(19)国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 119030833 A
(43)申请公布日 2024.11.26

(21)申请号 202411507857.2

(22)申请日 2024.10.28

(71)申请人 杭州电子科技大学
地址 310018 浙江省杭州市钱塘区白杨街道2号大街1158号

(72)发明人 陈丽萍 李沛 姚英彪 梁雪松 许晓荣

(74)专利代理机构 浙江永鼎律师事务所 33233
专利代理师 周希良

(51)Int.Cl.
H04L 25/02(2006.01)
H04L 27/26(2006.01)
H04B 7/185(2006.01)

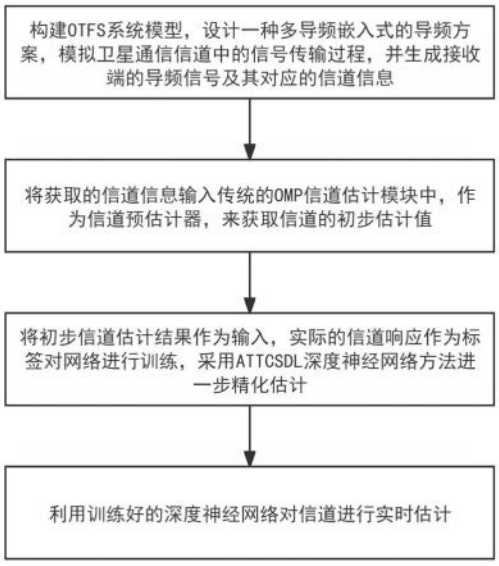
权利要求书4页 说明书10页 附图5页

(54)发明名称

ATTCSDL辅助OTFS在卫星通信中的信道估计方法及系统

(57)摘要

本发明属于卫星通信技术领域,具体涉及ATTCSDL辅助OTFS在卫星通信中的信道估计方法及系统。方法包括:1.构建OTFS系统模型,设计多导频嵌入式的导频方案,模拟卫星通信信道中的信号传输过程,并生成接收端的导频信号及对应的信道信息;2.将获取的信道信息输入传统OMP信道估计模块中,作为信道预估计器,来获取信道的初步估计值;3.将初步信道估计结果作为输入,实际的信道响应作为标签对网络进行训练,采用ATTCSDL深度神经网络方法进一步精化估计;4.利用训练好的深度神经网络对信道进行实时估计。本发明精准应对卫星通信在复杂动态环境中的挑战,显著提升信道估计精度,并优化资源利用效率,确保通信性能的稳定与高效。



CN 119030833 A

1. ATTCSDL辅助OTFS在卫星通信中的信道估计方法,其特征在于,包括以下步骤:

S1,构建OTFS系统模型,并设计一种多导频嵌入式的导频方案,用于模拟LEO卫星通信信道中的信号传输过程,并生成接收端的导频信号以及对应的信道信息;

S2,将获取的信道信息输入传统的OMP信道估计模块中,作为信道预估计器,用于获取信道的初步估计值;

S3,将所述信道的初步估计值作为输入,实际的信道响应作为标签对深度神经网络进行训练,并采用ATTCSDL深度神经网络方法进一步精化估计;

S4,利用训练好的深度神经网络对信道进行实时估计。

2.根据权利要求1所述的ATTCSDL辅助OTFS在卫星通信中的信道估计方法,其特征在于,步骤S1中,所述构建OTFS系统模型,具体包括如下步骤:

S11,在发送端,利用$x^{DD}[k,l]$表示在延迟-多普勒 DD域发送的$M*N$个数据符号,其中k和l分别表示多普勒维度和时延维度,N为数据符号数,M为子载波数;随后通过逆辛有限傅里叶变换将数据符号映射到时频域上:

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

其中,j是虚数单位;$n=0,\cdots,N-1,m=0,\cdots,M-1$,经过海森堡变换,将时频域符号$X^{TF}[n,m]$转换为时域符号$s(t)$:

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

其中,$g_{tx}(t)$为发送脉冲波形,Δf是子载波间隔,T是符号持续时间;

LEO卫星信道被表示为稀疏多径的时延-多普勒信道:

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

其中,P表示路径数,h_i,τ_i和ν_i分别表示第i条路径的信道增益、延迟和多普勒频移,$\delta(\cdot)$表示冲激函数;

S12,在接收端,时域信号经过卫星信道传输后,得到接收信号:

$$r(t)=\iint h(\tau,v)e^{j2\pi v(t-\tau)}s(t-\tau)\,d\tau dv+w(t) \quad (4);$$

其中,$w(t)$是加性高斯白噪声,接收信号经过魏格纳变换得到时频域符号$Y^{TF}[n,m]$,再经过辛有限傅里叶变换后,最终得到DD域的符号:

$$y^{DD}[k,l]=\frac{1}{\sqrt{MN}}\sum_{n=0}^{N-1}\sum_{m=0}^{M-1}Y^{TF}[n,m]e^{-j2\pi\left(\frac{nk}{N}-\frac{ml}{M}\right)}+w[k,l] \quad (5);$$

其中，$w[k,l]$为高斯白噪声。

3.根据权利要求1所述的ATTCSDL辅助OTFS在卫星通信中的信道估计方法，其特征在于，步骤S1中，所述设计一种多导频嵌入式的导频方案，具体包括如下步骤：

S13，在延迟-多普勒网格上，将导频符号设置在中间，保护间隔设置在导频区域周围；在不同的维度中，导频符号和数据符号之间的间隔分别大于最大多普勒频移和最大延迟频移；发送端发送的信号表示为：

$$x[k,l]=\begin{cases}x_p & k\in[k_p,k_p+N_p-1],l\in[l_p,l_p+M_p-1]\\ x_d & k\notin[k_p-2k_{\max},k_p+2k_{\max}+N_p-1],\ l\notin[l_p-l_{\max},l_p+l_{\max}+M_p-1]\\ 0 & \text{其他}\end{cases} \quad (6);$$

其中，k_p和l_p分别表示导频符号x_p在多普勒维和时延维的位置，x_d表示数据符号，$k_{\max}$和$l_{\max}$分别表示最大多普勒抽头参数和最大时延抽头参数，N_p和M_p分别表示多普勒、时延维中的导频数；

S14，为了满足最小的导频开销，设定信道估计区域的大小为：

$$\begin{aligned}M_S&=l_{\max}+M_P\\ N_S&=2k_{\max}+N_P\end{aligned} \quad (7);$$

