

星地场景下基于CNN的OTFS系统信道估计方法

郭 晟, 余 乐, 朱立东

(电子科技大学通信抗干扰技术国家级重点实验室, 四川 成都 611731)

摘 要: 正交时频空技术具有良好的多普勒频移和时延适应性, 在高多普勒通信场景下得到充分应用。针对OTFS系统的信道估计方法存在复杂度高、误码性能较差等问题, 基于卷积神经网络的方法, 提出星地场景下基于CNN的OTFS系统信道估计方法。仿真结果表明, 星地场景下, 基于深度学习的方法在算法复杂度以及误码率方面比传统方法更优, 从而证明深度学习在OTFS系统进行信道估计方面是可行的。

关键词: 星地通信; 正交时频空; 深度学习; 信道估计

中图分类号: TP393

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-8930.2022030

CNN-Based Channel Estimation Method for OTFS System in Satellite-Ground Scenario

GUO Cheng, YU Le, ZHU Lidong

National Key Laboratory of Science and Technology on Communications of UESTC, Chengdu 611731, China

Abstract: Orthogonal time frequency space (OTFS) is fully applied in high Doppler communication scenarios due to its good Doppler frequency bias and time delay adaptability. The channel estimation methods for OTFS systems have shortcomings such as high complexity and poor BER performance. A CNN-based channel estimation method for OTFS systems in the terrestrial-satellite scenario using a convolutional neural network (CNN) approach was proposed. Simulation results showed that the deep learning-based method outperformed the conventional method in terms of algorithm complexity and BER in the terrestrial-satellite scenario, thus demonstrating that deep learning is a promising tool for channel estimation in OTFS systems.

Keywords: satellite to ground communication, OTFS, deep learning, channel estimation

0 引言

随着地面互联网、移动通信网络和空间网络业务的逐渐融合, 构建统一的卫星互联网^[1-3]成为6G移动通信系统的重要特征。卫星互联网将在体制、协议、网络、业务、终端等方面一体化考虑, 实现天基、空基网络与地面移动通信网络的深度融合, 组成卫星互联网, 实现全球立体覆盖, 满足地表及立体空间的全域、全天候的泛在覆盖需求, 实现用户随时随地按需接入。然而在卫星通信传输过程中, 由于受到信道环境复杂多变、传输时延大、资源有限等限制^[4-5], 卫星通信系统的性能受到一定影响。在传输资源受限的情况下, 高效且高质量的传

输模式成为卫星通信的一个研究热点。

正交频分复用 (Orthogonal Frequency-Division Multiplexing, OFDM) 技术由于具有较高的频带利用率和抗频率选择性衰落等优势, 成为5G和窄带物联网的关键技术, 然而OFDM作为一种正交载波调制技术, 对多普勒频移非常敏感^[6]。与地面无线通信相比, 低地球轨道 (Low Earth Orbit, LEO) 卫星运动具有星地星间时空大动态的特点^[7], 因此LEO卫星数据传输信号受到由卫星轨道运动带来的多普勒效应更为显著。在LEO场景中, 大多采用频率补偿^[8-9]技术克服高速移动性带来的多普勒效应。该方法通过利用卫星轨道信息构建出地心固定坐标

收稿日期: 2022-01-06; 修回日期: 2022-04-09

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 61871422); 国家重点研发计划资助项目 (No. 2019YFB1803102)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No. 61871422), National Key Research and Development Program of China (No. 2019YFB1803102)

系下的集合模型^[10]，接着通过得到的多普勒频移曲线以估计出多普勒频移值，进而进行频率补偿。这一方法可以部分消除多普勒频移同时需要固定地面终端的位置，以得到较高的预测精度。同时，剩余多普勒频移仍然可能大到足以破坏子载波正交性。为了最小化多普勒频移估计误差，提出基于最大似然^[11]、最大后验等估计补偿方法以精确消除多普勒频移的影响，然而此类方法计算成本较高，在计算资源紧缺的卫星终端场景下并不适用。

为了解决此问题，需要研究新型调制技术以适应空天地一体化通信系统的传输需求^[12]。近年来提出的正交时频空（Orthogonal Time Frequency Space, OTFS）技术由于具有良好的多普勒频移和时延适应性，在高多普勒通信场景下得到充分应用。通过在 N 个连续的OFDM符号上加入预编码与解码模块，可以容易地实现OTFS，因此OTFS系统与OFDM系统有很好的兼容性，且不会较大幅度地增加硬件复杂性^[13]。

在高移动性场景中，OTFS系统与传统的OFDM系统相比，在误码性能方面具有一定的优势。为了实现OTFS系统的信号解调，需要在接收端针对OTFS系统进行信道估计。信道估计一般借助导频信号进行，通过该信道的导频信号进行解析可以获得该信息符号的信道状态信息。由于无线信道复杂多变，深度学习的方法在解决端到端学习通信系统以进行信道估计这一问题上充满挑战。然而OTFS系统能够获得在时间和频率域中全部信道分集，将OFDM系统所经历的时变信道转换成近似时不变信道，大大降低与物理层适配相关的开销与复杂性，因此采用卷积神经网络可以轻易得到OTFS系统信道的输入输出关系。

