



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 115208731 B

(45) 授权公告日 2023.08.25

(21) 申请号 202210831928.9

(22) 申请日 2022.07.15

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 115208731 A

(43) 申请公布日 2022.10.18

(73) 专利权人 北京科技大学
地址 100083 北京市海淀区学院路30号
专利权人 北京科技大学顺德研究生院

(72) 发明人 陈月云 王欢 杨美婕 买智源
陈广

(74) 专利代理机构 北京市广友专利事务所有限
责任公司 11237

专利代理师 张仲波

(51) Int. Cl.

H04L 27/26 (2006.01)

(56) 对比文件

US 2018375706 A1, 2018.12.27

CN 114745248 A, 2022.07.12

CN 112118066 A, 2020.12.22

US 2022004810 A1, 2022.01.06

CN 109951412 A, 2019.06.28

CN 114039821 A, 2022.02.11

CN 101605120 A, 2009.12.16

Mai, Zhiyuan, Yueyun Chen, and Liping Du. "A novel blind mmWave channel estimation algorithm based on ML-ELM". 《IEEE Communications Letters》. 2021, 第1549-1553. 页.

审查员 王璐

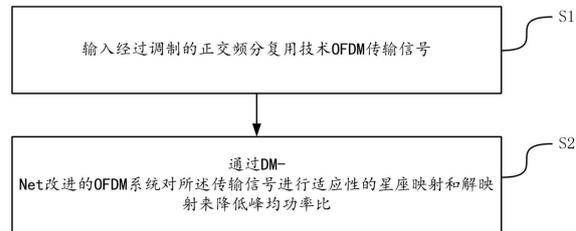
权利要求书4页 说明书10页 附图4页

(54) 发明名称

一种信号峰均功率比PAPR抑制方法和装置

(57) 摘要

本发明涉及无线通信技术领域,特别是指一种信号峰均功率比PAPR抑制方法和装置。方法包括:输入经过调制的正交频分复用技术OFDM传输信号;通过DM-Net改进的OFDM系统对所述传输信号进行适应性的星座映射和解映射来降低峰均功率比,所述适应性的星座映射指的是根据PAPR性能,DM-Net会自动调整信号星座点的位置,所述DM-Net是基于深度学习的网络结构,包括发送端的M-Net和接收端的D-Net两部分,其中发送端的M-Net通过对所述传输信号在频域星座的调整,改变所述传输信号的星座点分布,实现系统发送端发送的时域信号具有较低PAPR值的目的,接收端的D-Net负责将经过信道后的信号恢复为原发送的频域信号,达到保证系统整体误码率性能的目的。采用本发明,实现了误码率性能和PAPR性能的有效平衡并且具有较低的复杂度。



1. 一种信号峰均功率比PAPR抑制方法,其特征在于,包括:

输入经过调制的正交频分复用技术OFDM传输信号;

通过DM-Net改进的OFDM系统对所述传输信号进行适应性的星座映射和解映射来降低峰均功率比,所述适应性的星座映射指的是根据PAPR性能,DM-Net会自动调整信号星座点的位置,所述DM-Net是基于深度学习的网络结构,包括发送端的M-Net和接收端的D-Net两部分,其中发送端的M-Net通过对所述传输信号在频域星座的调整,改变所述传输信号的星座点分布,实现系统发送端发送的时域信号具有较低PAPR值的目的,接收端的D-Net负责将经过信道后的信号恢复为原发送的频域信号,达到保证系统整体误码率性能的目的;

所述通过DM-Net改进的OFDM系统对所述传输信号进行适应性的星座映射和解映射来降低峰均功率比,具体包括:

设系统子载波个数为N,传输的调制信号为 $X = [X_0, X_1, \dots, X_{N-2}, X_{N-1}]$,将X表示为 $X_K = [X_{R(K)} \ X_{I(K)}]$,其中 $X_{R(K)}$ 代表 X_K 的实部, $X_{I(K)}$ 代表 X_K 的虚部, $0 \leq K \leq N-1$,在发送端通过M-Net对输入信号 X_K 进行星座映射,映射关系为 $T_K = f(X_K)$,其中 $f(\cdot)$ 代表映射关系函数, T_K 代表星座映射后的信号, $0 \leq K \leq N-1$,

映射关系函数的表达式为:

$$f(X) = \tanh(\tanh(\text{conv}(\tanh(\text{conv}(X, W_{\text{conv1}}) + b_{\text{conv1}}), W_{\text{conv2}}) + b_{\text{conv2}}) * W_f + b_f) \quad (1)$$

其中 $W_{\text{conv1}}, b_{\text{conv1}}$ 分别代表第一个卷积层的权重矩阵和偏置矩阵, $W_{\text{conv2}}, b_{\text{conv2}}$ 分别代表第二个卷积层的权重矩阵和偏置矩阵, W_f 和 b_f 分别代表全连接层的权重矩阵和偏置矩阵,tanh函数是两个卷积层和全连接层利用的激活函数;

将T中的实部和虚部组合为复数向量形式,然后对T进行过采样,过采样倍数为L,过采样后的信号为 T_L ,再经过快速傅里叶反变换IFFT得到时域传输信号:

$$x(n) = \sum_{K=0}^{LN-1} T_L e^{j2\pi nK/LN} \quad (2)$$

其中 $0 \leq n \leq LN-1, 0 \leq K \leq LN-1$,时域信号的PAPR计算公式为:

$$PAPR\{x(n)\} = 10 \log_{10} \frac{\max[|x(n)|^2]}{E[|x(n)|^2]} \text{ (dB)} \quad (3)$$

其中 $\max[|x(n)|^2]$ 代表信号的最大功率, $E[|x(n)|^2]$ 代表信号功率的均值, $0 \leq n \leq LN-1$;

传输信号在经过M-Net适应性的星座映射后,信号星座点的分布保证了系统发送端发送的时域信号具有较低的PAPR值;

所述时域传输信号经过信道后到达接收端,设接收端接收到的信号为 $r(n), 0 \leq n \leq LN-1$,进行快速傅里叶变换FFT得到频域信号,对所述频域信号进行降采样得到 $R_K, 0 \leq K \leq N-1$,对 R_K 进行拆分, $R_K = [R_R(K) \ R_I(K)]$,其中 $R_R(K)$ 代表 R_K 的实部, $R_I(K)$ 代表 R_K 的虚部,然后经过接收端的D-Net对接收到的信号进行解映射,映射关系为 $\hat{X} = \varphi(R)$,其中 $\varphi(\cdot)$ 表示解映射关系函数,得到最终的信号 \hat{X} ,

解映射关系函数的表达式为:

$$\varphi(R) = \tanh(\tanh(\text{conv}(\tanh(\text{conv}(R, Q_{\text{conv1}}) + U_{\text{conv1}}), Q_{\text{conv2}}) + U_{\text{conv2}}) * Q_f + U_f) \quad (4)$$

其中 $Q_{\text{conv1}}, U_{\text{conv1}}$ 分别代表第一个卷积层的权重矩阵和偏置矩阵, $Q_{\text{conv2}}, U_{\text{conv2}}$ 分别代表第二个卷积层的权重矩阵和偏置矩阵, Q_f 和 U_f 分别代表全连接层的权重矩阵和偏置矩阵,

tanh函数是两个卷积层和全连接层利用的激活函数。

2. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,所述方法还包括:通过对所述M-Net和D-Net的网络架构调整和相关参数的训练,实现系统误码率BER性能和PAPR性能的兼顾,具体训练过程包括:

首先,先不考虑发送端时域信号的PAPR性能,系统损失函数仅包括误码率,误码率是由发送端发送的信号 X 和接收端恢复的信号 \hat{X} 共同决定,而接收端恢复的信号 \hat{X} 是由M-Net和D-Net共同决定,即系统损失函数的值是与M-Net和D-Net相关的,在DM-Net改进的OFDM系统训练过程中,通过调整M-Net和D-Net的架构,并利用优化算法不断迭代M-Net和D-Net模型的参数以降低系统损失函数的值,即通过对发送端的M-Net和接收端的D-Net的联合优化,使系统在高斯白噪声信道或者瑞利衰落信道条件下获得最优的误码率性能;