其中，M_S和N_S分别表示多普勒维度和时延维度的信道估计范围；最终，得到信道估计区域符号总数为$L_P=M_S*N_S$。

4.根据权利要求1所述的ATTCSDL辅助OTFS在卫星通信中的信道估计方法，其特征在于，步骤S1中，所述LEO卫星通信信道，包括：

时延：通过对LEO卫星信道中的时延归一化和缩放，获得系统特定的路径时延，即：

$$\tau_{i,scaled}=\tau_{i,norm}\cdot d_s \quad (8);$$

其中，$\tau_{i,norm}$是第i条路径的归一化时延，d_s是时延扩展；

多普勒：设定多普勒频移表示为：

$$f_d=\left(f_d^{sat}+f_c\right)\frac{v_t}{c}\cos\alpha\cos\beta \quad (9);$$

其中，f_c，c，v_t，α，β分别表示载波频移，光速，终端移动速度，卫星与地面终端间的仰角和终端运动方向与卫星在地面投影面的夹角；f_d^{sat}为卫星运动引起的载波频移，表

示为：

$$f_d^{sat}=\frac{v_{sat}}{c}\times\left(\frac{R_e}{R_e+h}\cos\alpha\right)\times f_c \quad (10)；$$

其中，R_e，h，v_{sat}分别表示地球半径，卫星运行高度以及卫星移动速度。

5.根据权利要求1所述的ATTCSDL辅助OTFS在卫星通信中的信道估计方法，其特征在于，步骤S2中，所述OMP信道估计模块，包括如下过程：

S21，初始化：将感知矩阵Φ以及接收信号y作为输入，初始化残差$r_0=y$，支撑集A为空集，迭代次数$l=1$；

S22，迭代过程：在第l次迭代中，计算第$l-1$次迭代的残差r_{l-1}和感知矩阵相关度最高的原子T_l；将T_l并入支撑集A_l中，并计算出新的支撑集下的重构信号$\hat{h}$，最后计算出重构信号的残差r_l，不断重复上述过程，直到迭代次数大于信道稀疏度时，停止迭代；

S23，输出结果：最终的重构信号$\hat{h}_{OMP}$即为OMP算法对信道的初步估计结果，在输出的重构信号$\hat{h}_{OMP}$中，非零元素的个数即为当前信道的多径数目，非零元素的位置对应的是信道在时延-多普勒域的时延和多普勒抽头系数，非零元素的数值为对应条径的信道增益。

6.根据权利要求5所述的ATTCSDL辅助OTFS在卫星通信中的信道估计方法，其特征在于，步骤S3中，所述ATTCSDL深度神经网络方法，包括如下步骤：

S31，数据预处理：将步骤S23中估计的信道结果$\hat{h}_{OMP}$构造成一个具有复数值的二维图像$\hat{h}_{est}$，所述二维图像具体表示为由实部和虚部组成的二维图像：

$$\hat{h}_{\text{est}}=\left[\Re\left\{\hat{h}_{OMP}\right\},\Im\left\{\hat{h}_{OMP}\right\}\right] \quad (11)；$$

其中，$\Re\{\cdot\}$和$\Im\{\cdot\}$分别表示取信道结果的实部的虚部；

S32，深度神经网络训练：将步骤S31数据预处理后的结果作为输入，实际的信道响应作为标签，对深度神经网络进行训练；

所述深度神经网络的结构设计如下：

输入层，通过3*3的卷积核Conv和ReLU激活函数组合，用于提取输入的浅层特征；

中间层，有若干个且堆叠在一起，均由卷积核Conv、批量归一化层BN和ReLU激活函数组成，用于进一步提取深层特征；

在浅层与深层特征提取后嵌入卷积注意力模块，用于提高网络对噪声信息的敏感度；

在深度神经网络的最后一层，采用卷积操作来重建输出，用于得到与输入维度相匹配的信道估计结果。

7.根据权利要求6所述的ATTCSDL辅助OTFS在卫星通信中的信道估计方法,其特征在于,步骤S32中,在对深度神经网络进行训练的整个过程中,通过不断调整深度神经网络的参数,对网络结构进行优化,并通过最小化损失函数来构建性能最优的深度神经网络模型。

8.根据权利要求1所述的ATTCSDL辅助OTFS在卫星通信中的信道估计方法,其特征在于,在步骤S32中,利用残差学习的思想,即信道矩阵的最终估计值,由输入的粗估计与深度神经网络提取的噪声值之间的残差得到。

9. ATTCSDL辅助OTFS在卫星通信中的信道估计系统,用于实现权利要求1-8任一项所述的ATTCSDL辅助OTFS在卫星通信中的信道估计方法,其特征在于,所述ATTCSDL辅助OTFS在卫星通信中的信道估计系统,包括:

信号传输模拟模块,用于构建OTFS系统模型,并设计一种多导频嵌入式的导频方案,模拟LEO卫星通信信道中的信号传输过程,并生成接收端的导频信号以及对应的信道信息;

估计值获取模块,用于将获取的信道信息输入传统的OMP信道估计模块中,作为信道预估计器,用于获取信道的初步估计值;

模型训练模块,用于将所述信道的初步估计值作为输入,实际的信道响应作为标签对深度神经网络进行训练,并采用ATTCSDL深度神经网络方法进一步精化估计;

实时估计模块,用于利用训练好的深度神经网络对信道进行实时估计。

ATTCSDL辅助OTFS在卫星通信中的信道估计方法及系统

技术领域

[0001] 本发明属于卫星通信技术领域,具体涉及ATTCSDL辅助OTFS在卫星通信中的信道估计方法及系统。

背景技术

[0002] LEO卫星以其小巧的体积、低廉的成本及快速补充发射的卓越能力,在卫星通信技术领域中扮演着关键驱动角色。随着6G时代对太赫兹通信技术的深入探索,LEO卫星与地面间的通信链路面临着更为复杂多变的环境,尤其是极高的多普勒频移,这极大地增加了精确捕捉信道状态信息的难度。在此情境下,传统OFDM技术因多普勒效应导致的子载波正交性受损,载波间干扰显著增加,难以满足LEO卫星网络对高质量通信的需求。

[0003] 为了克服OFDM技术的局限,正交时频空间(OTFS)调制技术应运而生。OTFS通过将时变信道转换到时延-多普勒(DD)域,展现出对多普勒频移和时延的良好适应性,从而在LEO卫星通信的高移动性场景中展现出优异的性能。然而,当前的OTFS信道估计方法,如基于嵌入式导频和保护符号的方案,虽然实现简单且复杂度低,但在恶劣信道条件下易出现路径漏检和衰落系数误差过大的问题。近年来,深度学习在无线通信物理层信道估计中的应用取得了显著进展。通过大量数据集的离线训练,数据驱动的深度神经网络能够处理复杂噪声,展现出不依赖先验知识的强大能力。然而,其性能高度依赖于训练数据的质量和数量,这在实际通信系统中往往难以保证。相比之下,模型驱动的深度学习则巧妙利用先验知识,仅需较小的数据集即可构建有效网络,更具实用性。

[0004] 鉴于OTFS技术在解决LEO卫星通信中多普勒干扰方面的优势,以及其信道估计的复杂性,研究基于OTFS的LEO卫星通信系统信道估计新方法变得尤为重要。

发明内容

[0005] 针对上述问题,本发明提出了一种ATTCSDL辅助OTFS在卫星通信中的信道估计方法及系统,目的在于解决现有卫星通信技术在复杂动态环境下信道估计精度低以及资源利用效率低等问题。