本文以星地通信为背景，以提高信号传输质量、降低误码率以及降低计算复杂度为目标，针对OTFS系统在星地场景中的信道估计方法进行研究，论证采用以卷积神经网络为代表的深度学习方法进行信道估计具有一定的性能优势。

1 OTFS系统模型

1.1 OTFS系统基本原理

OTFS系统作为在时延-多普勒域设计的二维调制方

案，可以通过一系列二维变换，将双色散信道转换到时延-多普勒域中成为近似非衰落的信道^[14-16]。该系统的调制框图如图1所示。

1.2 OTFS系统调制过程

OTFS系统发射端与接收端涉及的变换过程如下。

(1) 逆辛-有限傅里叶变换

在发射机处， $x \in \mathbb{C}^{MN \times 1}$ 为要发射的QAM符号，记为 $x[k, l]$ 。通过逆辛-有限傅里叶变换，将信号从时延-多普勒域转换到时间-频率域信号网络中，ISFFT计算过程为

$$X[n, m] = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{M-1} x[k, l] e^{j2\pi \left(\frac{nk}{N} - \frac{ml}{M} \right)} \quad (1)$$

其中， $x[l, k]$ 为信号在时延-多普勒域中的第 (l, k) 个元素， $n=0, \dots, N-1, m=0, \dots, M-1$ 。

(2) 海森伯格变换

对预处理后的信号进行传统的时频调制，即将时间-频率域符号 $X[n, m]$ 映射到发送信号 $x(t)$ ，这一过程可以通过海森伯格变换实现，其表示为

$$s(t) = \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} X[n, m] g_n(t - nT) e^{j2\pi m \Delta f (t - nT)} \quad (2)$$

其中， $g_n(t)$ 为发送脉冲/波形。

(3) 通过无线信道 $h(\tau, \nu)$ 传输

在时延-多普勒域上，信道可以表示为

$$h(\tau, \nu) = \sum_{i=1}^P h_i \delta(\tau - \tau_i) \delta(\nu - \nu_i) \quad (3)$$

其中， P 表示多径总数， τ_i 为第 i 径的时延大小， ν_i 为第 i 径的多普勒频移大小， h_i 为其信道增益， $\delta(\tau)$ 为冲激函数。

接收信号 $r(t)$ 由发送信号经过信道叠加高斯白噪声得到，其表达式为

$$r(t) = \sum_{i=1}^P h_i e^{j2\pi \nu_i (t - \tau_i)} s(t - \tau_i) + w(t) \quad (4)$$

在接收端，为了得到时频域信号 $Y_{tf} \in \mathbb{C}^{M \times N}$ ，首先把接收到的信号 $r(t)$ 变换成大小为 $M \times N$ 的矩阵形式，即 $\mathbf{R} = \text{vec}^{-1}(\mathbf{r})$

(4) 维格纳变换

维格纳变换为海森伯格变换的逆变换，其表达式为

$$Y[t, f] = A_{g_m, g_n}(t, f) |_{t=nT, f=m\Delta f} \quad (5)$$

$A_{g_m, g_n}(t, f)$ 为交叉模糊函数，其表达式为

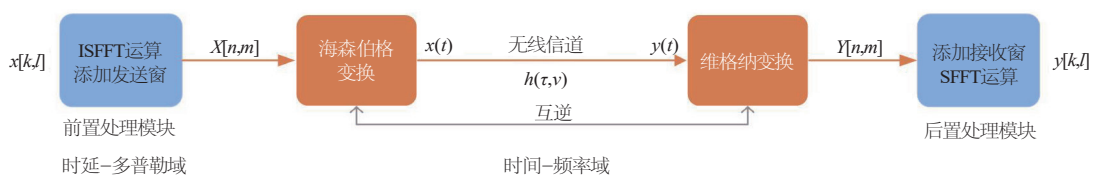


图1 OTFS系统调制框图

$$A_{g_{tx}, g_{rx}}(t, f) = \int g_{tx}^*(t' - t) y(t') e^{-j2\pi f(t-t')} dt' \quad (6)$$

其中, g_{tx} 与 g_{rx} 分别为基带的发送和接收脉冲, 为了完全消除接收机的符号间干扰, 理想波形下, g_{tx} 与 g_{rx} 应该满足双正交性^[17]。

(5) 辛-有限傅里叶变换

频域与延迟域、时域与多普勒域为两个傅里叶变换对, 频域信号经过快速傅里叶变换的反变换可以变换为延迟域信号, 时域信号经过傅里叶变换可以变换到多普勒域, 因此, 时间-频率域信号可以通过辛-有限傅里叶变换回到时延-多普勒域。