其次,基于第一步训练的DM-Net的结构和参数,在系统损失函数中加入PAPR项,再次对发送端的M-Net和接收端的D-Net进行联合训练,同时经过对权重因子的适当选择,达到在高斯白噪声信道或瑞利衰落信道条件下可以同时保证系统的误码率性能和所需的PAPR性能。

3. 如权利要求2所述的方法,其特征在于,最终训练得到最优的M-Net和D-Net的网络架构及其网络参数,M-Net和D-Net均包括二层卷积层和一层全连接层,第一个和第二个卷积层的卷积核大小均为 3×3 ,卷积核的个数均为5个,全连接层的节点数均为512个,卷积层和全连接层的激活函数均为tanh函数。

4. 如权利要求2所述的方法,其特征在于,在所述发送端M-Net和接收端D-Net的联合训练过程中,采用优化算法不断迭代模型参数以降低模型损失函数的值,所述优化算法包括但不限于梯度下降法、Adam算法、RMSProp算法。

5. 一种信号峰均功率比PAPR抑制装置,其特征在于,包括:

输入单元,用于输入经过调制的正交频分复用技术OFDM传输信号;

处理单元,用于通过DM-Net改进的OFDM系统对所述传输信号进行适应性的星座映射和解映射来降低峰均功率比,所述适应性的星座映射指的是根据PAPR性能,DM-Net会自动调整信号星座点的位置,所述DM-Net是基于深度学习的网络结构,包括发送端的M-Net和接收端的D-Net两部分,其中发送端的M-Net通过对所述传输信号在频域星座的调整,改变所述传输信号的星座点分布,实现系统发送端发送的时域信号具有较低PAPR值的目的,接收端的D-Net负责将经过信道后的信号恢复为原发送的频域信号,达到保证系统整体误码率性能的目的;

所述处理单元,具体用于:

设系统子载波个数为 N ,传输的调制信号为 $X = [X_0, X_1, \dots, X_{N-2}, X_{N-1}]$,将 X 表示为 $X_k = [X_R(K) \ X_I(K)]$,其中 $X_R(K)$ 代表 X_k 的实部, $X_I(K)$ 代表 X_k 的虚部, $0 \leq K \leq N-1$,在发送端通过M-Net对输入信号 X_k 进行星座映射,映射关系为 $T_k = f(X_k)$,其中 $f(\cdot)$ 代表映射关系函数, T_k 代表星座映射后的信号, $0 \leq K \leq N-1$,

映射关系函数的表达式为:

$$f(X) = \tanh(\tanh(\text{conv}(\tanh(\text{conv}(X, W_{\text{conv1}}) + b_{\text{conv1}}), W_{\text{conv2}}) + b_{\text{conv2}}) * W_f + b_f) \quad (1)$$

其中 $W_{\text{conv1}}, b_{\text{conv1}}$ 分别代表第一个卷积层的权重矩阵和偏置矩阵, $W_{\text{conv2}}, b_{\text{conv2}}$ 分别代表第二个卷积层的权重矩阵和偏置矩阵, W_f 和 b_f 分别代表全连接层的权重矩阵和偏置矩阵,

tanh函数是两个卷积层和全连接层利用的激活函数；

将T中的实部和虚部组合为复数向量形式，然后对T进行过采样，过采样倍数为L，过采样后的信号为 T_L ，再经过快速傅里叶反变换IFFT得到时域传输信号：

$$x(n) = \sum_{k=0}^{LN-1} T_L e^{j2\pi n k / LN} \quad (2)$$

其中 $0 \leq n \leq LN-1, 0 \leq k \leq LN-1$ ，时域信号的PAPR计算公式为：

$$PAPR\{x(n)\} = 10 \log_{10} \frac{\max[|x(n)|^2]}{E[|x(n)|^2]} \text{ (dB)} \quad (3)$$

其中 $\max[|x(n)|^2]$ 代表信号的最大功率， $E[|x(n)|^2]$ 代表信号功率的均值， $0 \leq n \leq LN-1$ ；

传输信号在经过M-Net适应性的星座映射后，信号星座点的分布保证了系统发送端发送的时域信号具有较低的PAPR值；

所述时域传输信号经过信道后到达接收端，设接收端接收到的信号为 $r(n)$ ， $0 \leq n \leq LN-1$ ，进行快速傅里叶变换FFT得到频域信号，对所述频域信号进行降采样得到 R_k ， $0 \leq k \leq N-1$ ，对 R_k 进行拆分， $R_k = [R_R(k) R_I(k)]$ ，其中 $R_R(k)$ 代表 R_k 的实部， $R_I(k)$ 代表 R_k 的虚部，然后经过接收端的D-Net对接收到的信号进行解映射，映射关系为 $\hat{X} = \varphi(R)$ ，其中 $\varphi(\cdot)$ 表示解映射关系函数，得到最终的信号 \hat{X} ，

解映射关系函数的表达式为：

$$\varphi(R) = \tanh(\tanh(\text{conv}(\tanh(\text{conv}(R, Q_{\text{conv1}}) + U_{\text{conv1}}), Q_{\text{conv2}}) + U_{\text{conv2}}) * Q_f + U_f) \quad (4)$$

其中 $Q_{\text{conv1}}, U_{\text{conv1}}$ 分别代表第一个卷积层的权重矩阵和偏置矩阵， $Q_{\text{conv2}}, U_{\text{conv2}}$ 分别代表第二个卷积层的权重矩阵和偏置矩阵， Q_f 和 U_f 分别代表全连接层的权重矩阵和偏置矩阵，tanh函数是两个卷积层和全连接层利用的激活函数。

6. 如权利要求5所述的装置，其特征在于，所述装置还包括：训练单元，用于通过对所述M-Net和D-Net的网络架构调整和相关参数的训练，实现系统误码率BER性能和PAPR性能的兼顾，

所述训练单元，具体用于：

首先，先不考虑发送端时域信号的PAPR性能，系统损失函数仅包括误码率，误码率是由发送端发送的信号 X 和接收端恢复的信号 \hat{X} 共同决定，而接收端恢复的信号 \hat{X} 是由M-Net和D-Net共同决定，即系统损失函数的值是与M-Net和D-Net相关的，在DM-Net改进的OFDM系统训练过程中，通过调整M-Net和D-Net的架构，并利用优化算法不断迭代M-Net和D-Net模型的参数以降低系统损失函数的值，即通过对发送端的M-Net和接收端的D-Net的联合优化，使系统在高斯白噪声信道或者瑞利衰落信道条件下获得最优的误码率性能；

其次，基于第一步训练的DM-Net的结构和参数，在系统损失函数中加入PAPR项，再次对发送端的M-Net和接收端的D-Net进行联合训练，同时经过对权重因子的适当选择，达到在高斯白噪声信道或瑞利衰落信道条件下可以同时保证系统的误码率性能和所需的PAPR性能。

7. 如权利要求6所述的装置，其特征在于，最终训练得到最优的M-Net和D-Net的网络架构及其网络参数，M-Net和D-Net均包括二层卷积层和一层全连接层，第一个和第二个卷积层的卷积核大小均为 3×3 ，卷积核的个数均为5个，全连接层的节点数均为512个，卷积层和

全连接层的激活函数均为tanh函数。

8. 如权利要求6所述的装置,其特征在于,所述训练单元,还用于在所述发送端M-Det和接收端D-Net的联合训练过程中,采用优化算法不断迭代模型参数以降低模型损失函数的值,所述优化算法包括但不限于梯度下降法、Adam算法、RMSProp算法。