[0006] 为了实现以上目的,本发明采用如下技术方案:

ATTCSDL辅助OTFS在卫星通信中的信道估计方法,包括以下步骤:

S1,构建OTFS系统模型,并设计一种多导频嵌入式的导频方案,用于模拟LEO卫星通信信道中的信号传输过程,并生成接收端的导频信号以及对应的信道信息;

S2,将获取的信道信息输入传统的OMP信道估计模块中,作为信道预估计器,用于获取信道的初步估计值;

S3,将所述信道的初步估计值作为输入,实际的信道响应作为标签对深度神经网络进行训练,并采用ATTCSDL深度神经网络方法进一步精化估计;

S4,利用训练好的深度神经网络对信道进行实时估计。

[0007] 其中,ATTCSDL全称为Attention Compressive Sensing Deep Learning,表示融

合注意力机制的基于压缩感知的深度学习方法。

[0008] 作为优选方案,步骤S1中,所述构建OTFS系统模型,具体包括如下步骤:

S11,在发送端,利用$x^{DD}[k,l]$表示在延迟-多普勒 (Delay-Doppler, DD)域发送的$M*N$个数据符号,其中k和l分别表示多普勒维度和时延维度,N为数据符号数,M为子载波数;随后通过逆辛有限傅里叶变换将数据符号映射到时频域上:

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

其中,j是虚数单位;$n=0,\cdots,N-1,m=0,\cdots,M-1$,经过海森堡变换,将时频域符号$X^{TF}[n,m]$转换为时域符号$s(t)$:

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

其中,$g_{tx}(t)$为发送脉冲波形,Δf是子载波间隔,T是符号持续时间;

LEO卫星信道被表示为稀疏多径的时延-多普勒信道:

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

其中,P表示路径数,h_i,τ_i和ν_i分别表示第i条路径的信道增益、延迟和多普勒频移,$\delta(\cdot)$表示冲激函数;

S12,在接收端,时域信号经过卫星信道传输后,得到接收信号:

$$r(t)=\iint h(\tau,v)e^{j2\pi v(t-\tau)}s(t-\tau)\,d\tau dv+w(t) \quad (4);$$

其中,$w(t)$是加性高斯白噪声,接收信号经过魏格纳变换得到时频域符号$Y^{TF}[n,m]$,再经过辛有限傅里叶变换后,最终得到DD域的符号:

$$y^{DD}[k,l]=\frac{1}{\sqrt{MN}}\sum_{n=0}^{N-1}\sum_{m=0}^{M-1}Y^{TF}[n,m]e^{-j2\pi\left(\frac{nk}{N}-\frac{ml}{M}\right)}+w[k,l] \quad (5);$$

其中,$w[k,l]$为高斯白噪声。

[0009] 作为优选方案,步骤S1中,所述设计一种多导频嵌入式的导频方案,具体包括如下步骤:

S13,在延迟-多普勒网格上,将导频符号设置在中间,保护间隔设置在导频区域周围;在不同的维度中,导频符号和数据符号之间的间隔分别大于最大多普勒频移和最大延迟频移;发送端发送的信号表示为:

$$x[k,l]=\begin{cases}x_p & k\in[k_p,k_p+N_p-1],l\in[l_p,l_p+M_p-1]\\ x_d & k\notin[k_p-2k_{\max},k_p+2k_{\max}+N_p-1],\ l\notin[l_p-l_{\max},l_p+l_{\max}+M_p-1]\\ 0 & \text{其他}\end{cases}\quad(6)\text{;}$$

其中，k_p和l_p分别表示导频符号x_p在多普勒维和时延维的位置，x_d表示数据符号，$k_{\max}$和$l_{\max}$分别表示最大多普勒抽头参数和最大时延抽头参数，N_p和M_p分别表示多普勒、时延维中的导频数；

S14，为了满足最小的导频开销，设定信道估计区域的大小为：

$$\begin{aligned}M_S&=l_{\max}+M_P\\ N_S&=2k_{\max}+N_P\end{aligned}\quad(7)\text{;}$$

其中，M_S和N_S分别表示多普勒维度和时延维度的信道估计范围；最终，得到信道估计区域符号总数为$L_P=M_S*N_S$。

[0010] 作为优选方案，步骤S1中，所述LEO卫星通信信道，包括：

时延：通过对LEO卫星信道中的时延归一化和缩放，获得系统特定的路径时延，即：

$$\tau_{i,scaled}=\tau_{i,norm}\cdot d_s\quad(8)\text{;}$$

其中，$\tau_{i,norm}$是第i条路径的归一化时延，d_s是时延扩展；

多普勒：设定多普勒频移表示为：

$$f_d=\left(f_d^{sat}+f_c\right)\frac{v_t}{c}\cos\alpha\cos\beta\quad(9)\text{;}$$

其中，f_c，c，v_t，α，β分别表示载波频移，光速，终端移动速度，卫星与地面终端间的仰角和终端运动方向与卫星在地面投影面的夹角；f_d^{sat}为卫星运动引起的载波频移，表示为：

$$f_d^{sat}=\frac{v_{sat}}{c}\times\left(\frac{R_e}{R_e+h}\cos\alpha\right)\times f_c\quad(10)\text{;}$$

其中，R_e，h，v_{sat}分别表示地球半径，卫星运行高度以及卫星移动速度。

[0011] 作为优选方案，步骤S2中，所述OMP信道估计模块，包括如下过程：

S21，初始化：将感知矩阵Φ以及接收信号y作为输入，初始化残差$r_0=y$，支撑集A为空集，迭代次数$l=1$；

S22,迭代过程:在第l次迭代中,计算第$l-1$次迭代的残差r_{l-1}和感知矩阵相关度最高的原子T_l;将T_l并入支撑集A_l中,并计算出新的支撑集下的重构信号$\hat{h}$,最后计算出重构信号的残差r_l,不断重复上述过程,直到迭代次数大于信道稀疏度时,停止迭代;

S23,输出结果:最终的重构信号$\hat{h}_{OMP}$即为OMP算法对信道的初步估计结果,在输出的重构信号$\hat{h}_{OMP}$中,非零元素的个数即为当前信道的多径数目,非零元素的位置对应的是信道在时延-多普勒域的时延和多普勒抽头系数,非零元素的数值为对应条径的信道增益。

[0012] 作为优选方案,步骤S3中,所述ATTCSDL深度神经网络方法,包括如下步骤:

S31,数据预处理:将步骤S23中估计的信道结果$\hat{h}_{OMP}$构造成一个具有复数值的二维图像$\hat{h}_{est}$,所述二维图像具体表示为由实部和虚部组成的二维图像:

$$\hat{h}_{\text{est}}=\left[\Re\left\{\hat{h}_{OMP}\right\},\Im\left\{\hat{h}_{OMP}\right\}\right] \quad (11);$$