SFST与添加窗函数的联合表示为

$$Y[n, m] = W_{rx}[n, m] \times A_{g_{tx}, y}(t, f) \Big|_{t=nT, f=m\Delta f} \quad (7)$$

利用SFST对采样数据进行处理得到时延多普勒域接收数据符号, 即

$$y[k, l] = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} Y[n, m] e^{-j2\pi \left(\frac{nk}{N} - \frac{ml}{M} \right)} \quad (8)$$

以上为理想波形(满足双正交性)下, OTFS系统传输的实现过程。因此, 理想波形下, OTFS很容易实现信号检测, 只需要消耗少量的存储时间和运算时间就可以实现分集增益。

由于海森堡测不准原理^[18-20], 满足上述双正交条件的理想脉冲在实际中无法实现。对于实际情况下输入为矩形脉冲(非理想波形)不再满足双正交性, 交叉模糊函数是非0的, 因此必须设计一个简单有效的接收机来恢复信号。

2 星地通信无线信道模型

本文将OTFS调制应用于卫星到地面的高移动通信, 并使用基于5G NTN-TDL的信道模型(3GPP TR 38.811-f40, 2020年), 评估采用CNN进行OTFS系统信道估计的误码性能。

2.1 星地链路传播特性

与星间链路相比, 星地链路除自由空间传播损耗、多普勒频移以外, 还需要考虑雨衰损耗、大气损耗和阴影遮蔽。

(1) 自由空间传播损耗

电磁波在传播过程中, 能量将随传输距离的增大而扩散, 由此引起的传播损耗称为链路的自由空间传播损耗。自由空间传播损耗定义可表示为

$$L_f = \frac{G_r G_t P_t}{P_r} = \left(\frac{4\pi d}{\lambda} \right)^2 = \left(\frac{4\pi d f}{c} \right)^2 \quad (9)$$

其中, f 为工作频率, c 为真空中光速, 值为 3×10^8 m/s, 考虑 L_f 的dB表示形式, 则有

$$L_f(\text{dB}) = 92.44 + 20 \lg d + 20 \lg f \quad (10)$$

其中, d 的单位为km, f 的单位为GHz。

(2) 多普勒频移

星地场景下多普勒频域包括: 卫星运动引起的载波频移与移动终端运动引起的最大多普勒频移。地球同步轨道(Geostationary Earth Orbit, GEO)卫星由于在地球同步轨道上运动, 它的速度与地球自转速度相同, 因此, 地球同步轨道卫星对地球来说几乎是静止的, 在这种情况下, 多普勒频移主要是由移动终端运动引起的。基于上述不同, 本文将卫星通信场景分成地球同步轨道卫星与非地球同步轨道(Non-Geostationary Earth Orbit, NGE0)卫星分别进行分析。由卫星运动引起的多普勒频移计算公式为

$$F_d = \frac{F_c}{c} \times V \times \cos \theta = \frac{F_c}{c} \times V \times \frac{\sin \mu}{\sqrt{1 + \gamma^2 - 2\gamma \cos \mu}} \quad (11)$$

其中, μ 为地心角; θ 为卫星速度与卫星到观察点之间距离的夹角; $\gamma = (R+h)/R$, R 为地球半径, h 为卫星轨道高度; V 为卫星速度; F_c 为载波频率。

(3) 雨衰损耗

由降雨引起的电波传播损耗为雨衰, 雨衰是由于雾和雨滴对微波能量的吸收和散射产生的, 并随频率的增大而增大, 通常在Ku频段(12~18 GHz)及其以上的频段发生。雨衰的影响不可忽略, 对于更高的频段, 雨滴对电波散射产生的传播损耗更为严重。

(4) 大气损耗

在卫星通信链路中, 尽管大气吸收损耗相对于自由空间传播损耗、雨衰损耗来说比较小, 但在较高频段必须考虑其影响。地球站发射的上行无线电波, 首先经过大气层才进入自由空间; 而卫星发出的下行无线电波经过自由空间后, 也要经过大气层, 才能到达接收站。

(5) 阴影遮蔽

当电波在传播路径上遇到建筑物、树木、起伏山丘等障碍物的阻挡时, 会使电磁波信号产生损耗, 从而造成接收信号电平的下降, 这种现象称为阴影遮蔽。常见的用于描述阴影衰落的概率分布模型为对数正态分布。此时卫星与地面站之间的直射信号被路边的树木或其他障碍物吸收或散射掉时, 阴影效应出现。信号包络 r 的概率密度函数为

$$f_r(r) = \frac{1}{r\sqrt{2\pi d_0}} \times \exp \left[-\frac{(\ln r - \mu)^2}{2d_0} \right] \quad (12)$$

