

文章编号:1007-5321(2020)01-0001-07

DOI:10.13190/j.jbupt.2019-052

大规模 3D MIMO 中基于信道相关的 LOS/NLOS 识别算法

李君瑶, 常永宇, 曾天一

(北京邮电大学 信息与通信工程学院, 北京 100876)

摘要: 为了提高易受视距(LOS)和非视距(NLOS)传输影响无线应用的性能,对大规模三维多输入多输出(3D MIMO)系统中的 LOS/NLOS 识别进行了研究,针对实际场景,采用实际信道而非通常假设的理想准确信道,提出了一种改进的时-空-频信道相关识别算法 TSFCI-1. 识别过程包括 3 个阶段:根据 LOS/NLOS 用户不同的时-空-频特性定义测量;针对大规模 3D MIMO 中信道空间相关性不平稳的特点,对评价指标在空间间隔上求期望;使用时域信道信息进行建模和识别. 在此基础上,考虑到天线双极化的影响,改进评价指标,并提出算法 TSFCI-2. 仿真结果表明,TSFCI-1 和 TSFCI-2 的算法性能均优于对比算法 6% 以上,错误率分别低至 1.92% 和 1.72%. 此外,讨论了信噪比和时域径数对表现最好的 TSFCI-2 性能的影响.

关键词: LOS/NLOS 识别; 时间-空间-频率信道相关; 大规模三维多输入多输出; 信道估计

中图分类号: TN929.531

文献标志码: A

Channel Correlation Based LOS/NLOS Identification for 3D Massive MIMO Systems

LI Jun-yao, CHANG Yong-yu, ZENG Tian-yi

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

Abstract: To improve the performance of some wireless technologies, which are susceptible to line of sight (LOS) and non line of sight (NLOS), LOS/NLOS identification in 3D massive multi-input multi-output (MIMO) system is studied. Based on channel correlation, an improved identification algorithm, TSFCI-1, is proposed, which uses actual channel information instead of the normally assumed ideal accurate channel. The process includes: defining measurement based on time-space-frequency properties of LOS/NLOS; in view of the unsteady spatial channel correlation for 3D massive MIMO systems, finding the expectation of measurement on the spatial interval; using channel information to construct the statistical identification model. Considering the influence of antenna dual-polarization, TSFCI-2 with better evaluation index is proposed. It is shown that the identification error of TSFCI-1 and TSFCI-2 is as low as 1.92% and 1.72%, with over 6% better than a previous study. Besides, the effects of signal to noise ratio and the taps number on TSFCI-2 with the best performance is discussed.

Key words: line of sight/non line of sight identification; time-space-frequency channel correlation; 3D massive multiple-input multiple-output; channel estimation

收稿日期: 2019-04-04

作者简介: 李君瑶(1994—), 男, 硕士生.

通信作者: 常永宇(1963—), 女, 博士生导师, E-mail: yychang@bupt.edu.cn.

大规模三维多输入多输出(3D MIMO, 3-dimensional multiple-input multiple-output)是第5代移动通信系统的关键技术,但该场景下视距/非视距(LOS/NLOS, line-of-sight/non-line-of-sight)识别未得到足够认识. LOS径在多径中占主导地位,但无线传输以NLOS为特征. 在基于码本的开环波束赋形和空间约束大规模MIMO^[1-2]场景下,LOS/NLOS会对良好传播造成影响,用户信道正交性^[3]也与此密切相关. 因此,准确识别LOS/NLOS对上述无线应用的性能提升十分必要.

相关技术在不同场景下已被提出. 魏思菁等^[4]提出了一种基于仿射传播聚类的LOS/NLOS的方法. Xu等^[5]利用信道相关模型来进行MIMO-OFDM系统的LOS/NLOS识别. Zeng等^[6]使用卷积神经网络模型分析了抽头能量矩阵,并识别LOS/NLOS. 然而,以上工作存在3个问题:1)研究场景与大规模3D MIMO具有不同特征,原算法性能受限;2)需对信道信息进行额外处理,增加了开销;3)假设基站知道准确信道信息,实用性差. 文献[6]中所提技术虽适用大规模3D MIMO场景,但机器学习技术使算法复杂度过高,现阶段基站处理能力很难达到要求.

针对以上问题,提出了基于时-空-频信道相关的识别算法-1(TSFCI-1, time-space-frequency correlation identification-1),并针对天线阵列交叉极化特性,提出改进的时空频相关识别算法-2(TSFCI-2, time-space-frequency correlation identification-2). 在构建识别模型时,考虑了3D MIMO系统信道相关与空间分离不平稳的特性,避免了额外处理造成的开销,且使用估计信道信息进行识别,相比以往假设基站知道准确信道信息的工作,更具实用意义.

对3D MIMO系统的信道相关模型和采用的信道估计方法进行了介绍,提出了2种改进的LOS/NLOS识别方案,说明了其识别原理,最后给出了仿真结果的对比分析,并讨论了一些影响因素.