其中,$\Re\{\cdot\}$和$\Im\{\cdot\}$分别表示取信道结果的实部的虚部;

S32,深度神经网络训练:将步骤S31数据预处理后的结果作为输入,实际的信道响应作为标签,对深度神经网络进行训练;

所述深度神经网络的结构设计如下:

输入层,通过3*3的卷积核Conv和ReLU激活函数组合,用于提取输入的浅层特征;

中间层,有若干个且堆叠在一起,均由卷积核Conv、批量归一化层BN和ReLU激活函数组成,用于进一步提取深层特征;

在浅层与深层特征提取后嵌入卷积注意力模块,用于提高网络对噪声信息的敏感度;

在深度神经网络的最后一层,采用卷积操作来重建输出,用于得到与输入维度相匹配的信道估计结果。

[0013] 作为优选方案,步骤S32中,在对深度神经网络进行训练的整个过程中,通过不断调整深度神经网络的参数,对网络结构进行优化,并通过最小化损失函数来构建性能最优的深度神经网络模型。

[0014] 作为优选方案,在步骤S32中,利用残差学习的思想,即信道矩阵的最终估计值,由输入的粗估计与深度神经网络提取的噪声值之间的残差得到。

[0015] 本发明还提供了ATTCSDL辅助OTFS在卫星通信中的信道估计系统,包括:

信号传输模拟模块,用于构建OTFS系统模型,并设计一种多导频嵌入式的导频方案,模拟LEO卫星通信信道中的信号传输过程,并生成接收端的导频信号以及对应的信道信息;

估计值获取模块,用于将获取的信道信息输入传统的OMP信道估计模块中,作为信道预估计器,用于获取信道的初步估计值;

模型训练模块,用于将所述信道的初步估计值作为输入,实际的信道响应作为标签对深度神经网络进行训练,并采用ATTCSDL深度神经网络方法进一步精化估计;

实时估计模块,用于利用训练好的深度神经网络对信道进行实时估计。

[0016] 本发明相对于现有技术,具有如下技术效果:

(1)本发明基于在OTFS帧内插入多个导频符号的思想,提出了一种基于压缩感知的深度学习信道估计方法,此方法通过OMP算法的稀疏重构能力与改进的DNCNN网络强大的非线性映射能力,有效减轻了多普勒效应导致的信号失真与干扰,显著提升了卫星通信系统的整体可靠性和传输效率;

[0017] (2)本发明巧妙引入注意力机制模块,充分利用其在海量数据中高效筛选关键信息的能力,极大地增强了网络对于噪声的抑制与去除效果。这一机制的应用,使得信道估计过程更加精准高效,能够更准确地捕捉信道特性,输出高精度的信道估计值;

[0018] (3)本发明通过与OTFS现有文献中的信道估计方案进行性能对比,展现出了压倒性的优势。在广泛的信噪比范围内,特别是在低信噪比环境(如-10dB至-5dB)下,本发明依然能够保持卓越的信道估计性能,显著超越了现有方案,实现了信道估计精度的飞跃式提升。

附图说明

[0019] 图1为本发明中ATTCSDL辅助OTFS在卫星通信中的信道估计方法的一种流程图;

图2为本发明中的OTFS系统框架的一种示意图;

图3为本发明中多导频嵌入式的导频方案的一种设计示意图;

图4为本发明中ATTCSDL模型的一种架构示意图;

图5为本发明在不同信噪比(SNR)下的一种NMSE性能图;

图6为本发明在不同导频信噪比(SNRp)下的一种NMSE性能图。

具体实施方式

[0020] 以下通过特定的具体实施例说明本发明的实施方式,本领域技术人员可由本说明书所揭露的内容轻易地了解本发明的其他优点与功效。本发明还可以通过另外不同的具体实施方式加以实施或应用,本说明书中的各项细节也可以基于不同观点与应用,在没有背离本发明的精神下进行各种修饰或改变。需说明的是,在不冲突的情况下,以下实施例及实施例中的特征可以相互组合。

[0021] 如图1所示,本实施例提供一种ATTCSDL辅助OTFS在卫星通信中的信道估计方法,通过在OTFS帧内插入导频并融合OMP粗估计与CBAM注意力机制增强的DNCNN网络,实现了高精度信道估计。

[0022] 具体包括如下步骤:

1.构建OTFS系统模型,设计一种多导频嵌入式的导频方案,模拟LEO卫星通信信道中的信号传输过程,并生成接收端的导频信号及其对应的信道信息;

进一步的,步骤1中,所述构建OTFS系统模型,包括如下步骤:

如图2所示,在发送端,利用$x^{DD}[k,l]$表示在延迟-多普勒 (Delay-Doppler, DD)域发送的$M*N$个数据符号,其中k和l分别表示多普勒维度和时延维度,N为数据符号数,M为子载波数;随后通过逆辛有限傅里叶变换将数据符号映射到时频域上:

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

其中,$n=0,\cdots,N-1,m=0,\cdots,M-1$。然后,经过海森堡变换,将时频域符号$X^{TF}[n,m]$转换为时域符号$s(t)$:

$$s(t)=\sum_{k=0}^{N-1}\sum_{l=0}^{M-1}X^{TF}[n,m]g_{tx}(t-nT)e^{j2\pi m\Delta f(t-nT)};$$

其中,$g_{tx}(t)$为发送脉冲波形,Δf是子载波间隔,T是符号持续时间;

LEO卫星信道可以被表示为稀疏多径的时延-多普勒信道:

$$h(\tau,\upsilon)=\sum_{i=1}^{P}h_i\delta(\tau-\tau_i)\delta(\upsilon-\upsilon_i);$$

其中,P表示路径数,h_i,τ_i和ν_i分别表示第i条路径的信道增益、延迟和多普勒频移,$\delta(\cdot)$表示冲激函数;

在接收端,时域信号经过卫星信道传输后,可以得到接收信号:

$$r(t)=\iint h(\tau,v)e^{j2\pi v(t-\tau)}s(t-\tau)d\tau dv+w(t);$$

其中,$w(t)$是加性高斯白噪声。接收信号经过魏格纳变换得到时频域符号$Y^{TF}[n,m]$,再经过辛有限傅里叶变换后,最终得到DD域的符号:

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

其中,$w[k,l]$为高斯白噪声。

[0023] 进一步的,所述步骤1中,设计一种多导频嵌入式的导频方案,包括如下过程:

在延迟-多普勒网格上,导频符号设置在中间,保护间隔设置在导频区域周围,以避免对导频符号产生干扰。在不同的维度中,导频符号和数据符号之间的间隔将分别大于最大多普勒频移和最大延迟频移。如图3所示,发送端发送的信号可以表示为:

$$x[k,l]=\begin{cases}x_p & k\in[k_p,k_p+N_p-1],l\in[l_p,l_p+M_p-1]\\ x_d & k\notin[k_p-2k_{\max},k_p+2k_{\max}+N_p-1],\ l\notin[l_p-l_{\max},l_p+l_{\max}+M_p-1]\\ 0 & \text{其他}\end{cases};$$