其中, $\sqrt{d_0}$ 参数为阴影衰落标准差(dB)。

2.2 3GPP链路级仿真信道模型

3GPP在TR 38.811中定义了包括卫星网络在内的非

地面网络 (Non-Terrestrial Networks, NTN) 部署场景及信道模型, 用于进行星地通信链路级仿真, 包括NTN-TDL-A/B/C/D 4种模型, 其中NTN-TDL-A和NTN-TDL-B代表非视距 (Non Line of Sight, NLOS) 信道, 而NTN-TDL-C和NTN-TDL-D代表瞄准线 (Line of Sight, LOS) 信道, 4种模型都适用于S频段 (1.55~3.4 GHz) 和Ka频段 (20~30 GHz)。其中, LOS与NLOS关于模型构建的区别在于RMS时延扩展与K因子的不同。3GPP TR 38.901中给出了调整RMS时延扩展和LOS条件下模型K因子 (莱斯因子) 值的步骤。

由于不同场景的信道情况类似, 为了方便对比分析, 本部分选取较为恶劣的信道场景进行分析。本文所有模型均选取常用于气象雷达、深空探测S频段 (2.2 GHz) 与通信质量较差的NLOS场景进行分析, 其中地心角为40°。表1展示了S频段NLOS路径条件下在密集城区、城区、郊区不同场景下的时延扩展参数。本文在仿真中, 模型的RMS时延扩展值都经过了归一化处理, 可以通过在时延上进行缩放, 从而达到所需的RMS时延扩展。

表1 NLOS不同路径条件下时延扩展参数

场景	密集城区	城区	郊区
频段	S频段 (2.2 GHz)		
路径条件	NLOS		
RMS时延扩展	-7.34	-7.99	-8.64

3 基于CNN的OTFS系统信道估计方法

3.1 深度学习方法

信道估计是使用接收信号 (如导频信号) 表现出来的各种状态对信道的特性进行估计的过程。根据深度学习方法的引入与否, 可以将目前信道估计的研究分为两种: 传统的信道估计方法和基于深度学习的信道估计方法。基于深度学习的无线通信解调方法在信道信息不完备或者系统设计有缺陷的情况下显示出强大的鲁棒性。信号解调由信道估计部分和信号检测部分串联实现, 神经网络可用于分别完成这两部分。

以深度神经网络 (Deep Neural Network, DNN) 为代表的传统神经网络是一种全连接的结构, 可能存在计算量较大、梯度消失和梯度爆炸等问题, 因而无法得到广泛应用。卷积神经网络可根据局部感受野和权值共享降低网络模型需要迭代的参数量, 在保证性能的前提下大大降低了训练时间。CNN主要包括数据输入层、卷积层、RELU激励层、池化层以及全连接层^[21-23], 其基本结构如图2所示。

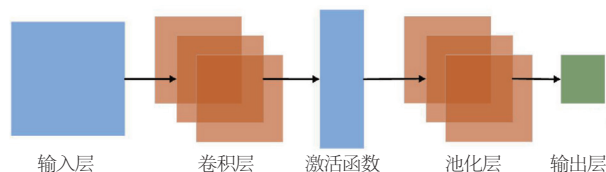


图2 CNN基本结构

3.2 传统的信道估计方法

传统的信道估计方法通常基于最小二乘法 (Least Squares Method, LSM) 和最小均方误差 (Minimum Mean Squared Error, MMSE) 或贝叶斯估计等经典的估计理论, 已经在各种场景下得到了利用和优化。MMSE估计算法是以降低均方误差 (Mean Square Error, MSE) 为目标的一种信道估计算法。在进行信道估计时, 考虑到噪声的影响, 主要利用相关信道和信噪比信息来减少噪声, 与LS算法相比, 信道估计的精确性得到提升。其最小均方误差可以表示为

$$\begin{aligned}\hat{H}_{\text{MMSE}} &= R_{HH} X^H (XX^H R_{HH} + \sigma^2 I)^{-1} Y \\ &= R_{HH} \left[R_{HH} + (XX^H)^{-1} \sigma^2 \right]^{-1} \hat{H}\end{aligned}\quad (13)$$

由式(13)可以看出, 通过利用信道的二阶统计量, MMSE估计通常具有更好的检测性能, 但由于其会涉及大规模的矩阵运算, 因此该算法存在复杂度较高、实用性较差等问题。

消息传递 (Message Passing, MP) 检测算法由参考文献[24]提出, 是适用于大规模OTFS系统的低复杂度检测算法。该方法通过设置停止迭代条件, 不断更新传输符号的决策从而提供更好的估计。理想信道状态下, MP算法与MMSE算法相比具有显著的性能优势, 将干扰项假设成近似的高斯分布噪声, 通过大量的迭代逼近最优性能, 其复杂度远高于直接求逆的MMSE算法, 而不合适的高斯方差会导致性能严重下降, 难以应用到实际的通信系统中^[21]。

为了提高OTFS系统的性能, 本文使用卷积神经网络将时延-多普勒域上的二维信道视作二维图像, 实现二维信道的插值, 即利用已知的导频位置信道频率响应值代替相邻数据位置的信道频率响应值, 通过对神经网络进行离线训练, 有效地训练样本产生的信道状态信息 (Channel State Information, CSI) 来适应高移动性场景下快速时变信道的特性。