1 系统模型、信道模型及相关方法

1.1 3D MIMO 系统模型

仿真场景是单个城市宏小区,信道模型参数由第3代合作伙伴计划(3GPP, 3rd generation partnership project)^[7]的大规模3D MIMO模型指定.

在3GPP的大规模3D MIMO系统中,用户属于LOS或NLOS的概率与该用户和基站之间的距离密

切相关. 某用户是LOS用户的概率,表示为

$$P_L = \min \left(\frac{18}{d_{2D}}, 1 \right) (1 - e^{-\frac{d_{2D}}{63}}) + e^{-\frac{d_{2D}}{63}} (1 + C(d_{2D}, h_{UT})) \quad (1)$$

如果假设用户高度 h_{UT} 都为0,且用户-基站2D距离 d_{2D} 均大于18 m,则 $C(d_{2D}, h_{UT}) = 0$,那么有

$$P_L = \frac{18}{d_{2D}} + e^{-\frac{d_{2D}}{63}} \left(1 - \frac{18}{d_{2D}} \right) \quad (2)$$

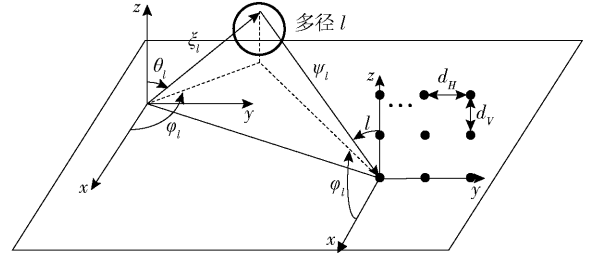


图1 笛卡儿坐标系中球面角和球单位向量的定义

在仿真的散射模型中,任意2个多径对应的簇的位置和大小不相关,不同多径的相关系数相互独立,则发射天线单元 p 与接收天线单元 q 间的信道系数为

$$\begin{aligned} \mathbf{H}^{p,q}(l,t) = & \sum_{g=1}^G \sqrt{P_{l,g}} \{ c_{p,q,l,g} \times \\ & \exp(j2\pi\lambda^{-1} \mathbf{d}_p \boldsymbol{\xi}_{l,g}) \times \\ & \exp(j2\pi\lambda^{-1} \mathbf{d}_q \boldsymbol{\psi}_{l,g}) \times \\ & \exp(j2\pi\nu_{l,g}t) \} \end{aligned} \quad (3)$$

其中: λ 表示载波波长; G 为每个多径包含的子径数; $P_{l,g}$ 指子径 (l,g) 的能量, l 和 g 分别指多径和其中的子径; $c_{p,q,l,g}$ 是由发射和接收天线结构以及初始随机相位产生子径 (l,g) 的系数. 当发射天线单元之间相距很近时,对于相同偏振下所有的发射天线单元,都有 $c_{p,q,l,g} \approx c_{q,l,g}$. 此外, $\nu_{n,g}$ 表示子径 (l,g) 的多普勒频率分量, \mathbf{d}_p 和 \mathbf{d}_q 分别为发射和接收天线单元 p 与 q 的位置矢量; $\boldsymbol{\xi}_{l,g}$ 和 $\boldsymbol{\psi}_{l,g}$ 分别为离开角和到达角联合向量.

1.2 时间-空间-频率相关模型

使用的时间-空间-频率信道相关模型在一定程度上参考了文献[5],并结合大规模3D MIMO进行了修正. 对于一个上行传输发射和接收天线单元数分别为 G_t 和 G_r 的3D MIMO系统,其信道冲激响应(CIR, channel impulse response)可以被表示为一个抽头延迟线模型,即

$$\mathbf{h}^{p,q}(t,\tau) = \sum_{l=1}^L a_l^{p,q}(t) \delta(\tau - \tau_l) \quad (4)$$

其中: $a_l^{p,q}(t)$ 为第 l 条多径分量的幅度系数, τ_l 为对应的到达时间。

在 3D MIMO 信道模型中, 假设用户只在水平方向以较低速度运动, 则 LOS 分量 $a_s^{p,q}(t)$ 可以表示为

$$a_s^{p,q}(t) = A^{p,q} \exp(-j2\pi(p-1)d_t \sin \phi_l \sin \theta_l) \times \exp(-j2\pi(q-1)d_r \sin \varphi_l \sin \vartheta_l) \times \exp(j2\pi f_d \sin(\vartheta_l) \sin(\varphi_l - \varphi_\alpha) t) \quad (5)$$

其中: $A^{p,q}$ 代表幅度的常数; d_t 和 d_r 分别为发射和接收天线单元间距; 对于第 l 条多径, ϕ_l 、 θ_l 、 φ_l 和 ϑ_l 分别为其离开角 (AOD, angle of departure) 和到达角 (AOA, angle of arrival) 的方位角和仰角, f_d 为最大多普勒频率; φ_α 表示移动方向。