其中，k_p和l_p分别表示导频符号x_p在多普勒维和时延维的位置，x_d表示数据符号，$k_{\max}$和$l_{\max}$分别表示最大多普勒抽头参数和最大时延抽头参数，N_p和M_p分别表示多普勒、时延维中的导频数；

为了满足最小的导频开销，红色区域符号用于信道估计，其大小为：

$$\begin{aligned}M_S&=l_{\max}+M_P\\ N_S&=2k_{\max}+N_P\end{aligned};$$

其中，M_S和N_S分别表示多普勒维度和时延维度的信道估计范围。因此，信道估计区域符号总数为$L_P=M_S*N_S$。

[0024] 进一步的，步骤1中，所述LEO卫星通信信道，包括：

时延：由于卫星与地面 UTs 之间的距离较远，所以其传播时延要远远大于地面通信系统中的传播时延。通过对 LEO 卫星信道中的时延归一化和缩放，可以获得系统特定的路径时延，即：

$$\tau_{i,scaled}=\tau_{i,norm}\cdot d_s;$$

其中，$\tau_{i,norm}$是第i条路径的归一化时延，d_s是时延扩展；

多普勒：LEO卫星通信系统中，多普勒效应是由卫星的运动和终端的运动共同引起的。当终端静止时，由于卫星轨道高度较高，所有到达卫星的路径分量都会出现相同的多普勒频移。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。因此，多普勒频移可以表示为：

$$f_d=\left(f_d^{sat}+f_c\right)\frac{v_t}{c}\cos\alpha\cos\beta;$$

其中，f_c，c，v_t，α，β分别表示载波频移，光速，终端移动速度，卫星与地面终端间的仰角和终端运动方向与卫星在地面投影面的夹角；f_d^{sat}为卫星运动引起的载波频移，表示为：

$$f_d^{sat}=\frac{v_{sat}}{c}\times\left(\frac{R_e}{R_e+h}\cos\alpha\right)\times f_c;$$

其中，R_e，h，v_{sat}分别表示地球半径，卫星运行高度以及卫星移动速度。

[0025] 2.将获取的信道信息输入传统的OMP信道估计模块中,作为信道预估计器,来获取信道的初步估计值;

进一步的,步骤2中,所述OMP信道估计模块,包括步骤:

2-1.初始化:将感知矩阵Φ以及接收信号y作为输入,初始化残差$r_0=y$,支撑集A为空集,迭代次数$l=1$;

2-2.迭代过程:在第l次迭代中,计算第$l-1$次迭代的残差r_{l-1}和感知矩阵相关度最高的原子T_l。将T_l并入支撑集A_l中,并计算出新的支撑集下的重构信号$\hat{h}$,最后计算出重构信号的残差r_l,不断重复上述过程,直到迭代次数大于信道稀疏度时,停止迭代;

2-3.输出结果:最终的重构信号$\hat{h}_{OMP}$即为OMP算法对信道的初步估计结果,在输出的重构信号$\hat{h}_{OMP}$中,非零元素的个数即为当前信道的多径数目,非零元素的位置对应的是信道在时延-多普勒域的时延和多普勒抽头系数,非零元素的数值为对应条径的信道增益。

[0026] 3.将初步信道估计结果作为输入,实际的信道响应作为标签对网络进行训练,采用ATTCSDL深度神经网络方法进一步精化估计;

步骤3中,所述ATTCSDL深度神经网络方法,包括:

3-1.数据预处理:目前的神经网络模型主要用于处理实数数据,没有专门针对复数数据设计的复数神经网络。因此,步骤2-3中估计的信道结果$\hat{h}_{OMP}$可以构造成一个具有复数值的二维图像$\hat{h}_{est}$,可以表示为由实部和虚部组成的二维图像:

$$\hat{h}_{\text{est}}=\left[\Re\left\{\hat{h}_{OMP}\right\},\Im\left\{\hat{h}_{OMP}\right\}\right];$$

其中,$\Re\{\cdot\}$和$\Im\{\cdot\}$分别表示取信道结果的实部的虚部;

3-2.深度神经网络训练:将步骤3-1数据预处理后的结果作为输入,实际的信道响应作为标签,对深度神经网络进行训练。

[0027] 网络架构如图4所示,输入层首先通过3*3的卷积核(Conv)和ReLU激活函数组合,提取输入的浅层特征。随后,多个由Conv、批量归一化层(BN)和ReLU组成的中间层被堆叠起来,用于进一步提取深层特征。为了提高网络对噪声信息的敏感度,在浅层与深层特征提取后嵌入CBAM注意力模块,该模块通过引入通道注意力和空间注意力机制,在不增加网络复杂性的前提下,显著提升了模型的感知能力和性能。在网络的最后一层,采用卷积操作来重建输出,以得到与输入维度相匹配的信道估计结果。整个训练过程中,通过不断调整所述ATTCSDL网络的参数,优化网络结构,通过最小化损失函数来构建性能最优的模型。值得注意的是,为了得到最终的信道估计矩阵,利用残差学习的思想,即信道矩阵的最终估计值由

输入的粗估计与网络提取的噪声值之间的残差得到。这种方式不仅提高了估计的准确度，还减轻了深度网络训练中的梯度问题。

[0028] 4.利用训练好的深度神经网络对信道进行实时估计。

[0029] 另外，本发明还提供了ATTCSDL辅助OTFS在卫星通信中的信道估计系统，包括：

信号传输模拟模块，用于构建OTFS系统模型，并设计一种多导频嵌入式的导频方案，模拟LEO卫星通信信道中的信号传输过程，并生成接收端的导频信号以及对应的信道信息；

估计值获取模块，用于将获取的信道信息输入传统的OMP信道估计模块中，作为信道预估计器，用于获取信道的初步估计值；

模型训练模块，用于将所述信道的初步估计值作为输入，实际的信道响应作为标签对深度神经网络进行训练，并采用ATTCSDL深度神经网络方法进一步精化估计；

实时估计模块，用于利用训练好的深度神经网络对信道进行实时估计。

[0030] 本发明考虑的使用场景为卫星通信，仿真信道采用3GPP协议定义的星地通信链路级仿真信道模型NTN-TDL-D，卫星高度为$1500km$，卫星速度为$7.1172km/h$，移动端最大速度设为$500km/h$，延迟扩展时间为$100ns$。对于步骤1中所述的OTFS系统参数设置如下：$M=32$，$N=32$，$f_c=2.2GHz$，$\Delta f=15KHz$，采用4-QAM调制方式。对于步骤3所述的ATTCSDL深度神经网络，选择Adam作为优化器，批量大小设置为32、学习率设置为0.001。为了评估信道估计性能，本发明将所提出的ATTCSDL算法与CSDL，传统的最小二乘法LS方法和OMP方法进行对比，并把归一化均方误差(NMSE)作为信道估计的性能指标，其定义为：

