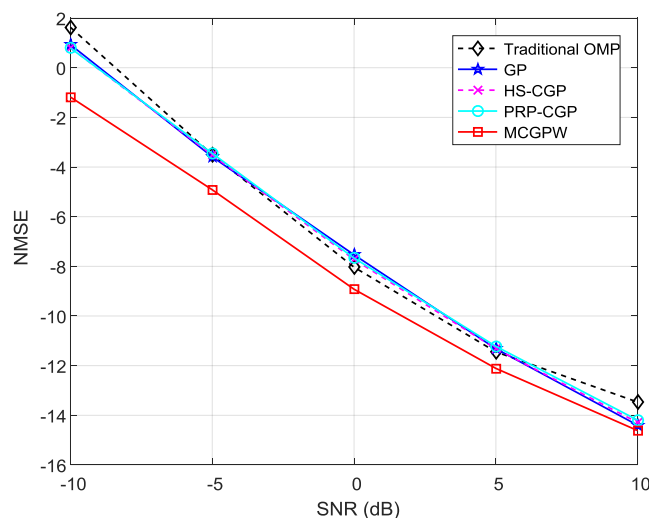


图 3 不同算法的 NMSE 与 SNR 的关系

Fig3. The relationship between NMSE and SNR of different algorithms

当毫米波 MIMO-OTFS 系统中设置信噪比为 5dB, 用户运动速度为 100m/s 时, 五种算法的 NMSE 性能与导频占比的关系如图 4 所示。导频占比是指在 OTFS 帧中导频在时延维度上的占比, 导频沿多普勒维度的长度与 OTFS 帧中在该维度上的长度相同。从图中可以看出, 当考虑 20% 以上的导频占比时, 所设计的 MCGPW 算法的信道估计技术优于其他几种信道估计技术。当导频占比为 40% 时, MCGPW 算法比 OMP 算法出将近 2dB 的性能增益, 这是因为 MCGPW 算法中对于搜索方向具有记忆性, 能够记忆之前的搜索方向, 提高了算法搜索的自由度。而与其他 CGP 算法相比, MCGPW 算法利用了精细的共轭参数, 在不同的导频占比条件下均具有更好的信道估计性能。在系统要求信道估计性能为 10^{-1} 量级时,

MCGPW 算法的导频开销比最小。

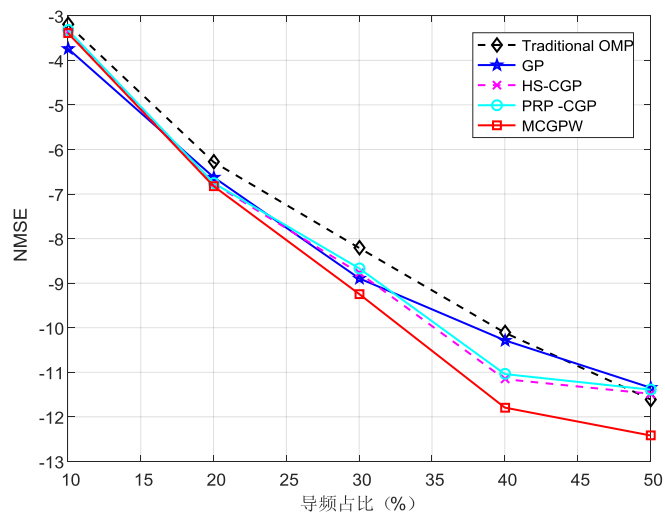


图 4 不同算法的 NMSE 与导频比的关系

Fig.4 The relationship between NMSE of different algorithms and pilot ratio

图 5 为根据不同算法计算的 CSI 进行信号检测后的 BER 与 SNR 的关系, 包括采用基于脉冲的信道估计方法得到的 CSI、采用传统 OMP 算法获得的 CSI、采用 MCGPW 算法获得的 CSI, 以及理想状态下得到的 CSI。图中设置导频开销为 50%, 用户相对于基站的运动速度为 100m/s。从图 5 中可以观察到, 与 OMP 算法相比, MCGPW 算法的 BER 性能在不同的 SNR 条件下均更加接近于利用理想状态下得到的 CSI 进行信号检测得到的 BER 结果。