对式 (4) 应用离散傅里叶变换 (DFT, discrete fourier transform), 有子载波 n 的信道频率响应为

$$\mathbf{H}^{p,q}(n, t) = \sum_{l=1}^L a_l^{p,q}(t) \exp(-j2\pi n \Delta f \tau_l) \quad (6)$$

其中: Δf 为频率间隔, $n = 1, 2, \dots, N-1, N$ 为子载波总数。

$\mathbf{H}^{p_1,q_1}(n_1, t)$ 和 $\mathbf{H}^{p_2,q_2}(n_2, t + \Delta t)$ 的时间-空间-频率信道相关性可以表示为

$$R(p_1, p_2, q_1, q_2, n_1 - n_2, \Delta t) \triangleq E\{\mathbf{H}^{p_1,q_1}(n_1, t) [\mathbf{H}^{p_2,q_2}(n_2, t + \Delta t)]^H\} \quad (7)$$

利用式 (6), 则式 (7) 中的相关性在频域可表示为

$$R(p_1, p_2, q_1, q_2, n_1 - n_2, \Delta t) \triangleq \sum_{l=1}^L E\{a_l^{p_1,q_1}(t) [a_l^{p_2,q_2}(t + \Delta t)]^* \} \times \exp(-j2\pi \Delta f (n_1 - n_2) \tau_l) \quad (8)$$

在文献 [5] 中, $\mathbf{H}^{p,q}(n, t)$ 在子载波分离、时间分离和空间分离上均是广义平稳的。在该场景中, 式 (8) 中 $E\{a_l^{p_1,q_1}(t) [a_l^{p_2,q_2}(t + \Delta t)]^* \}$ 是 $p_1 - p_2$ 和 $q_1 - q_2$ 的函数^[8], 但 3D MIMO 系统中, 随天线规模增大, 不同天线对之间的信道矩阵相关系数与空间分离并不完全平稳^[9], 针对这一特性, 笔者提出一种改进的算法来适应大规模 3D MIMO 场景, 以获得更好的识别性能。

1.3 基于 IDFT 的信道估计方法

为了使研究更加具有实际意义, 考虑到现实中基站无法获知准确的信道信息, 突破性地使用基于反离散傅里叶变换 (IDFT, inverse discrete fourier transform) 的信道估计方法获得的信道用于 LOS/NLOS 识别, 而非前人工作中使用的真实信道。

仿真考虑了路径损耗及噪声。在大规模 3D MI-

MO 中, LOS/NLOS 有不同的路径损耗模型^[7], 噪声为高斯白噪声, 具体的信道估计过程如下。

假设使用探测参考信号 (SRS, sounding reference signal) 导频序列同时对 U 个 UE 进行信道估计, UE 以低速移动, 且认为一个子帧内信道不变, 因此在预处理中只取一个抽样点。为了避免引入符号间干扰, 影响对算法性能的分析, 舍去超过循环前缀的径。通过快速傅里叶变换 (FFT, fast fourier transform) 得到频域信道, 模拟现实中导频发射-传播-接收的过程, 则频域信道可表示为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\mathbf{H} + \mathbf{W} = \sum_{u=1}^U \mathbf{X}_u \mathbf{H}_u + \mathbf{W} \quad (9)$$

其中 \mathbf{Y} 为接收到的导频向量, \mathbf{X} 为元素为发送导频信号的对角阵, 第 u 个 UE 的 SRS 导频序列可以表示为 $\mathbf{x}_u = e^{j\omega_u n} \bar{\mathbf{r}}(n)$, $\bar{\mathbf{r}}(n)$ 表示分配给该基站的序列, 循环移位 $\omega_u = 2\pi n_u/8$, $n_u \in \{0, 1, \dots, 7\}$, 对于任意子载波 n 上的导频符号有 $E[|\mathbf{x}_u(n)|^2] = 1$, 导频子载波位置的信道频率响应为 \mathbf{H}_u , \mathbf{W} 为在导频子信道上叠加的加性高斯白噪声矢量。

最小平方 (LS, least squares) 频域信道估计算法被用于对接收信号进行第一步处理, 即对式 (9) 中的 \mathbf{H} 进行估计, 求 $\hat{\mathbf{H}}$ 使得 $(\mathbf{Y} - \hat{\mathbf{H}})^H (\mathbf{Y} - \hat{\mathbf{H}})$ 最小。令

$$\mathbf{J} = (\mathbf{Y} - \hat{\mathbf{Y}})^H (\mathbf{Y} - \hat{\mathbf{Y}}) = (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\hat{\mathbf{H}})^H (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\hat{\mathbf{H}}) \quad (10)$$

其中: $\hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{X}\hat{\mathbf{H}}$ 是经过估计信道后预期得到的导频输出信号; $\hat{\mathbf{H}}$ 是 \mathbf{H} 的估计值。以 $\hat{\mathbf{H}}^H$ 为变量, 对 \mathbf{J} 求偏导并令其等于零, 可得 LS 信道估计的结果

$$\hat{\mathbf{H}} = \mathbf{X}^{-1} \mathbf{Y} = \mathbf{H} + \mathbf{X}^{-1} \mathbf{W} \quad (11)$$