$$NMSE=\frac{\left\|\hat{h}-h\right\|^2}{\left\|h\right\|^2};$$

其中，$\hat{h}$和h分别表示估计和真实的信道响应。

[0031] 图5显示了本发明在不同SNR下的NMSE性能，图5中ATTCSDL 1Pilot和ATTCSDL 2Pilot分别表示ATTCSDL模型采用一个导频符号和两个导频符号的估计结果。可以观察到，ATTCSDL模型在所有信噪比条件下均展现出最佳的NMSE性能，其在达到相同NMSE水平时，信噪比增益尤为显著。在SNR为5dB时，ATTCSDL的NMSE性能已小于10^{-1}，远超OTFS已有信道估计方案。在NMSE为10^{-2}水平下，ATTCSDL相较于CSDL实现约2dB信噪比增益，较OMP提升约5dB，对传统LS方案增益更为显著，证明了本发明估计性能的卓越能力及在低信噪比场景的鲁棒性。

[0032] 图6显示了本发明在不同SNRp下的NMSE性能，图6中ATTCSDL 1Pilot和ATTCSDL 2Pilot分别表示ATTCSDL模型采用一个导频符号和两个导频符号的估计结果。显然，所提出的ATTCSDL的算法明显优于其他方法。并且不同的信道估计算法的NMSE均随着导频信噪比SNRp的增加而降低，即信道估计准确度增加。值得注意的是，采用两个导频相较于单一导频，在NMSE性能方面展现出了显著的优越性，其降低的NMSE值清晰地印证了多导频信道估计方案在提升信道估计准确度方面的有效性，充分验证了多导频配置对于增强系统鲁棒性

的重要作用。

[0033] 以上所述仅是对本发明的优选实施例及原理进行了详细说明,对本领域的普通技术人员而言,依据本发明提供的思想,在具体实施方式上会有改变之处,而这些改变也应视为本发明的保护范围。

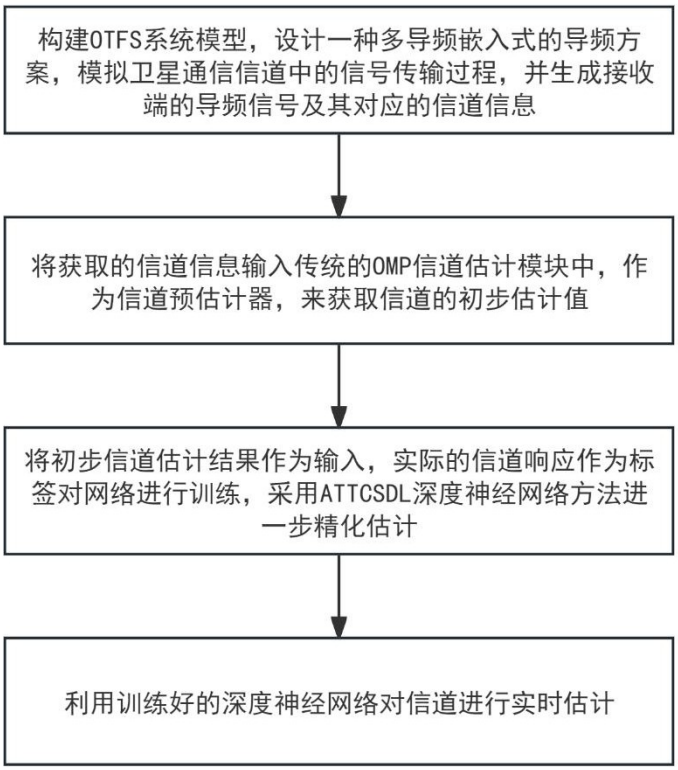

构建OTFS系统模型，设计一种多导频嵌入式的导频方案，模拟卫星通信信道中的信号传输过程，并生成接收端的导频信号及其对应的信道信息
将获取的信道信息输入传统的OMP信道估计模块中，作为信道预估计器，来获取信道的初步估计值
将初步信道估计结果作为输入，实际的信道响应作为标签对网络进行训练，采用ATTCSDL深度神经网络方法进一步精化估计
利用训练好的深度神经网络对信道进行实时估计

图 1

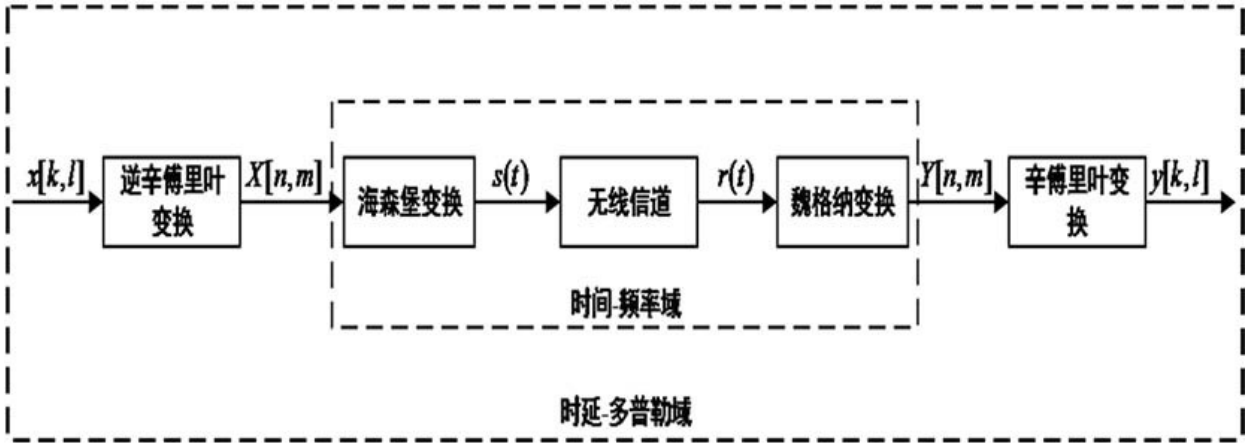

x[k,l]
逆辛傅里叶变换
X[n,m]
海森堡变换
s(t)
无线信道
r(t)
魏格纳变换
Y[n,m]
辛傅里叶变换
y[k,l]
时间-频率域
时延-多普勒域