一种信号峰均功率比PAPR抑制方法和装置

技术领域

[0001] 本发明涉及无线通信技术领域,特别是指一种信号峰均功率比PAPR抑制方法和装置。

背景技术

[0002] 正交频分复用技术(Orthogonal Frequency Division Multiple,OFDM)具有频谱利用率高、抗多径衰落及抗符号间干扰能力强等特点,在5G中扮演重要角色。峰均功率比(Peak to Average Power Ratio,PAPR)是OFDM系统的主要技术瓶颈之一,过高的峰均功率比会使得射频功率放大器工作在非线性区内,导致信号的非线性失真和功耗的急剧增加。现有OFDM系统峰均功率比抑制方法仍存在PAPR性能和误码率(Bit Error Rate,BER)性能无法有效平衡、复杂度高以及频谱利用率低等问题。

发明内容

[0003] 本发明的主要目的是提供一种信号峰均功率比PAPR抑制方法和装置,以便解决现有技术存在的问题。

[0004] 为了实现上述目的,本发明提供一种信号峰均功率比PAPR抑制方法,包括:

[0005] 输入经过调制的正交频分复用技术OFDM传输信号;

[0006] 通过DM-Net改进的OFDM系统对所述传输信号进行适应性的星座映射和解映射来降低峰均功率比,所述适应性的星座映射指的是根据PAPR性能,DM-Net会自动调整信号星座点的位置,所述DM-Net是基于深度学习的网络结构,包括发送端的M-Net和接收端的D-Net两部分,其中发送端的M-Net通过对所述传输信号在频域星座的调整,改变所述传输信号的星座点分布,实现系统发送端发送的时域信号具有较低PAPR值的目的是,接收端的D-Net负责将经过信道后的信号恢复为原发送的频域信号,达到保证系统整体误码率性能的目的。

[0007] 可选地,所述通过DM-Net改进的OFDM系统对所述传输信号进行适应性的星座映射和解映射来降低峰均功率比具体包括:

[0008] 设系统子载波个数为N,传输的调制信号为 $X = [X_0, X_1, \dots, X_{N-2}, X_{N-1}]$,将X表示为 $X_K = [X_R(K) X_I(K)]$,其中 $X_R(K)$ 代表 X_K 的实部, $X_I(K)$ 代表 X_K 的虚部, $0 \leq K \leq N-1$,在发送端通过M-Net对输入信号 X_K 进行星座映射,映射关系为 $T_K = f(X_K)$,其中 $f(\cdot)$ 代表映射关系函数, T_K 代表星座映射后的信号, $0 \leq K \leq N-1$,

[0009] 映射关系函数的表达式为:

$$f(X) = \tanh(\tanh(\text{conv}(\tanh(\text{conv}(X, W_{\text{conv}1}) + b_{\text{conv}1}), W_{\text{conv}2}) + b_{\text{conv}2}) * W_f + b_f) \quad (1)$$

[0011] 其中 $W_{\text{conv}1}, b_{\text{conv}1}$ 分别代表第一个卷积层的权重矩阵和偏置矩阵, $W_{\text{conv}2}, b_{\text{conv}2}$ 分别代表第二个卷积层的权重矩阵和偏置矩阵, W_f 和 b_f 分别代表全连接层的权重矩阵和偏置矩阵,tanh函数是两个卷积层和全连接层利用的激活函数;

[0012] 将T中的实部和虚部组合为复数向量形式,然后对T进行过采样,过采样倍数为L,过采样后的信号为 T_L ,再经过快速傅里叶反变换IFFT得到时域传输信号:

$$[0013] \quad x(n) = \sum_{K=0}^{LN-1} T_L e^{j2\pi nK/LN} \quad (2)$$

[0014] 其中 $0 \leq n \leq LN-1, 0 \leq K \leq LN-1$,时域信号的PAPR计算公式为:

$$[0015] \quad PAPR\{x(n)\} = 10 \log_{10} \frac{\max[|x(n)|^2]}{E[|x(n)|^2]} \text{ (dB)} \quad (3)$$

[0016] 其中 $\max[|x(n)|^2]$ 代表信号的最大功率, $E[|x(n)|^2]$ 代表信号功率的均值, $0 \leq n \leq LN-1$;

[0017] 传输信号在经过M-Net适应性的星座映射后,信号星座点的分布保证了系统发送端发送的时域信号具有较低的PAPR值;

[0018] 所述时域传输信号经过信道后到达接收端,设接收端接收到的信号为 $r(n), 0 \leq n \leq LN-1$,进行快速傅里叶变换FFT得到频域信号,对所述频域信号进行降采样得到 $R_k, 0 \leq k \leq N-1$,对 R_k 进行拆分, $R_k = [R_R(K) R_I(K)]$,其中 $R_R(K)$ 代表 R_k 的实部, $R_I(K)$ 代表 R_k 的虚部,然后经过接收端的D-Net对接收到的信号进行解映射,映射关系为 $\hat{X} = \varphi(R)$,其中 $\varphi(\cdot)$ 表示解映射关系函数,得到最终的信号 \hat{X} ,

[0019] 解映射关系函数的表达式为:

$$[0020] \quad \varphi(R) = \tanh(\tanh(\text{conv}(\tanh(\text{conv}(R, Q_{conv1}) + U_{conv1}), Q_{conv2}) + U_{conv2}) * Q_f + U_f) \quad (4)$$

[0021] 其中 Q_{conv1}, U_{conv1} 分别代表第一个卷积层的权重矩阵和偏置矩阵, Q_{conv2}, U_{conv2} 分别代表第二个卷积层的权重矩阵和偏置矩阵, Q_f 和 U_f 分别代表全连接层的权重矩阵和偏置矩阵, \tanh 函数是两个卷积层和全连接层利用的激活函数。

[0022] 可选地,所述方法还包括:通过对所述M-Net和D-Net的网络架构调整和相关参数的训练,实现系统误码率BER性能和PAPR性能的兼顾,具体训练过程包括:

[0023] 首先,先不考虑发送端时域信号的PAPR性能,系统损失函数仅包括误码率,误码率是由发送端发送的信号 X 和接收端恢复的信号 \hat{X} 共同决定,而接收端恢复的信号 \hat{X} 是由M-Net和D-Net共同决定,即系统损失函数的值是与M-Net和D-Net相关的,在DM-Net改进的OFDM系统训练过程中,通过调整M-Net和D-Net的架构,并利用优化算法不断迭代M-Net和D-Net模型的参数以降低系统损失函数的值,即通过对发送端的M-Net和接收端的D-Net的联合优化,使系统在高斯白噪声信道或者瑞利衰落信道条件下获得最优的误码率性能;

[0024] 其次,基于第一步训练的DM-Net的结构和参数,在系统损失函数中加入PAPR项,再次对发送端的M-Net和接收端的D-Net进行联合训练,同时经过对权重因子的适当选择,达到在高斯白噪声信道或瑞利衰落信道条件下可以同时保证系统的误码率性能和所需的PAPR性能。

[0025] 可选地,最终训练得到最优的M-Net和D-Net的网络架构及其网络参数,M-Net和D-Net均包括二层卷积层和一层全连接层,第一个和第二个卷积层的卷积核大小均为 3×3 ,卷积核的个数均为5个,全连接层的节点数均为512个,卷积层和全连接层的激活函数均为 \tanh 函数。

[0026] 可选地,在所述发送端M-Net和接收端D-Net的联合训练过程中,采用优化算法不

断迭代模型参数以降低模型损失函数的值,所述优化算法包括但不限于梯度下降法、Adam算法、RMSProp算法。

[0027] 本发明还提供一种信号峰均功率比PAPR抑制装置,包括:

[0028] 输入单元,用于输入经过调制的正交频分复用技术OFDM传输信号;