但是, 由于 LS 估计算法在估计时忽略了噪声的影响, 所以在此基础上还需要进行去噪。结合式 (9), 有

$$\mathbf{X}_u^H \mathbf{Y} = \mathbf{H}_u + \sum_{j \neq u}^K \mathbf{H}_j e^{j(\omega_j - \omega_u)} + \mathbf{X}_u^H \mathbf{W} \quad (12)$$

利用离散傅里叶反变换, 可获得用户设备 (UE, user equipment) u 的抽头能量分布, 即时域信道矩阵

$$\hat{\mathbf{h}}(l) = \hat{\mathbf{h}}_u(l) + \hat{\mathbf{W}}(l) + \sum_{j \neq u}^U \hat{\mathbf{h}}_j \left(l + \lfloor \omega_j - \omega_u \rfloor \frac{M}{8} \right) \quad (13)$$

其中 $\hat{\mathbf{h}}(l)$ 和 $\hat{\mathbf{W}}(l)$ 分别为第 l 条多径的信号和噪声。接下来使用一个窗函数

$$Z_u(l) = \begin{cases} 0, & l > M_u \text{ 或 } |\mathbf{h}_u(l)| < P_u \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

其中: $M_u = \min(\omega_{j,u} M/8, L_{cp})$, $\omega_{j,k}$ 为 $|\omega_j - \omega_u|$ 的最小值, L_{cp} 为循环前缀长度, P_u 为对噪声进行归零的

阈值,计算方式为先将所有径按照能量从小到大排

序,则有 $P_u = \frac{1}{M_u} \sum_{l=0}^{l < M_u} |h_u(l)|^2$, 即 P_u 为窗外去噪后能量较低的 M_u 条径的能量均值. 利用窗函数对时域信道进行处理, $l > M_u$ 和 $|h_u(l)| < P_u$ 两个条件分别用来进行窗外和窗内去噪, 由于该方法可以很好地恢复 CIR 在时域的特性, 所以可以认为经过去噪过程之后的信道能够被用来进行 LOS/NLOS 识别.

2 时-空-频相关 LOS/NLOS 识别模型

2.1 算法思路

大规模 3D MIMO 场景下, 由于天线阵列布局和天线数目的变化, 不同天线对之间信道相关性与空间分离不再完全平稳, 因此考虑构建一个基于时间-空间-频率信道相关的数学统计模型, 在处理时对选取的每对天线对之间的模型值求取期望, 将 LOS/NLOS 的信道特征直观的区分开来; 此外, 不同于以往工作中假设基站知道准确的信道信息, 研究突破性地模拟现实应用场景, 让基站使用估计信道用于 LOS/NLOS 识别, 以此使提出的算法能够在大规模 3D MIMO 场景中获得更好识别性能的同时, 也更具实际意义.

2.2 算法步骤及分析

在大规模 3D MIMO 系统中, 对于第 l 条多径有 $R_{a_l}(p_1, p_2, q_1, q_2, \Delta t) = E \{ a_l^{p_1, q_1}(t) [a_l^{p_2, q_2}(t + \Delta t)]^* \}$ 根据式(8), 相关性系数可以表示为

$$\frac{\rho(p_1, p_2, q_1, q_2, n_1 - n_2, \Delta t) \triangleq R(p_1, p_2, q_1, q_2, n_1 - n_2, \Delta t)}{[R(p_1, p_1, q_1, q_1, 0, 0) + R(p_2, p_2, q_2, q_2, 0, 0)]/2} = \frac{\sum_{l=1}^L R_{a_l}(p_1, p_2, q_1, q_2, \Delta t) \exp(-j2\pi\Delta f(n_1 - n_2)\tau_l)}{\sum_{l=1}^L [R_{a_l}(p_1, p_1, q_1, q_1, 0) + R_{a_l}(p_2, p_2, q_2, q_2, 0)]/2} \quad (15)$$

当用户存在 LOS 路径时, $R_{a_l}(p_1, p_2, q_1, q_2, \Delta t) = R_{a_s}(p_1, p_2, q_1, q_2, \Delta t) + R_{a_d}(p_1, p_2, q_1, q_2, \Delta t)$.

根据式(5), 有

$$R_{a_s}(p_1, p_2, q_1, q_2, \Delta t) = \sigma_s^2 \exp(-j2\pi(p_1 - p_2)d_t \sin \phi_l \sin \theta_l) \times \exp(-j2\pi(q_1 - q_2)d_r \sin \varphi_l \sin \vartheta_l) \times \exp(j2\pi f_d \sin(\vartheta_l) \sin(\varphi_l - \varphi_\alpha) \Delta t) \quad (16)$$

其中 σ_s^2 是 LOS 分量的能量.