3.3 基于深度学习的信道估计方法

为了解决传统OTFS信号检测方法带来的复杂度较高等问题, 本文使用卷积神经网络以端到端的方式处理OTFS系统。OTFS系统可以在时频域进行信道估计^[25],

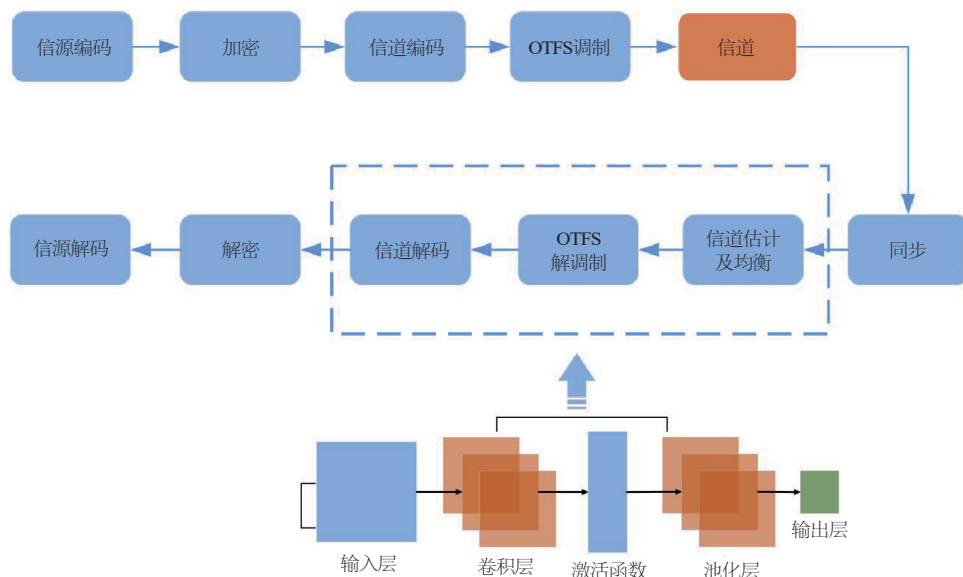


图4 信道估计与信号检测系统模型

作为训练数据，CNN模型的输入是由导频块与数据块共同组成的一帧数据，训练该模型以最小化神经网络输出和传输数据之间的差异。这种差异可以用 L_2 损失函数表示

$$L_2 = \frac{1}{N} (\hat{X}(k) - X(k))^2 \quad (16)$$

4 性能验证

4.1 仿真参数设计

为了评估本文提出的基于CNN的OTFS系统信号检测方法的性能，本部分使用MATLAB仿真得到信道估计的误比特率（Bit Error Rate, BER）进行对比。仿真信道主要参考3GPP TR 38.811 TDL抽头延时线模型^[27]，仿真参数见表3。

表3 仿真参数

参数	取值
OTFS帧尺寸 (M, N)	(16, 16)
子载波间隔/kHz	15
载波频率/GHz	2.2
调制方式	4-QAM
带宽/kHz	480
多普勒分辨率/Hz	83
时延分辨率/ns	2093.2
导频比（导频数：总符号数）	1:4

下面将从不同星地场景下接收机的信道估计性能等方面给出仿真结果，并进行分析。

4.2 信道估计方法比较

在OTFS系统中，在高移动性场景下采用深度学习的方法以及MMSE的方法进行信道估计，仿真结果如图5所示。仿真结果表明，基于深度学习的信道估计方法优于如MMSE等传统的信道估计方法，且信噪比越低，误码性能越明显。这些提升是由于深度学习方法可以从深层非线性变换结构数据中提取出层次化抽象特征，从而可以表征数据复杂的本质特性。MP算法可以达到理论的最优解，但实际中需要手动设置迭代过程中的关键参数，参数设置的不完美会严重影响信道估计的结果。

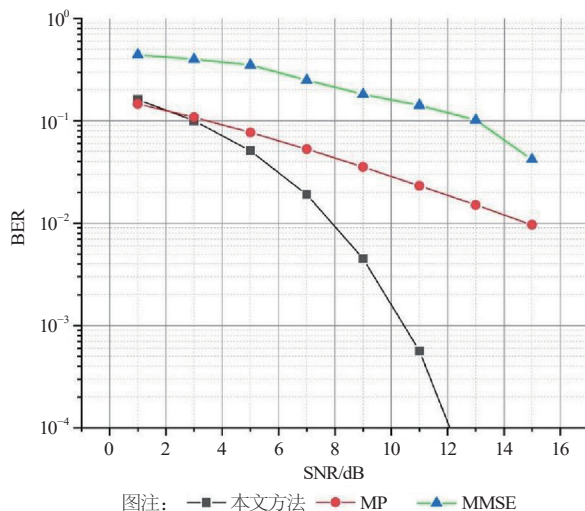


图5 OTFS系统采用本文方法与其他信号检测方法误码性能分析

4.3 GEO卫星误码率性能仿真

GEO卫星位于赤道平面高度约35 786 km的轨道上, 由于GEO卫星与地球相对固定, 卫星本身不会引起多普勒频移, 因此GEO卫星的多普勒频移是由于移动终端运动产生的。