[0029] 处理单元,用于通过DM-Net改进的OFDM系统对所述传输信号进行适应性的星座映射和解映射来降低峰均功率比,所述适应性的星座映射指的是根据PAPR性能,DM-Net会自动调整信号星座点的位置,所述DM-Net是基于深度学习的网络结构,包括发送端的M-Net和接收端的D-Net两部分,其中发送端的M-Net通过对所述传输信号在频域星座的调整,改变所述传输信号的星座点分布,实现系统发送端发送的时域信号具有较低PAPR值的目的,接收端的D-Net负责将经过信道后的信号恢复为原发送的频域信号,达到保证系统整体误码率性能的目的。

[0030] 可选地,所述处理单元,具体用于:

[0031] 设系统子载波个数为N,传输的调制信号为 $X = [X_0, X_1, \dots, X_{N-2}, X_{N-1}]$,将X表示为 $X_K = [X_R(K) X_I(K)]$,其中 $X_R(K)$ 代表 X_K 的实部, $X_I(K)$ 代表 X_K 的虚部, $0 \leq K \leq N-1$,在发送端通过M-Net对输入信号 X_K 进行星座映射,映射关系为 $T_K = f(X_K)$,其中 $f(\cdot)$ 代表映射关系函数, T_K 代表星座映射后的信号, $0 \leq K \leq N-1$,

[0032] 映射关系函数的表达式为:

$$f(X) = \tanh(\tanh(\text{conv}(\tanh(\text{conv}(X, W_{\text{conv1}}) + b_{\text{conv1}}), W_{\text{conv2}}) + b_{\text{conv2}}) * W_f + b_f) \quad (1)$$

[0034] 其中 $W_{\text{conv1}}, b_{\text{conv1}}$ 分别代表第一个卷积层的权重矩阵和偏置矩阵, $W_{\text{conv2}}, b_{\text{conv2}}$ 分别代表第二个卷积层的权重矩阵和偏置矩阵, W_f 和 b_f 分别代表全连接层的权重矩阵和偏置矩阵,tanh函数是两个卷积层和全连接层利用的激活函数;

[0035] 将T中的实部和虚部组合为复数向量形式,然后对T进行过采样,过采样倍数为L,过采样后的信号为 T_L ,再经过快速傅里叶反变换IFFT得到时域传输信号:

$$x(n) = \sum_{K=0}^{LN-1} T_L e^{j2\pi nK/LN} \quad (2)$$

[0037] 其中 $0 \leq n \leq LN-1, 0 \leq K \leq LN-1$,时域信号的PAPR计算公式为:

$$PAPR\{x(n)\} = 10 \log_{10} \frac{\max[|x(n)|^2]}{E[|x(n)|^2]} \quad (\text{dB}) \quad (3)$$

[0039] 其中 $\max[|x(n)|^2]$ 代表信号的最大功率, $E[|x(n)|^2]$ 代表信号功率的均值, $0 \leq n \leq LN-1$;

[0040] 传输信号在经过M-Net适应性的星座映射后,信号星座点的分布保证了系统发送端发送的时域信号具有较低的PAPR值;

[0041] 所述时域传输信号经过信道后到达接收端,设接收端接收到的信号为 $r(n), 0 \leq n \leq LN-1$,进行快速傅里叶变换FFT得到频域信号,对所述频域信号进行降采样得到 $R_K, 0 \leq K \leq N-1$,对 R_K 进行拆分, $R_K = [R_R(K) R_I(K)]$,其中 $R_R(K)$ 代表 R_K 的实部, $R_I(K)$ 代表 R_K 的虚部,然后经过接收端的D-Net对接收到的信号进行解映射,映射关系为 $\hat{X} = \varphi(R)$,其中 $\varphi(\cdot)$ 表示解映射关系函数,得到最终的信号 \hat{X} ,

[0042] 解映射关系函数的表达式为:

$$\varphi(R) = \tanh(\tanh(\text{conv}(\tanh(\text{conv}(R, Q_{\text{conv1}}) + U_{\text{conv1}}), Q_{\text{conv2}}) + U_{\text{conv2}}) * Q_f + U_f) \quad (4)$$

[0044] 其中 Q_{conv1} , U_{conv1} 分别代表第一个卷积层的权重矩阵和偏置矩阵, Q_{conv2} , U_{conv2} 分别代表第二个卷积层的权重矩阵和偏置矩阵, Q_f 和 U_f 分别代表全连接层的权重矩阵和偏置矩阵, \tanh 函数是两个卷积层和全连接层利用的激活函数。

[0045] 可选地, 所述装置还包括: 训练单元, 用于通过对所述M-Net和D-Net的网络架构调整和相关参数的训练, 实现系统误码率BER性能和PAPR性能的兼顾,

[0046] 所述训练单元, 具体用于:

[0047] 首先, 先不考虑发送端时域信号的PAPR性能, 系统损失函数仅包括误码率, 误码率是由发送端发送的信号 X 和接收端恢复的信号 \hat{X} 共同决定, 而接收端恢复的信号 \hat{X} 是由M-Net和D-Net共同决定, 即系统损失函数的值是与M-Net和D-Net相关的, 在DM-Net改进的OFDM系统训练过程中, 通过调整M-Net和D-Net的架构, 并利用优化算法不断迭代M-Net和D-Net模型的参数以降低系统损失函数的值, 即通过对发送端的M-Net和接收端的D-Net的联合优化, 使系统在高斯白噪声信道或者瑞利衰落信道条件下获得最优的误码率性能;

[0048] 其次, 基于第一步训练的DM-Net的结构和参数, 在系统损失函数中加入PAPR项, 再次对发送端的M-Net和接收端的D-Net进行联合训练, 同时经过对权重因子的适当选择, 达到在高斯白噪声信道或瑞利衰落信道条件下可以同时保证系统的误码率性能和所需的PAPR性能。

[0049] 可选地, 最终训练得到最优的M-Net和D-Net的网络架构及其网络参数, M-Net和D-Net均包括二层卷积层和一层全连接层, 第一个和第二个卷积层的卷积核大小均为 3×3 , 卷积核的个数均为5个, 全连接层的节点数均为512个, 卷积层和全连接层的激活函数均为 \tanh 函数。

[0050] 可选地, 所述训练单元, 还用于在所述发送端M-Net和接收端D-Net的联合训练过程中, 采用优化算法不断迭代模型参数以降低模型损失函数的值, 所述优化算法包括但不限于梯度下降法、Adam算法、RMSProp算法。

[0051] 本发明的有益效果至少包括: 实现了误码率性能和PAPR性能的有效平衡并且具有较低的复杂度。

[0052] 本发明的其他特征和优点将在随后的具体实施方式部分予以详细说明。

附图说明

[0053] 为了更清楚地说明本发明实施例中的技术方案, 下面将对实施例描述中所需要使用的附图作简单地介绍, 显而易见地, 下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例, 对于本领域普通技术人员来讲, 在不付出创造性劳动的前提下, 还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0054] 图1为本发明实施例的一种信号峰均功率比PAPR抑制方法的流程示意图;

[0055] 图2示出了本发明实施例的DM-Net改进的OFDM系统示意图;

[0056] 图3示出了本发明实施例的DM-Net神经网络示意图;

[0057] 图4示出了本发明实施例的系统的PAPR性能示意图;

- [0058] 图5示出了本发明实施例的系统误码率示意图；
 [0059] 图6为本发明实施例的一种信号峰均功率比PAPR抑制装置的结构示意图；
 [0060] 图7是本发明实施例提供的一种电子设备的结构示意图。