提出的 LOS/NLOS 识别模型可以表示为

$$\Gamma(N/2) \triangleq E[|\rho(p_1, p_2, q_1, q_2, N/2, \Delta t)|] = E \left[\frac{\left| \sum_{l=2k-1} R_{a_l}(p_1, p_2, q_1, q_2, \Delta t) - \sum_{l=2k} R_{a_l}(p_1, p_2, q_1, q_2, \Delta t) \right|}{\sum_{l=1}^L [R_{a_l}(p_1, p_1, q_1, q_1, 0) + R_{a_l}(p_2, p_2, q_2, q_2, 0)]/2} \right] \quad (17)$$

由于 $H^{p,q}(n, t)$ 相对子载波分离是平稳的, 为了方便研究, 考虑 $n_1 - n_2 = N/2$, 那么式(8)中的指数项有 $\exp(-j2\pi\Delta f(n_1 - n_2)\tau_l) = \exp(-j\pi(l-1)) = (-1)^{l-1}$, 其中 $\tau_l = (l-1)/B$. 因此式(11)中的第2个等式可由第1个等式展开获得, 故模型从理论上成立.

在仿真的系统中, 每个用户只有一根天线, 即 $M_l = 1$, 因此信道相关 $R(p_1, p_2, q_1, q_2, n_1 - n_2, \Delta t)$ 与 $\rho(p_1, p_2, q_1, q_2, n_1 - n_2, \Delta t)$ 分别可以简化为 $R(q_1, q_2, n_1 - n_2, \Delta t)$ 及 $\rho(q_1, q_2, n_1 - n_2, \Delta t)$, 则有

$$\Gamma(N/2) \triangleq E[|\rho(q_1, q_2, N/2, \Delta t)|] = E \left[\frac{\left| \sum_{l=2, i-1} R_{a_l}(q_1, q_2, \Delta t) - \sum_{l=2k} R_{a_l}(q_1, q_2, \Delta t) \right|}{\sum_{l=1}^L [R_{a_l}(q_1, q_1, 0) + R_{a_l}(q_2, q_2, 0)]/2} \right] \quad (18)$$

从上述模型可以引申出 2 种具体的识别算法 TSFCI-1 和 TSFCI-2. 其中, 对于 TSFCI-1, 考虑在计算数学期望时, 对其所有相邻天线之间的相关性求期望, 以解决不同天线对之间信道相关性不同导致的识别性能较差的问题. 此外, 由于仿真中基站天线是交叉极化的, 所以对于 TSFCI-2, 当计算模型中的数学期望时, 可以使选取的每一对对应的 q_1 和 q_2 都是同一天线 2 个不同的极化方向. 2 种算法具体的表示将在第 3 节中给出.

3 LOS/NLOS 识别算法实现

定义 $Y^{q_1, q_2}(N/2) = |\rho(q_1, q_2, N/2, \Delta t)|$, 则有 $\Gamma(N/2) = E[Y^{q_1, q_2}(N/2)]$. 对于算法 TSFCI-1, 在计算模型 $\Gamma(N/2)$ 中的期望时, 令 $q_1 - q_2 = 1$ 及 $q_1 = 2, 3, \dots, G_r$, 对于 LOS 和 NLOS 条件, 算法模型 $\Gamma(N/2)$ 分别可以表示为

$$\Gamma_{\text{LOS}}(N/2) = \frac{1}{G_r - 1} \sum_{q=1}^{q=G_r-1} Y_{\text{LOS}}^{q, q+1}(N/2)$$

$$\Gamma_{\text{NLOS}}(N/2) = \frac{1}{G_r - 1} \sum_{q=1}^{q=G_r-1} Y_{\text{NLOS}}^{q, q+1}(N/2) \quad (19)$$

其中 q 表示基站天线.

对于算法 TSFCI-2, 在计算模型 $\Gamma(N/2)$ 中的期望时, 令 $q_1 - q_2 = 1$ 及 $q_1 = 2, 4, \dots, G_r$. 将第 k 个基站天线表示为 q_k , 对于 LOS 和 NLOS 条件, 算法模型 $\Gamma(N/2)$ 分别可以表示为

$$\begin{aligned}\Gamma_{\text{LOS}}(N/2) &= \frac{1}{G_r/2} \sum_{k=1}^{G_r/2} Y_{\text{LOS}}^{q_{2k}, q_{2k}-1}(N/2) \\ \Gamma_{\text{NLOS}}(N/2) &= \frac{1}{G_r/2} \sum_{k=1}^{G_r/2} Y_{\text{NLOS}}^{q_{2k}, q_{2k}-1}(N/2) \quad (20)\end{aligned}$$

在 LOS 的情况下, LOS 分量的相关系数 $R_{a_l}(q_1, q_2, \Delta t)$ 有一个确定的值 σ_s^2 , 该值是不会随着时间和空间间隔改变的, 那么有

$$\begin{aligned}\lim_{\Delta t \rightarrow \infty \text{ or } (q_1 - q_2) \rightarrow \infty} Y_{\text{LOS}}^{q_1, q_2}(N/2) &= \frac{\sigma_s^2}{\sum_{l=1}^L \frac{R_{a_l}(q_1, q_1, 0) + R_{a_l}(q_2, q_2, 0)}{2}} \quad (21)\end{aligned}$$