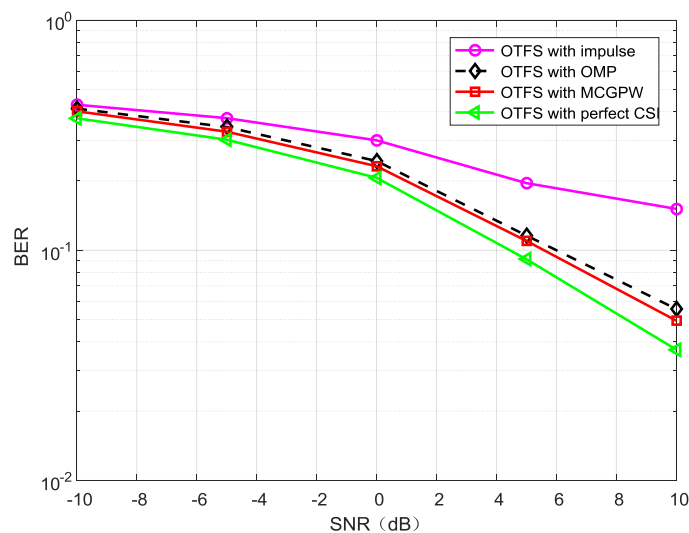


图 5 不同算法的 BER 与 SNR 的关系

Fig.5 The relationship between BER and SNR of different algorithms

4 结论

针对毫米波 MIMO-OTFS 系统中低复杂度的 CGP 算法信道估计性能不佳的问题, 本文设计了一个基于 Wolfe 线搜索的改进的共轭梯度追踪算法。该算法推导了一个精细的共轭参数的最佳公式, 使得估计性能高于 OMP 算法, 并且考虑到 CGP 算法的全局收敛性使用 Wolfe

线搜索的方法计算搜索步长。仿真结果表明, 在高动态环境下的毫米波 MIMO-OTFS 系统中, MCGPW 算法的估计精度高于 OMP 算法及其他 CGP 算法, 且其 BER 结果更接近于理想状态下的 CSI, 具有良好的应用价值。

[参考文献] (References)

- [1] Cheng X , Tang C , Zhang Z . Accurate Channel Estimation for Millimeter-Wave MIMO Systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(5):5159-5163.
- [2] Yuan W , Li S , Wei Z , et al. Data-Aided Channel Estimation for OTFS Systems With a Superimposed Pilot and Data Transmission Scheme[J]. IEEE wireless communications letters, 2021, 10(9):1954-1958.
- [3] Hadani R , Rakib S , Tsatsanis M , et al. Orthogonal Time Frequency Space Modulation[C]. San Francisco:IEEE Wireless Communications & Networking Conference, 2017. 1-6.
- [4] Shen W , Dai L , An J , et al. Channel Estimation for Orthogonal Time Frequency Space (OTFS) Massive MIMO[C]. Shanghai:IEEE International Conference on Communications, 2019. 1-6.
- [5] Wu X , Ma S , Yang X . Tensor-based low-complexity channel estimation for mmWave massive MIMO-OTFS systems[J]. Journal of Communications and Information Networks, 2020, 5(3):324-334.
- [6] Blumensath T , Davies M E . Gradient Pursuits[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(6):2370-2382.
- [7] 刘盼盼, 李雷, 王浩宇. 压缩感知中基于变尺度法的贪婪重构算法的研究[J]. 通信学报, 2014, 35(12):98-105.
- [8] Mohammed Y A , Abbas H H . Wideband mmWave Massive MIMO Channel Estimation Using Stagewise Weak Conjugate Gradient Pursuit[C]. Goa: 2019 IEEE International Conference on Advanced Networks and Telecommunications Systems (ANTS), 2019. 1-5.
- [9] Lei F , Bing L , Qiao J Q , et al. Compressive sensing signal reconstruction based on stagewise gradient pursuit[C]. Jeju: 2012 International Conference on ICT Convergence (ICTC), 2012. 481-483.
- [10] Li L , Xie X , Gao T , et al. A Modified Conjugate Gradient-based Elman Neural Network[J]. Cognitive Systems Research, 2021, 68(2):62-72.