具体实施方式

[0061] 以下结合附图对本发明的具体实施方式进行详细说明。应当理解的是，此处所描述的具体实施方式仅用于说明和解释本发明，并不用于限制本发明。

[0062] 如图1所示，示出了本发明实施例的一种信号峰均功率比PAPR抑制方法，包括：

[0063] S1、输入经过调制的正交频分复用技术OFDM传输信号；

[0064] S2、通过DM-Net改进的OFDM系统对所述传输信号进行适应性的星座映射和解映射来降低峰均功率比，所述适应性的星座映射指的是根据PAPR性能，DM-Net会自动调整信号星座点的位置，所述DM-Net是基于深度学习的网络结构，包括发送端的M-Net和接收端的D-Net两部分，其中发送端的M-Net通过对所述传输信号在频域星座的调整，改变所述传输信号的星座点分布，实现系统发送端发送的时域信号具有较低PAPR值的目的是，接收端的D-Net负责将经过信道后的信号恢复为原发送的频域信号，达到保证系统整体误码率性能的目的。

[0065] 可选地，所述通过DM-Net改进的OFDM系统对所述传输信号进行适应性的星座映射和解映射来降低峰均功率比具体包括：

[0066] 设系统子载波个数为N，传输的调制信号为 $X = [X_0, X_1, \dots, X_{N-2}, X_{N-1}]$ ，将X表示为 $X_K = [X_R(K) X_I(K)]$ ，其中 $X_R(K)$ 代表 X_K 的实部， $X_I(K)$ 代表 X_K 的虚部， $0 \leq K \leq N-1$ ，在发送端通过M-Net对输入信号 X_K 进行星座映射，映射关系为 $T_K = f(X_K)$ ，其中 $f(\cdot)$ 代表映射关系函数， T_K 代表星座映射后的信号， $0 \leq K \leq N-1$ ，

[0067] 映射关系函数的表达式为：

$$f(X) = \tanh(\tanh(\text{conv}(\tanh(\text{conv}(X, W_{\text{conv1}}) + b_{\text{conv1}}), W_{\text{conv2}}) + b_{\text{conv2}}) * W_f + b_f) \quad (1)$$

[0069] 其中 $W_{\text{conv1}}, b_{\text{conv1}}$ 分别代表第一个卷积层的权重矩阵和偏置矩阵， $W_{\text{conv2}}, b_{\text{conv2}}$ 分别代表第二个卷积层的权重矩阵和偏置矩阵， W_f 和 b_f 分别代表全连接层的权重矩阵和偏置矩阵， \tanh 函数是两个卷积层和全连接层利用的激活函数；

[0070] 将T中的实部和虚部组合为复数向量形式，然后对T进行过采样，过采样倍数为L，过采样后的信号为 T_L ，再经过快速傅里叶反变换IFFT得到时域传输信号：

$$x(n) = \sum_{K=0}^{LN-1} T_L e^{j2\pi nK/LN} \quad (2)$$

[0072] 其中 $0 \leq n \leq LN-1, 0 \leq K \leq LN-1$ ，时域信号的PAPR计算公式为：

$$PAPR\{x(n)\} = 10 \log_{10} \frac{\max[|x(n)|^2]}{E[|x(n)|^2]} \text{ (dB)} \quad (3)$$

[0074] 其中 $\max[|x(n)|^2]$ 代表信号的最大功率， $E[|x(n)|^2]$ 代表信号功率的均值， $0 \leq n \leq LN-1$ ；

[0075] 传输信号在经过M-Net适应性的星座映射后，信号星座点的分布保证了系统发送端发送的时域信号具有较低的PAPR值；

[0076] 所述时域传输信号经过信道后到达接收端,设接收端接收到的信号为 $r(n)$, $0 \leq n \leq LN-1$,进行快速傅里叶变换FFT得到频域信号,对所述频域信号进行降采样得到 R_k , $0 \leq K \leq N-1$,对 R_k 进行拆分, $R_k = [R_R(K) R_I(K)]$,其中 $R_R(K)$ 代表 R_k 的实部, $R_I(K)$ 代表 R_k 的虚部,然后经过接收端的D-Net对接收到的信号进行解映射,映射关系为 $\hat{X} = \varphi(R)$,其中 $\varphi(\cdot)$ 表示解映射关系函数,得到最终的信号 \hat{X} ,

[0077] 解映射关系函数的表达式为:

$$[0078] \quad \varphi(R) = \tanh(\tanh(\text{conv}(\tanh(\text{conv}(R, Q_{\text{conv1}}) + U_{\text{conv1}}), Q_{\text{conv2}}) + U_{\text{conv2}}) * Q_f + U_f) \quad (4)$$

[0079] 其中 Q_{conv1} , U_{conv1} 分别代表第一个卷积层的权重矩阵和偏置矩阵, Q_{conv2} , U_{conv2} 分别代表第二个卷积层的权重矩阵和偏置矩阵, Q_f 和 U_f 分别代表全连接层的权重矩阵和偏置矩阵, \tanh 函数是两个卷积层和全连接层利用的激活函数。

[0080] 可选地,所述方法还包括:通过对所述M-Net和D-Net的网络架构调整和相关参数的训练,实现系统误码率BER性能和PAPR性能的兼顾,具体训练过程包括:

[0081] 首先,先不考虑发送端时域信号的PAPR性能,系统损失函数仅包括误码率,误码率是由发送端发送的信号 X 和接收端恢复的信号 \hat{X} 共同决定,而接收端恢复的信号 \hat{X} 是由M-Net和D-Net共同决定,即系统损失函数的值是与M-Net和D-Net相关的,在DM-Net改进的OFDM系统训练过程中,通过调整M-Net和D-Net的架构,并利用优化算法不断迭代M-Net和D-Net模型的参数以降低系统损失函数的值,即通过对发送端的M-Net和接收端的D-Net的联合优化,使系统在高斯白噪声信道或者瑞利衰落信道条件下获得最优的误码率性能;

[0082] 其次,基于第一步训练的DM-Net的结构和参数,在系统损失函数中加入PAPR项,再次对发送端的M-Net和接收端的D-Net进行联合训练,同时经过对权重因子的适当选择,达到在高斯白噪声信道或瑞利衰落信道条件下可以同时保证系统的误码率性能和所需的PAPR性能。

[0083] 可选地,最终训练得到最优的M-Net和D-Net的网络架构及其网络参数,M-Net和D-Net均包括二层卷积层和一层全连接层,第一个和第二个卷积层的卷积核大小均为 3×3 ,卷积核的个数均为5个,全连接层的节点数均为512个,卷积层和全连接层的激活函数均为 \tanh 函数。

[0084] 可选地,在所述发送端M-Net和接收端D-Net的联合训练过程中,采用优化算法不断迭代模型参数以降低模型损失函数的值,所述优化算法包括但不限于梯度下降法、Adam算法、RMSProp算法。

[0085] 下面对本发明实施例的一种信号峰均功率比PAPR抑制方法进行详细的说明:本发明实施例提供的通过DM-Net改进的OFDM系统对所述传输信号进行适应性的星座映射和解映射来降低峰均功率比,所述适应性的星座映射指的是根据PAPR性能,DM-Net会自动调整信号星座点的位置,所述DM-Net是基于深度学习的网络结构,包括发送端的M-Net和接收端的D-Net两部分,其中发送端的M-Net通过对所述传输信号在频域星座的调整,改变所述传输信号的星座点分布,实现系统发送端发送的时域信号具有较低PAPR值的目的是,接收端的D-Net负责将经过信道后的信号恢复为原发送的频域信号,达到保证系统整体误码率性能的目的。

[0086] 改进的OFDM系统架构如图2所示,DM-Net如图3所示,DM-Net模型包括输入层、卷积

层、全连接层和输出层,但是和传统的卷积神经网络CNN的区别是:不考虑池化,归一化等过程;

[0087] 设系统子载波个数为N,传输的调制信号为 $X=[X_0, X_1, \dots, X_{N-2}, X_{N-1}]$,将X表示为 $X_K=[X_R(K) X_I(K)]$,其中 $X_R(K)$ 代表 X_K 的实部, $X_I(K)$ 代表 X_K 的虚部, $0 \leq K \leq N-1$,在发送端通过M-Net对输入信号 X_K 进行星座映射,映射关系为 $T_K=f(X_K)$,其中 $f(\cdot)$ 代表映射关系函数, T_K 代表星座映射后的信号, $0 \leq K \leq N-1$,