在 NLOS 的情况下, 相干时间和相关距离一般被认为是相当小的. 因此, 相比 LOS 条件下, 对于典型的空间分离 $q_1 - q_2 \geq 1$, $R_{a_l}(q_1, q_2, \Delta t)$ 被认为是更小的. 一般来说, 当时间分离远大于相干时间或者空间分离远大于相关距离时, 可以认为对应的相关系数近似为 0, 即

$$\lim_{\Delta t \rightarrow \infty \text{ or } (q_1 - q_2) \rightarrow \infty} Y_{\text{NLOS}}^{q_1, q_2}(N/2) = 0 \quad (22)$$

基于以上分析, $Y^{q_1, q_2}(N/2)$ 背后隐藏的意义就在于 LOS 的情况下, 模型式 (15) 的分子约等于 σ_s^2 , 而 NLOS 的情况下, 模型分子显著小于 LOS 情况. 因此, 对于某个时间或者空间分离, 有 $Y_{\text{LOS}}^{q_1, q_2}(N/2) > Y_{\text{NLOS}}^{q_1, q_2}(N/2)$.

因此, 结合式 (19)、式 (20), 可以得到大规模 3D MIMO 系统中识别 LOS/NLOS 的关键, 对于 TSFCI-1 和 TSFCI-2, 均可以表示为

$$\Gamma_{\text{LOS}}(N/2) > \Gamma_{\text{NLOS}}(N/2) \quad (23)$$

通过式 (23), 即可判断一个用户是否处于 LOS 条件下.

由于实际中不能达到 $\Delta t \rightarrow \infty$ or $(q_1 - q_2) \rightarrow \infty$, 所以式 (21)、式 (22) 只用于从理论上说明算法实现原理, 仿真结果还要基于式 (19)、式 (20) 进行分析.

4 仿真结果

在 3D MIMO 场景中, 对所提方案和对比较算法进行了仿真. 参数选择遵从 3GPP 协议, 主要参数如下.

假设抽头功率指数衰减, 即 $\varepsilon_l^2 = \exp(-\tau_l / \tau_{\text{rms}})$, 每个 K 因子使用 5 万用户数据用于建模.

表 1 参数表格

参数	数值
信道模型	3D-UMa
信号带宽 B/MHz	20
载波频率 f/GHz	2
用户-基站最小/最大距离/m	35/150
子载波总数 N	1 200
基站天线单元间隔 d_r	$\lambda/2$
每次估计用户数 U	4

对于 LOS 情况, 第 1 条多径是视距分量和色散分量的和, 即 $a_1^{p,q}(t) = a_s^{p,q}(t) + a_d^{p,q}(t)$. 根据 3GPP 定义, K 因子取值为 $\kappa \triangleq |a_s^{p,q}(t)|^2 / E(|a_d^{p,q}(t)|^2)$. 令 $|a_s^{p,q}(t)|^2 = \sigma_s^2$ 及 $E(|a_d^{p,q}(t)|^2) = \varepsilon_d^2$, 那么有 $\kappa = \sigma_s^2 / \varepsilon_d^2$. 结合式 (21)、式 (22) 分析可知, 当 K 因子的取值不同时, σ_s^2 不同, LOS/NLOS 识别模型的判决门限也是不同的, 因此, 为了提高算法性能, 对 K 值不同的用户分别进行判决. 虽然现实中基站不能直接获知用户的 K 值, 但是可以得到一个估计值^[10], 因此算法具有实际应用可行性. 3D MIMO 系统的 K 因子呈均值为 9, 方差为 3.5 的正态分布. 为方便研究, 在仿真中对 K 因子的取值设为 0 ~ 20 dB.

4.1 所提算法与对比算法性能分析

在仿真中, 为了避免引入符号间干扰, 舍弃超过循环前缀的径, 即时域径数 $M_1 \leq 144$. 令 $M_1 = 144$, SNR 为 0, $G_r = 64$. 识别示意如图 2 所示, NLOS 识别错误率 P_F 和 LOS 识别错误率 P_M 如表 2 所示.

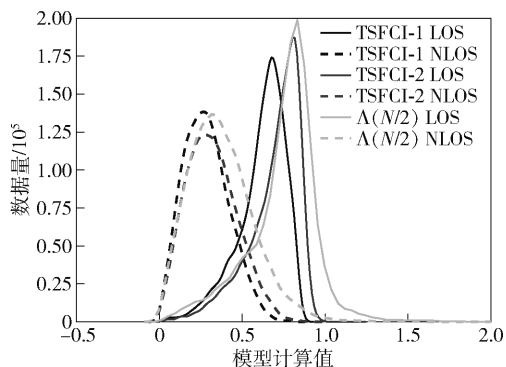


图 2 TSFCI-1、TSFCI-2、 $\Lambda(N/2)$ 模型分布 ($\kappa=0$)