由于纬度位置和载波频率的不同均会对多普勒频移产生影响, 因此, 本文假设卫星运动的纬度固定为北纬49.482°, 载波频率为2.2 GHz, 调制方式为4-QAM, 传输数据未加入信道编码。由式(17)计算可得, 在载波频率为2.2 GHz, 北纬49.482°的GEO场景下, 当 $\varphi=40^\circ$, $f_c=2.2$ GHz时, 终端速度为500 km/h与1 000 km/h场景下, 引起的最大多普勒频移分别约为670.9 Hz、1 341.9 Hz。

图6为GEO卫星NLOS场景下的误码率性能, 采用CNN进行信道估计与信号解调。仿真结果表明, 密集城区、城区、郊区的误码率性能随着信道特性的变化依次提升, OTFS调制几乎不受高移动性带来的影响, 甚至在郊区场景下, 当信噪比高于17 dB时, 高移动性场景具有更优的误码率性能。

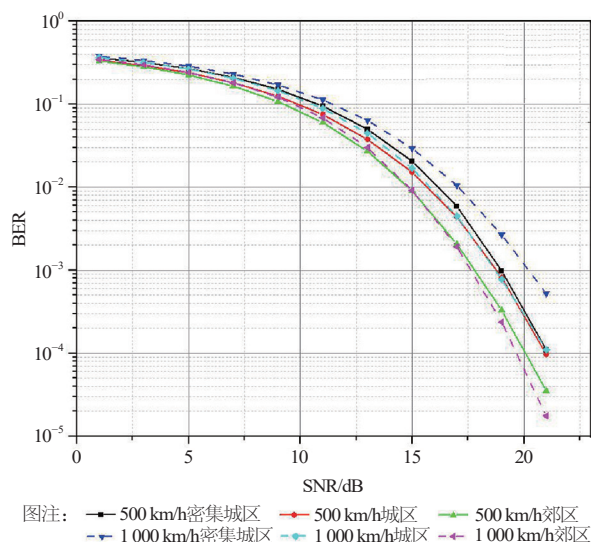


图6 GEO卫星NLOS场景下误码率性能

4.4 N GEO卫星误码率性能仿真

对于非地球同步轨道卫星而言, 多普勒频移是由卫星和用户终端的运动共同引起的。由于卫星的运动轨迹是已知的, 卫星运动引起的多普勒频移是可以被预先补偿的。本文将NGEO卫星主要分为以下两种场景: 位于600 km高度的LEO卫星以及位于10 000 km高度的中地球轨道(Middle Earth Orbit, MEO)卫星。下面将针对这两种场景分别进行分析。

对于NGEO的情况, 当载波频率为2 GHz时, 卫星的

终端速度与其对应的最大多普勒频移见表4。

表4 LEO与MEO卫星在不同终端速度下的最大多普勒频移

NGEO类型	LEO		MEO	
卫星高度/km	600		10 000	
终端速度/(km·h ⁻¹)	500	1 000	500	1 000
最大多普勒频移/Hz	581	1 079	664	1 328

图7与图8分别为位于600 km高空的LEO卫星与位于10 000 km高空的MEO卫星, 在郊区、城区、密集城区3种场景下, 不同终端移动速度下的误码率性能, 采用卷积神经网络进行信道估计与信号解调。仿真结果表明, LEO与MEO卫星在相同场景下的误码率性能变化趋势相同, 在相同信噪比条件下, MEO卫星具有更优的误码率性能。

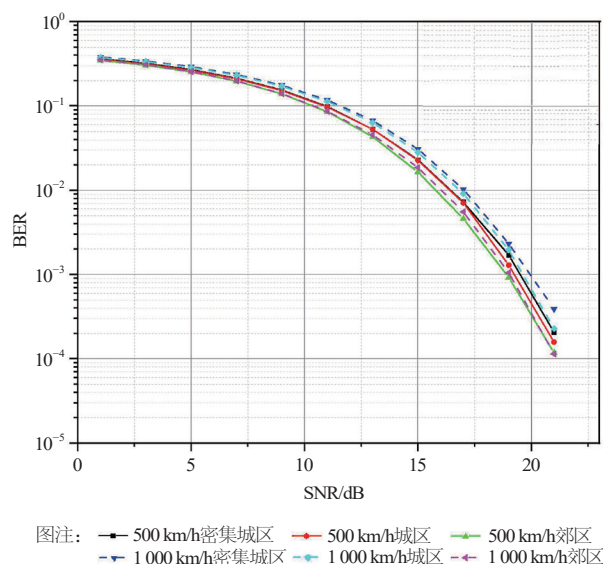


图7 LEO卫星NLOS场景下的误码率性能分析

4.5 复杂度分析

为了进一步论证本文算法的有效性, 将针对不同信道估计算法的复杂度进行分析。通过将传统的MMSE信道估计算法、MP算法以及本文算法(主要考虑以在线估计的复杂度为度量)进行对比, 其复杂度见表5^[27], 其中 N 为子载波数, L 为路径数。