[0088] 映射关系函数的表达式为:

$$[0089] \quad f(X) = \tanh(\tanh(\text{conv}(\tanh(\text{conv}(X, W_{\text{conv1}}) + b_{\text{conv1}}), W_{\text{conv2}}) + b_{\text{conv2}}) * W_f + b_f) \quad (1)$$

[0090] 其中 $W_{\text{conv1}}, b_{\text{conv1}}$ 分别代表第一个卷积层的权重矩阵和偏置矩阵, $W_{\text{conv2}}, b_{\text{conv2}}$ 分别代表第二个卷积层的权重矩阵和偏置矩阵, W_f 和 b_f 分别代表全连接层的权重矩阵和偏置矩阵, \tanh 函数是两个卷积层和全连接层利用的激活函数;

[0091] 信号T的星座点不同于多进制正交幅度调制等调制方式均匀分布的星座点,利用M-Net进行星座映射的主要目的是根据PAPR性能需求来调整原来信号星座点的位置,经过M-Net星座映射后的信号星座点的分布是相对杂乱、没有规律的,其是由M-Net根据所需PAPR性能需求确定的,当系统PAPR性能需求不同时,经过M-Net星座映射后的信号星座点的分布也不同;

[0092] 将T中的实部和虚部组合为复数向量形式,然后对T进行过采样,过采样倍数为L,过采样后的信号为 T_L ,再经过快速傅里叶反变换(Inverse Fast Fourier Transform, IFFT)得到时域传输信号:

$$[0093] \quad x(n) = \sum_{k=0}^{LN-1} T_L e^{j2\pi n k / LN} \quad (2)$$

[0094] 其中 $0 \leq n \leq LN-1, 0 \leq k \leq LN-1$,时域信号的PAPR计算公式为:

$$[0095] \quad PAPR\{x(n)\} = 10 \log_{10} \frac{\max[|x(n)|^2]}{E[|x(n)|^2]} \text{ (dB)} \quad (3)$$

[0096] 其中 $\max[|x(n)|^2]$ 代表信号的最大功率, $E[|x(n)|^2]$ 代表信号功率的均值, $0 \leq n \leq LN-1$;

[0097] 传输信号在经过M-Net适应性的星座映射后,信号星座点的分布保证了系统发送端发送的时域信号具有较低的PAPR值;

[0098] 通常采用互补累计函数(Complementary Cumulative Distribution Function, CCDF)来定量的描述不同算法的PAPR抑制性能,其表示信号的实际峰均功率比超过某一个给定峰均功率比PAPR0的概率;

[0099] 所述时域传输信号经过信道后到达接收端,设接收端接收到的信号为 $r(n), 0 \leq n \leq LN-1$,进行快速傅里叶变换FFT得到频域信号,对所述频域信号进行降采样得到 $R_k, 0 \leq k \leq N-1$,对 R_k 进行拆分, $R_k=[R_R(K) R_I(K)]$,其中 $R_R(K)$ 代表 R_k 的实部, $R_I(K)$ 代表 R_k 的虚部,然后经过接收端的D-Net对接收到的信号进行解映射,映射关系为 $\hat{X}=\varphi(R)$,其中 $\varphi(\cdot)$ 表示解映射关系函数,得到最终的信号 \hat{X} ,

[0100] 解映射关系函数的表达式为:

$$[0101] \quad \varphi(R) = \tanh(\tanh(\text{conv}(\tanh(\text{conv}(R, Q_{\text{conv1}}) + U_{\text{conv1}}), Q_{\text{conv2}}) + U_{\text{conv2}}) * Q_f + U_f) \quad (4)$$

[0102] 其中 Q_{conv1} , U_{conv1} 分别代表第一个卷积层的权重矩阵和偏置矩阵, Q_{conv2} , U_{conv2} 分别代表第二个卷积层的权重矩阵和偏置矩阵, Q_f 和 U_f 分别代表全连接层的权重矩阵和偏置矩阵, \tanh 函数是两个卷积层和全连接层利用的激活函数。

[0103] 本发明实施例的抑制方法还包括:通过对所述M-Net和D-Net的网络架构调整和相关参数的训练,实现系统误码率BER性能和PAPR性能的兼顾,具体训练过程包括:

[0104] 首先,先不考虑发送端时域信号的PAPR性能,系统损失函数仅包括误码率,误码率是由发送端发送的信号 X 和接收端恢复的信号 \hat{X} 共同决定,而接收端恢复的信号 \hat{X} 是由M-Net和D-Net共同决定,即系统损失函数的值是与M-Net和D-Net相关的,在DM-Net改进的OFDM系统训练过程中,通过调整M-Net和D-Net的架构,并利用优化算法不断迭代M-Net和D-Net模型的参数以降低系统损失函数的值,即通过对发送端的M-Net和接收端的D-Net的联合优化,使系统在高斯白噪声信道或者瑞利衰落信道条件下获得最优的误码率性能;

[0105] 其次,基于第一步训练的DM-Net的结构和参数,在系统损失函数中加入PAPR项,再次对发送端的M-Net和接收端的D-Net进行联合训练,同时经过对权重因子的适当选择,达到在高斯白噪声信道或瑞利衰落信道条件下可以同时保证系统的误码率性能和所需的PAPR性能。

[0106] 在M-Net和D-Net的联合训练过程中,可以采用优化算法不断迭代模型参数以降低模型损失函数的值,所述优化算法包括但不限于梯度下降法、Adam算法、RMSProp算法,从而实现系统误码率性能和PAPR性能兼顾的目的。

[0107] 系统整体的损失函数可以表示为:

$$[0108] \quad \text{Loss} = \Phi_1 + \eta \Phi_2 \quad (5)$$

$$[0109] \quad \Phi_1 = \|\hat{X} - X\|_2 \quad (6)$$

$$[0110] \quad \Phi_2 = \text{PAPR}(x) \quad (7)$$

[0111] 其中 Φ_1 代表系统BER, Φ_2 代表系统PAPR值, η 代表损失函数的权重因子,用来调整BER和PAPR在损失函数中的权重,当 η 较大时,则更关注于系统的PAPR性能,反之,更关注于系统的BER性能。

[0112] 本发明实施例最终训练得到最优的M-Net和D-Net的网络架构及其网络参数, M-Net和D-Net均包括二层卷积层和一层全连接层,第一个和第二个卷积层的卷积核大小均为 3×3 ,卷积核的个数均为5个,全连接层的节点数均为512个,卷积层和全连接层的激活函数均为 \tanh 函数。

[0113] 仿真环境和参数设置:

[0114] 基于python的tensorflow框架进行系统整体性能仿真,其中系统子载波个数设为64,调制方式为4QAM调制,四倍过采样,在瑞利衰落信道模型下进行系统的误码率和PAPR性能仿真,得到的系统的PAPR性能如图4所示,得到的系统误码率如图5所示。

[0115] 如图6所示,本发明实施例还提供一种信号峰均功率比PAPR抑制装置,包括:

[0116] 输入单元610,用于输入经过调制的正交频分复用技术OFDM传输信号;

[0117] 处理单元620,用于通过DM-Net改进的OFDM系统对所述传输信号进行适应性的星座映射和解映射来降低峰均功率比,所述适应性的星座映射指的是根据PAPR性能,DM-Net

会自动调整信号星座点的位置,所述DM-Net是基于深度学习的网络结构,包括发送端的M-Net和接收端的D-Net两部分,其中发送端的M-Net通过对所述传输信号在频域星座的调整,改变所述传输信号的星座点分布,实现系统发送端发送的时域信号具有较低PAPR值的目,接收端的D-Net负责将经过信道后的信号恢复为原发送的频域信号,达到保证系统整体误码率性能的目的。