因 K 因子呈正态分布, 算法识别错误率期望为

$$P_e(\kappa=0) = P_F(\kappa=0)P_{\text{NLOS}} + P_M(\kappa=0)P_{\text{LOS}} \quad (24)$$

$$E[P_e(\kappa)] = \int \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_\kappa} P_e(\kappa) \exp\left(-\frac{(\kappa-\mu)^2}{2\sigma_\kappa^2}\right) d\kappa \quad (25)$$

表 2 算法识别错误率对照表

κ	$\Lambda(N/2)$		TSFCI-1		TSFCI-2	
	P_F	P_M	P_F	P_M	P_F	P_M
0	13.10	20.20	9.10	15.12	9.00	15.10
4	9.60	11.28	3.92	6.40	3.44	6.42
8	7.06	6.52	1.30	1.48	0.92	1.50
12	5.42	3.08	0.66	0.14	0.40	0.15
16	4.62	1.30	0.60	0.05	0.10	0.06
20	4.42	0.46	0.58	0	0.08	0

其中 μ 与 σ_κ 分别为 K 因子的均值和标准差. $\Lambda(N/2)$ 、TSFCI-1 和 TSFCI-2 的识别错误率期望分别为 8.06%、1.92%、1.72%. 由于考虑了大规模 3D MIMO 系统中信道矩阵相关系数在空间间隔上的不平稳, 所以所提算法性能优于对比算法.

从表 2 可见, 3 种方法的性能都随着 K 因子的增大而获得提升. 如式(21)、式(22)所示, K 因子越大, 计算的 LOS 测度越大, 而 NLOS 测度不变. 这使得两者测度分布之间的差距变得更大, 从而减少了识别误差.

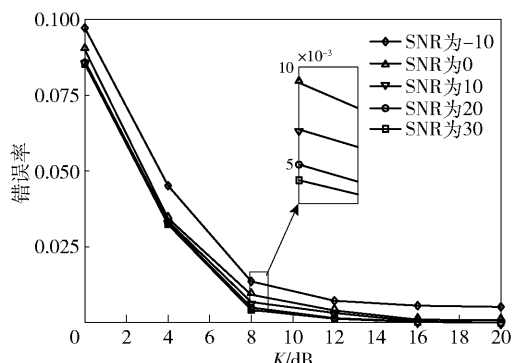
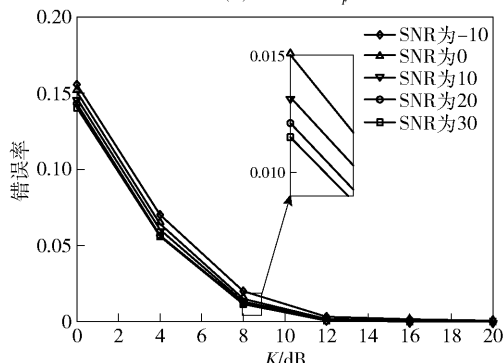
此外, 与 TSFCI-1 计算所有相邻天线相关性期望不同, TSFCI-2 只计算同一天线不同极化方向的期望, 由式(21)、式(22)可知, 其 LOS 测度大于 TSFCI-1, 因此模型分布差距比 TSFCI-1 更大. 但因为 $q_1 - q_2 = 1$, 即只考虑相邻天线, 且天线间距较小, 所以相关性变化不大, 性能相差较小. 此外, TSFCI-2 运算量仅为 TSFCI-1 的 1/2, 因此 TSFCI-2 的综合性能优于 TSFCI-1.

4.2 SNR 对 TSFCI-2 性能的影响

在工作中, 还选取了综合性能最好的 TSFCI-2 算法, 讨论了信噪比 (SNR, signal to noise ratio) 对其性能的影响. 令 $G_r = 64$, $M_1 = 144$. 仿真结果如图 3 所示.

当 SNR 较小 (-10, 0) 时, 随着 SNR 的提高, 算法的性能会有一定程度的提升; SNR 较大 (10, 20, 30) 时, 性能没有明显提升. 即在一定范围内, 随着 SNR 从小到大, 识别性能呈现一个先提升再逐渐趋于平缓的趋势.

出现这种现象的原因如下: 当 SNR 较小时, 有用信号能量远小于噪声能量, 去噪过程难以区分噪声和有效信号, 这导致信道估计误差大, 原有的 LOS/NLOS 用户信道特征变得模糊, 区分困难. 而随着 SNR 变大, 信道估计更加准确, 算法性能得到

(a) TSFCI-2 P_F (b) TSFCI-2 P_M 图 3 TSFCI-2 识别 NLOS 错误率 P_F 和 LOS 错误率 P_M

提升. 但当 SNR 不断增大, 信道估计准确度到达极限, 且去噪过程会除去能量较小的径, 保留能量较大的径, 此时, 随着 SNR 继续增大, 识别性能趋于平稳.

4.3 时域径数对 TSFCI-2 性能的影响

讨论了时域径数对 TSFCI-2 性能的影响. 令 $G_r = 64$, SNR 为 0, $M_1 = 6, 12, 24, 72, 144$, 仿真结果如图 4 所示.