图 2

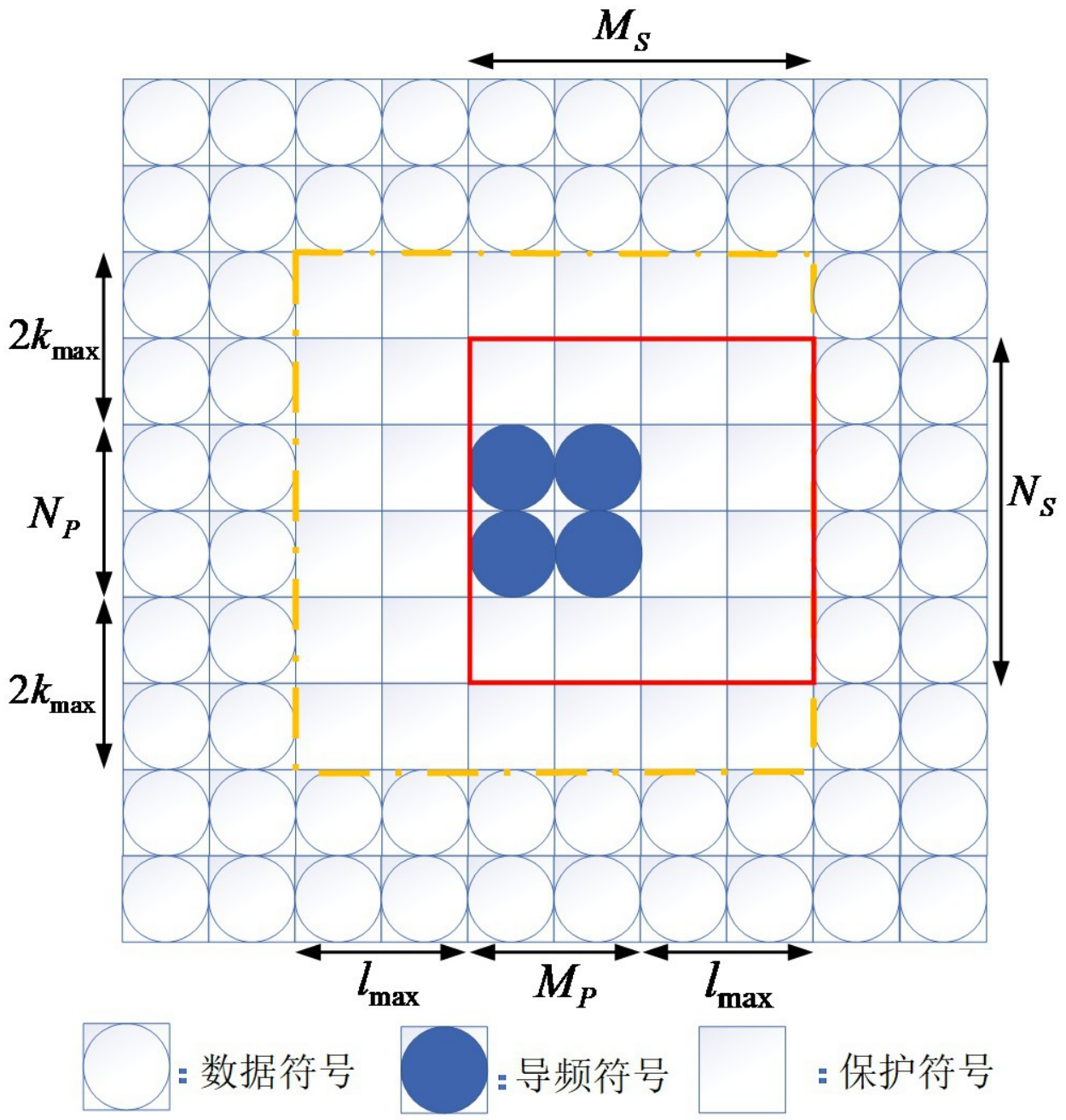


图 3

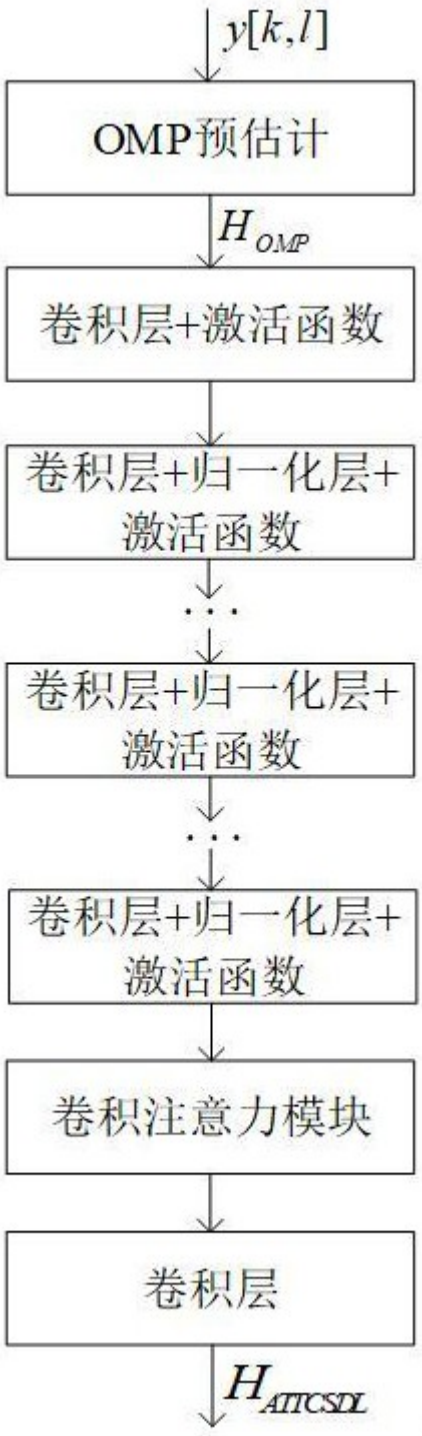

y[k,l]
OMP预估计
H_OMP
卷积层+激活函数
卷积层+归一化层+激活函数
...
卷积层+归一化层+激活函数
...
卷积层+归一化层+激活函数
卷积注意力模块
卷积层
H_ATTCSDL