[0118] 可选地,所述处理单元,具体用于:

[0119] 设系统子载波个数为N,传输的调制信号为 $X=[X_0, X_1, \dots, X_{N-2}, X_{N-1}]$,将X表示为 $X_K=[X_R(K) X_I(K)]$,其中 $X_R(K)$ 代表 X_K 的实部, $X_I(K)$ 代表 X_K 的虚部, $0 \leq K \leq N-1$,在发送端通过M-Net对输入信号 X_K 进行星座映射,映射关系为 $T_K=f(X_K)$,其中 $f(\cdot)$ 代表映射关系函数, T_K 代表星座映射后的信号, $0 \leq K \leq N-1$,

[0120] 映射关系函数的表达式为:

$$[0121] \quad f(X) = \tanh(\tanh(\text{conv}(\tanh(\text{conv}(X, W_{\text{conv}1}) + b_{\text{conv}1}), W_{\text{conv}2}) + b_{\text{conv}2}) * W_f + b_f) \quad (1)$$

[0122] 其中 $W_{\text{conv}1}, b_{\text{conv}1}$ 分别代表第一个卷积层的权重矩阵和偏置矩阵, $W_{\text{conv}2}, b_{\text{conv}2}$ 分别代表第二个卷积层的权重矩阵和偏置矩阵, W_f 和 b_f 分别代表全连接层的权重矩阵和偏置矩阵,tanh函数是两个卷积层和全连接层利用的激活函数;

[0123] 将T中的实部和虚部组合为复数向量形式,然后对T进行过采样,过采样倍数为L,过采样后的信号为 T_L ,再经过快速傅里叶反变换IFFT得到时域传输信号:

$$[0124] \quad x(n) = \sum_{K=0}^{LN-1} T_L e^{j2\pi nK/LN} \quad (2)$$

[0125] 其中 $0 \leq n \leq LN-1, 0 \leq K \leq LN-1$,时域信号的PAPR计算公式为:

$$[0126] \quad PAPR\{x(n)\} = 10 \log_{10} \frac{\max[|x(n)|^2]}{E[|x(n)|^2]} \quad (\text{dB}) \quad (3)$$

[0127] 其中 $\max[|x(n)|^2]$ 代表信号的最大功率, $E[|x(n)|^2]$ 代表信号功率的均值, $0 \leq n \leq LN-1$;

[0128] 传输信号在经过M-Net适应性的星座映射后,信号星座点的分布保证了系统发送端发送的时域信号具有较低的PAPR值;

[0129] 所述时域传输信号经过信道后到达接收端,设接收端接收到的信号为 $r(n), 0 \leq n \leq LN-1$,进行快速傅里叶变换FFT得到频域信号,对所述频域信号进行降采样得到 $R_K, 0 \leq K \leq N-1$,对 R_K 进行拆分, $R_K=[R_R(K) R_I(K)]$,其中 $R_R(K)$ 代表 R_K 的实部, $R_I(K)$ 代表 R_K 的虚部,然后经过接收端的D-Net对接收到的信号进行解映射,映射关系为 $\hat{X}=\varphi(R)$,其中 $\varphi(\cdot)$ 表示解映射关系函数,得到最终的信号 \hat{X} ,

[0130] 解映射关系函数的表达式为:

$$[0131] \quad \varphi(R) = \tanh(\tanh(\text{conv}(\tanh(\text{conv}(R, Q_{\text{conv}1}) + U_{\text{conv}1}), Q_{\text{conv}2}) + U_{\text{conv}2}) * Q_f + U_f) \quad (4)$$

[0132] 其中 $Q_{\text{conv}1}, U_{\text{conv}1}$ 分别代表第一个卷积层的权重矩阵和偏置矩阵, $Q_{\text{conv}2}, U_{\text{conv}2}$ 分别代表第二个卷积层的权重矩阵和偏置矩阵, Q_f 和 U_f 分别代表全连接层的权重矩阵和偏置矩阵,tanh函数是两个卷积层和全连接层利用的激活函数。

[0133] 可选地,所述装置还包括:训练单元,用于通过对所述M-Net和D-Net的网络架构调

整和相关参数的训练,实现系统误码率BER性能和PAPR性能的兼顾,

[0134] 所述训练单元,具体用于:

[0135] 首先,先不考虑发送端时域信号的PAPR性能,系统损失函数仅包括误码率,误码率是由发送端发送的信号 X 和接收端恢复的信号 \hat{X} 共同决定,而接收端恢复的信号 \hat{X} 是由M-Net和D-Net共同决定,即系统损失函数的值是与M-Net和D-Net相关的,在DM-Net改进的OFDM系统训练过程中,通过调整M-Net和D-Net的架构,并利用优化算法不断迭代M-Net和D-Net模型的参数以降低系统损失函数的值,即通过对发送端的M-Net和接收端的D-Net的联合优化,使系统在高斯白噪声信道或者瑞利衰落信道条件下获得最优的误码率性能;

[0136] 其次,基于第一步训练的DM-Net的结构和参数,在系统损失函数中加入PAPR项,再次对发送端的M-Net和接收端的D-Net进行联合训练,同时经过对权重因子的适当选择,达到在高斯白噪声信道或瑞利衰落信道条件下可以同时保证系统的误码率性能和所需的PAPR性能。

[0137] 可选地,最终训练得到最优的M-Net和D-Net的网络架构及其网络参数,M-Net和D-Net均包括二层卷积层和一层全连接层,第一个和第二个卷积层的卷积核大小均为 3×3 ,卷积核的个数均为5个,全连接层的节点数均为512个,卷积层和全连接层的激活函数均为tanh函数。

[0138] 可选地,所述训练单元,还用于在所述发送端M-Net和接收端D-Net的联合训练过程中,采用优化算法不断迭代模型参数以降低模型损失函数的值,所述优化算法包括但不限于梯度下降法、Adam算法、RMSProp算法。

[0139] 图7是本发明实施例提供的一种电子设备700的结构示意图,该电子设备700可因配置或性能不同而产生比较大的差异,可以包括一个或一个以上处理器(central processing units,CPU)701和一个或一个以上的存储器702,其中,所述存储器702中存储有至少一条指令,所述至少一条指令由所述处理器701加载并执行以实现上述一种信号峰均功率比PAPR抑制方法的步骤。

[0140] 在示例性实施例中,还提供了一种计算机可读存储介质,例如包括指令的存储器,上述指令可由终端中的处理器执行以完成上述一种信号峰均功率比PAPR抑制方法。例如,所述计算机可读存储介质可以是ROM、随机存取存储器(RAM)、CD-ROM、磁带、软盘和光数据存储设备等。

[0141] 本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例的全部或部分步骤可以通过硬件来完成,也可以通过程序来指令相关的硬件完成,所述的程序可以存储于一种计算机可读存储介质中,上述提到的存储介质可以是只读存储器,磁盘或光盘等。

[0142] 以上所述仅为本发明的较佳实施例,并不用以限制本发明,凡在本发明的精神和原则之内,所作的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