由表5可知, 在线估计阶段, 本文算法的复杂度高于LS估计, 但误码率性能方面较LS估计有较大提升。在误码率性能略微优于MMSE信道估计方法的前提下, 复杂度低于MMSE。同时, 测试环节是离线进行, 通过离线测试得到的参数不会增加算法本身的复杂度。

5 结束语

本文基于深度学习方法针对星地场景下OTFS系统进

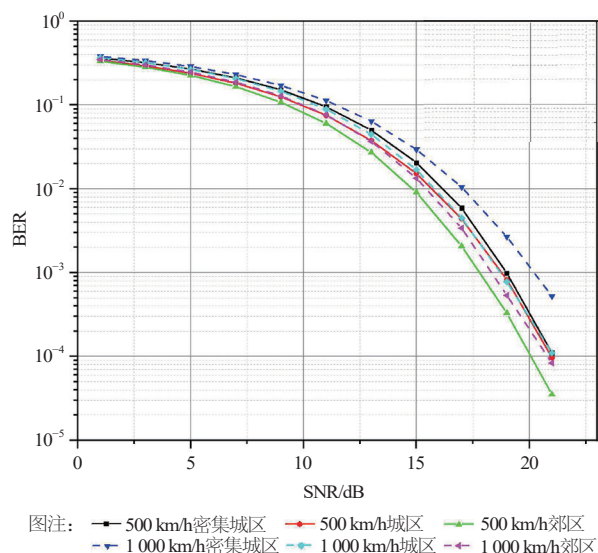


图8 MEO卫星NLOS场景下的误码率性能分析

表5 复杂度分析

算法	乘法运算次数	复杂度
LS	U^2+N	$O(U^2)$
MMSE	$4U^3+N$	$O(U^3)$
CNN	$102U^3B+36L$	$O(U^3B)$

行信道估计, 仿真结果表明星地场景下, 基于深度学习的方法相比MMSE、MP等算法在算法复杂度以及误比特率等方面具有一定的优势。同时, 深度学习方法在OTFS系统进行信道估计中具有一定的应用前景。

参考文献:

- [1] 徐晖, 孙韶辉. 面向6G的卫星互联网架构研究[J]. 天地一体化信息网络, 2021, 2(4): 2-9.
XU H, SUN S H. Research on network architecture for the space-integrated-ground information network in 6G[J]. Space-Integrated-Ground Information Networks, 2021, 2(4): 2-9.
- [2] YAN L, FANG X M, HAO L, et al. Safety-oriented resource allocation for space-ground integrated cloud networks of high-speed railways[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(12): 2747-2759.
- [3] ZHANG N, ZHANG S, YANG P, et al. Software defined space-air-ground integrated vehicular networks: challenges and solutions[J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(7): 101-109.
- [4] 苏桐. 基于卫星通信系统的信道预测及自适应编码调制研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2019.
- SU T. Research on channel forecast and adaptive coding modulation in satellite communication[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2019.
- [5] CAO S, DANG S X, ZHANG Y, et al. A blockchain-based access control and intrusion detection framework for satellite communication systems[J]. Computer Communications, 2021, 172: 216-225.
- [6] 张勇, 黄永华, 张更新. 低轨卫星通信系统中OFDM多普勒频移补偿研究综述[C]//第十七届卫星通信学术年会. [出版地不详: 出版社不详], 2021: 165-170.
ZHANG Y, HUANG Y H, ZHANG G X. A review of OFDM doppler frequency shift compensation in low-orbit satellite communication systems[C]//The 17th Satellite Communication Academic Annual Conference. [S.l.: s.n.], 2021: 165-170.
- [7] 李新桐, 张亚生. 一种适用于低轨卫星的SDN网络人工智能路由方法[J]. 电子测量技术, 2020, 43(22): 109-114.
LI X T, ZHANG Y S. Artificial intelligence routing method for SDN network suitable for LEO satellites[J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(22): 109-114.
- [8] 王刚, 周云, 伍蔡伦, 等. 高动态RDSS短报文通信入站信号的频率补偿研究[J]. 数字通信世界, 2020(6): 6-8, 22.
WANG G, ZHOU Y, WU C L, et al. Research on frequency compensation of RDSS short message communication inbound signal under high dynamic[J]. Digital Communication World, 2020(6): 6-8, 22.
- [9] 王涵. LEO卫星移动通信系统馈电链路载波跟踪中的频率补偿方法[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2011.
WANG H. Frequency compensation method of feeder link carrier tracking in LEO mobile satellite communication system[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2011.
- [10] KHAN T A, AFSHANG M. A stochastic geometry approach to Doppler characterization in a LEO satellite network[C]//Proceedings of ICC 2020 - 2020 IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-6.
- [11] LIU Q C. Frequency synchronization in global satellite communications systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2003, 51(3): 359-365.
- [12] 李天时. 卫星OTFS通信系统信道估计与信号检测研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2021.
LI T S. Research on channel estimation and signal detection of satellite OTFS communication system[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2021.
- [13] 郭晟, 余乐, 燕贺云, 等. 基于DNN的OTFS系统信号检测方法[J]. 无线电通信技术, 2021, 47(6): 808-814.