径数为 6~12 时, 算法性能明显提高; 径数为 12~144 时, 性能提升逐渐变小, 直至趋于平稳. 总体来看, 径数对算法性能的影响较小. 一定范围内, 径数增多使得用于模型计算的径增多, LOS/NLOS 的分布区分更明显, 性能得到提高; 但当径数继续增加, 由于新增径能量较小或已被去噪过程置零, 对算法性能不再有明显影响. 综合考虑识别过程的计算量与识别准确率, 建议时域径数选为 12.

5 结束语

针对大规模 3D MIMO 中不同天线对之间的信道相关差异, 提出了 TSFCI-1 和 TSFCI-2 两种基于时-空-频信道相关性的改进 LOS/NLOS 识别算法, 并在识别中突破性地采用了估计信道信息. 仿真结

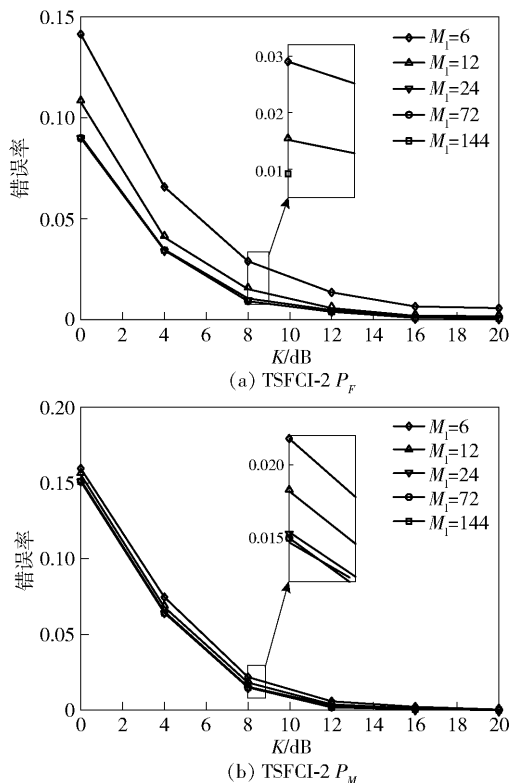


图 4 TSFCI-2 识别 NLOS 错误率 P_F 和 LOS 错误率 P_M

果表明,TSFCI-1 和 TSFCI-2 的识别错误率分别低至 1.92% 和 1.72%, 均对比算算法降低了 6% 以上。另外,随着 SNR 的提高,TSFCI-2 的性能呈现先提升再趋于平缓的趋势。综合考虑识别方案的效率和准确性,时域径数选择 12 较为合理。该方法可以显著提高定位系统等无线应用的性能,有利于信道相关性的研究。

参考文献:

- [1] Aditya S, Molisch A F, Behairy H M. A survey on the impact of multipath on wideband time-of-arrival based localization[J]. Proceedings of the IEEE, 2018, 106(7): 1183-1203.
- [2] Masouros C, Matthaiou M. Space-constrained massive MIMO: hitting the wall of favorable propagation [J]. IEEE Commun Lett, 2015, 19(5): 771-774.
- [3] Gao X, Edfors O, Rusek F, et al. Massive MIMO performance evaluation based on measured propagation data [J]. IEEE Trans on Wireless Commu, 2015, 14(7): 3899-3911.
- [4] 魏思菁, 周亭亭. 基于仿射传播聚类的 LOS/NLOS 环境识别算法[J]. 广东通信技术, 2017, 37(7): 45-50.
- Wei Sijing, Zhou Tingting. Affine propagation clustering based LOS/NLOS environment recognition algorithm[J]. Guangdong Communication Technology, 2017, 37(7): 45-50.
- [5] Xu W, Zekavat S A R. Novel high performance MIMO-OFDM based measures for NLOS identification in time-varying frequency and space selective channels[J]. IEEE Commun Lett, 2012, 16(2): 212-215.
- [6] Zeng T, Chang Y, Zhang Q, et al. CNN-based LOS/NLOS identification in 3D massive MIMO systems[J]. IEEE Commun Lett, 2018, 22(12): 2491-2494.
- [7] 3GPP TS 36. 873—V12. 3. 0, Study on 3D channel model for LTE (Release 12) [S]. 2016.
- [8] Lamahewa T, Kennedy R, Abhayapala T, et al. MIMO channel correlation in general scattering environments[C]//Proc 2006 Australian Communications Theory Workshop. Australian: IEEE Press, 2006: 93-98.
- [9] Zhang J, Zheng Z, Zhang Y, et al. 3D MIMO for 5G NR: several observations from 32 to massive 256 antennas based on channel measurement[J]. IEEE Wireless Commun, 2018, 56(3): 62-70.
- [10] Sadowski J. Estimation of Rician K -factor values in urban terrain[C]//2016 10th European Conference on Antennas and Propagation. Davos: Curran Associates Inc, 2016: 1-5.