图 4

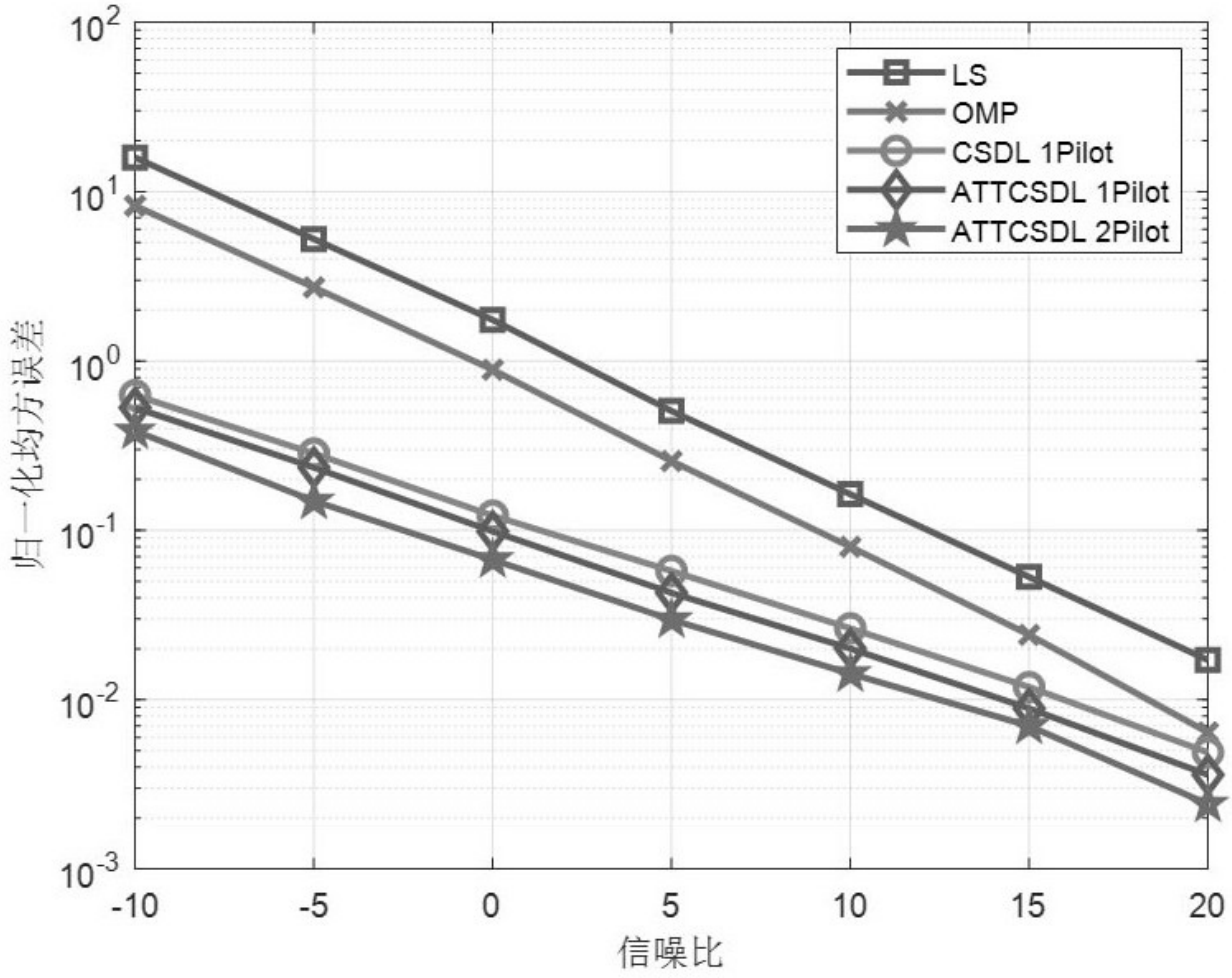

LS
OMP
CSDL 1Pilot
ATTCSDL 1Pilot
ATTCSDL 2Pilot
归一化均方误差
信噪比
10^2
10^1
10^0
10^{-1}
10^{-2}
10^{-3}
-10
-5
0
5
10
15
20

图 5

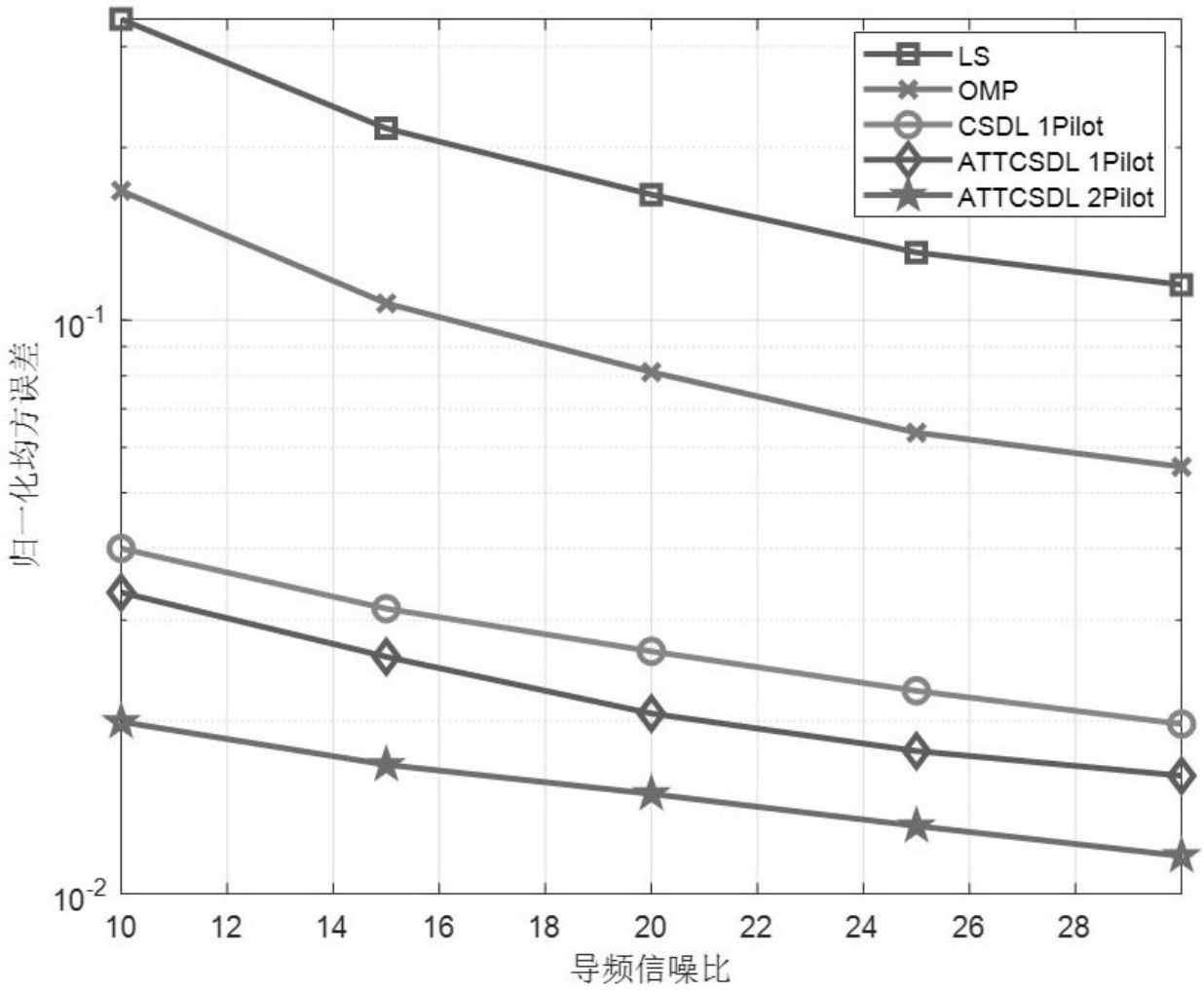

LS
OMP
CSDL 1Pilot
ATTCSDL 1Pilot
ATTCSDL 2Pilot
归一化均方误差
10^{-1}
10^{-2}
10
12
14
16
18
20
22
24
26
28
导频信噪比

图 6