- GUO C, YU L, YAN H Y, et al. A DNN based signal detection method for OTFS systems[J]. Radio Communications Technology, 2021, 47(6): 808-814.
- [14] PFADLER A, JUNG P, STANCZAK S. Pulse-shaped OTFS for V2X short-frame communication with tuned one-tap equalization[J]. WSA 2020; 24th International ITG Workshop on Smart Antennas, 2020: 1-6.
- [15] RAVITEJA P, PHAN K T, HONG Y. Embedded pilot-aided channel estimation for OTFS in delay-Doppler channels[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(5): 4906-4917.
- [16] SHI D, WANG W J, YOU L, et al. Deterministic pilot design and channel estimation for downlink massive MIMO-OTFS systems in presence of the fractional Doppler[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(11): 7151-7165.
- [17] RAVITEJA P, PHAN K T, HONG Y, et al. Interference cancellation and iterative detection for orthogonal time frequency space modulation[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(10): 6501-6515.
- [18] HADANI R, MONK A. OTFS: a new generation of modulation addressing the challenges of 5G[EB]. 2018.
- [19] SHEN W Q, DAI L L, AN J P, et al. Channel estimation for orthogonal time frequency space (OTFS) massive MIMO[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2019, 67(16): 4204-4217.
- [20] KOLLENGODE R M, CHOCKALINGAM A. MIMO-OTFS in high-Doppler fading channels: signal detection and channel estimation[C]//Proceedings of 2018 IEEE Global Communications Conference. Piscataway: IEEE Press, 2018: 206-212.
- [21] KORTLI Y, GABSI S, VOON L F C L Y, et al. Deep embedded hybrid CNN-LSTM network for lane detection on NVIDIA Jetson Xavier NX[J]. Knowledge-Based Systems, 2022, 240: 107941.
- [22] 常亮, 邓小明, 周明全, 等. 图像理解中的卷积神经网络[J]. 自动化学报, 2016, 42(9): 1300-1312.
- CHANG L, DENG X M, ZHOU M Q, et al. Convolutional neural networks in image understanding[J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(9): 1300-1312.
- [23] 孙志军, 薛磊, 许阳明, 等. 深度学习研究综述[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(8): 2806-2810.
- SUN Z J, XUE L, XU Y M, et al. Overview of deep learning[J]. Application Research of Computers, 2012, 29(8): 2806-2810.
- [24] RAVITEJA P, PHAN K T, JIN Q Y, et al. Low-complexity iterative detection for orthogonal time frequency space modulation[C]//Proceedings of 2018 IEEE Wireless Communications and Networking Conference. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-6.
- [25] LI T S, HE R S, AI B, et al. OTFS modulation performance in a satellite-to-ground channel at sub-6-GHz and millimeter-wave bands with high mobility[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2021, 22(4): 517-526.
- [26] 张阳, 张群飞, 王樱洁, 等. 一种低复杂度正交时频空间调制水声通信方法[J]. 西北工业大学学报, 2021, 39(5): 954-961.
- ZHANG Y, ZHANG Q F, WANG Y J, et al. A low-complexity orthogonal time frequency space modulation method for underwater acoustic communication[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2021, 39(5): 954-961.
- [27] 刘紫燕, 马珊珊, 梁静, 等. 注意力机制CNN的毫米波大规模MIMO系统信道估计算法[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(1): 307-312.
- LIU Z Y, MA S S, LIANG J, et al. Attention mechanism based CNN channel estimation algorithm in millimeter-wave massive MIMO system[J]. Systems Engineering and Electronics, 2022, 44(1): 307-312.

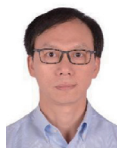
[作者简介]



郭晟 (1999-), 女, 电子科技大学硕士生, 主要研究方向为卫星通信、抗干扰通信。



余乐 (1996-), 男, 电子科技大学硕士生, 主要研究方向为卫星物联网接入、抗干扰通信。



朱立东 (1968-), 男, 电子科技大学教授, 博士生导师, 主要研究方向为卫星通信、天地网络融合、通信信号处理等。