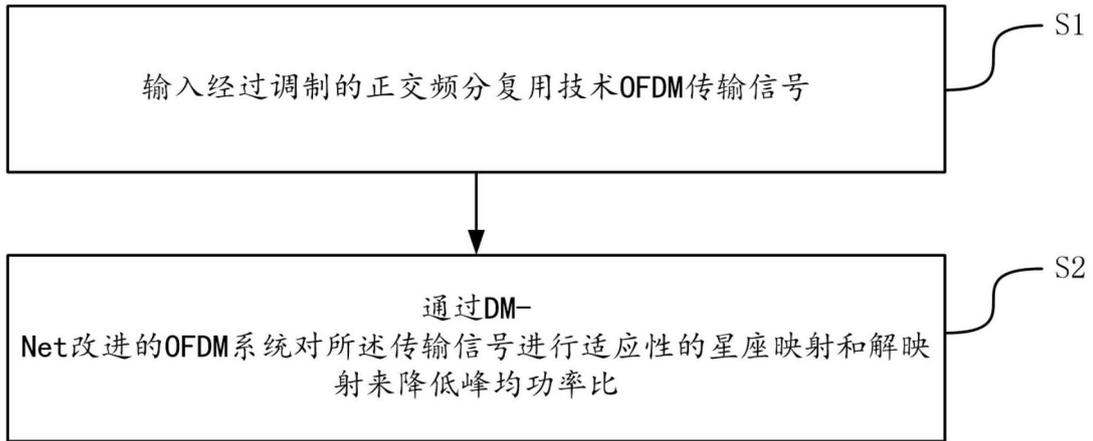


图1

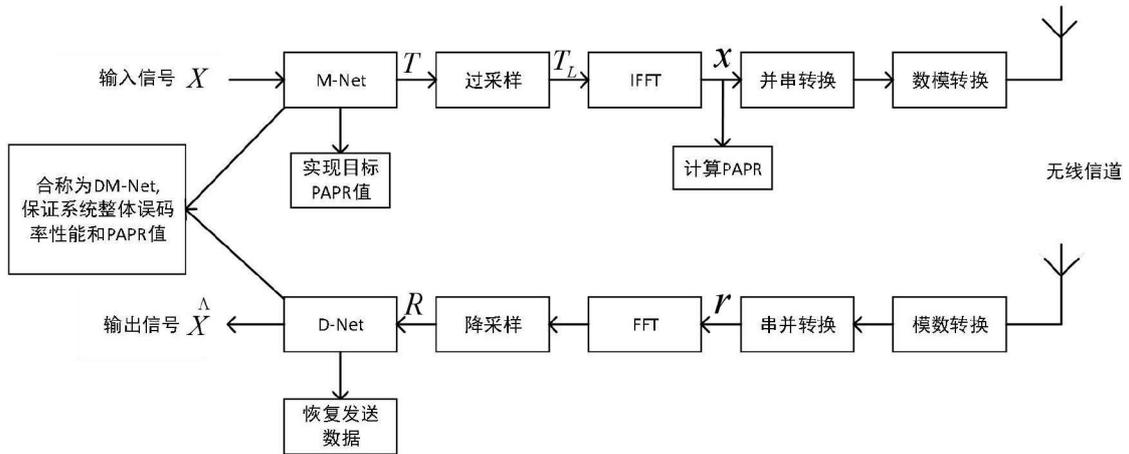


图2

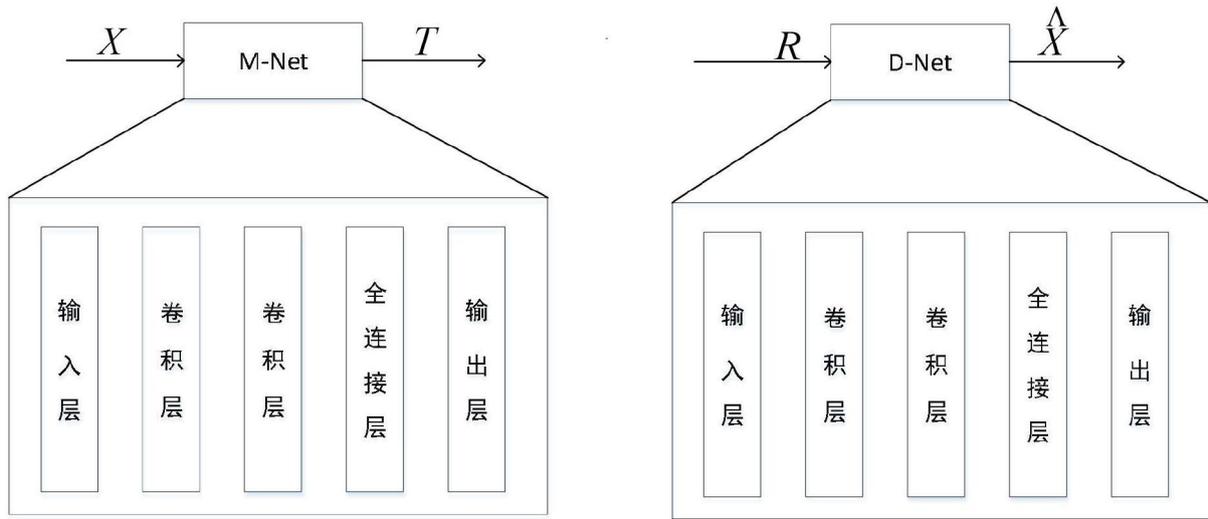


图3

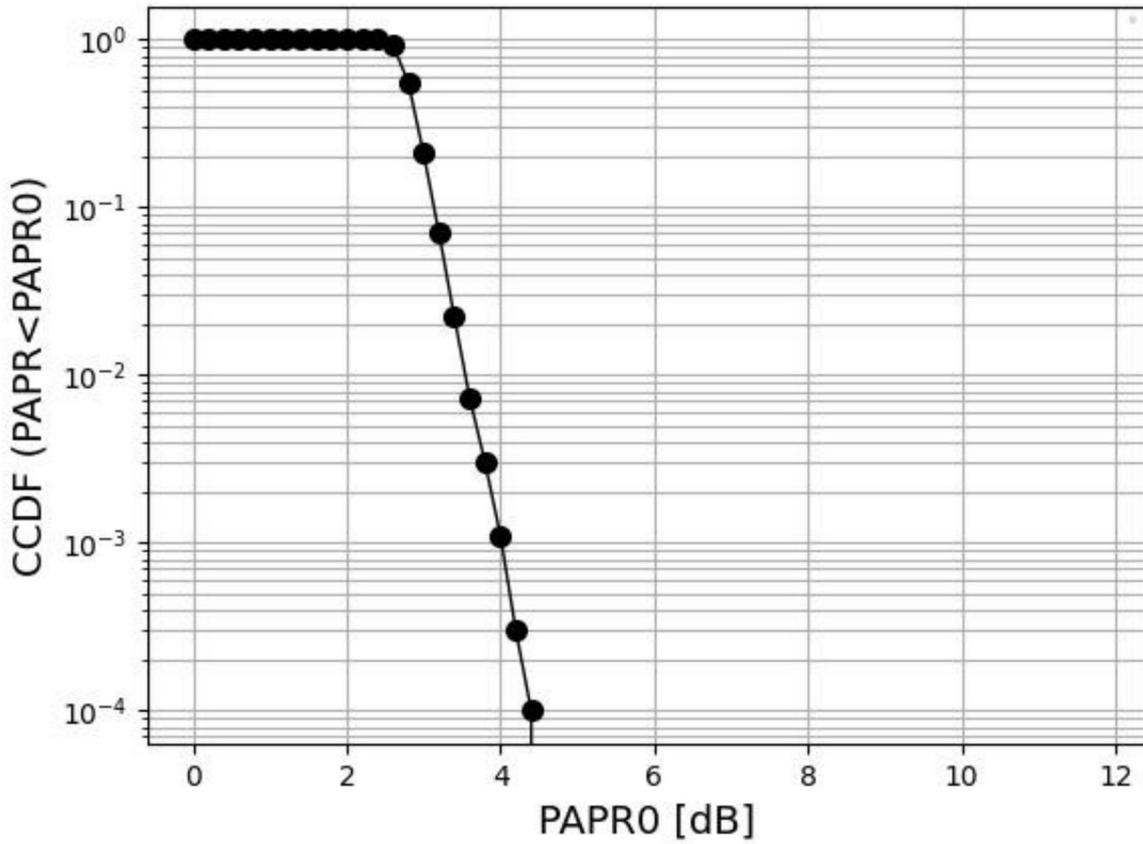


图4

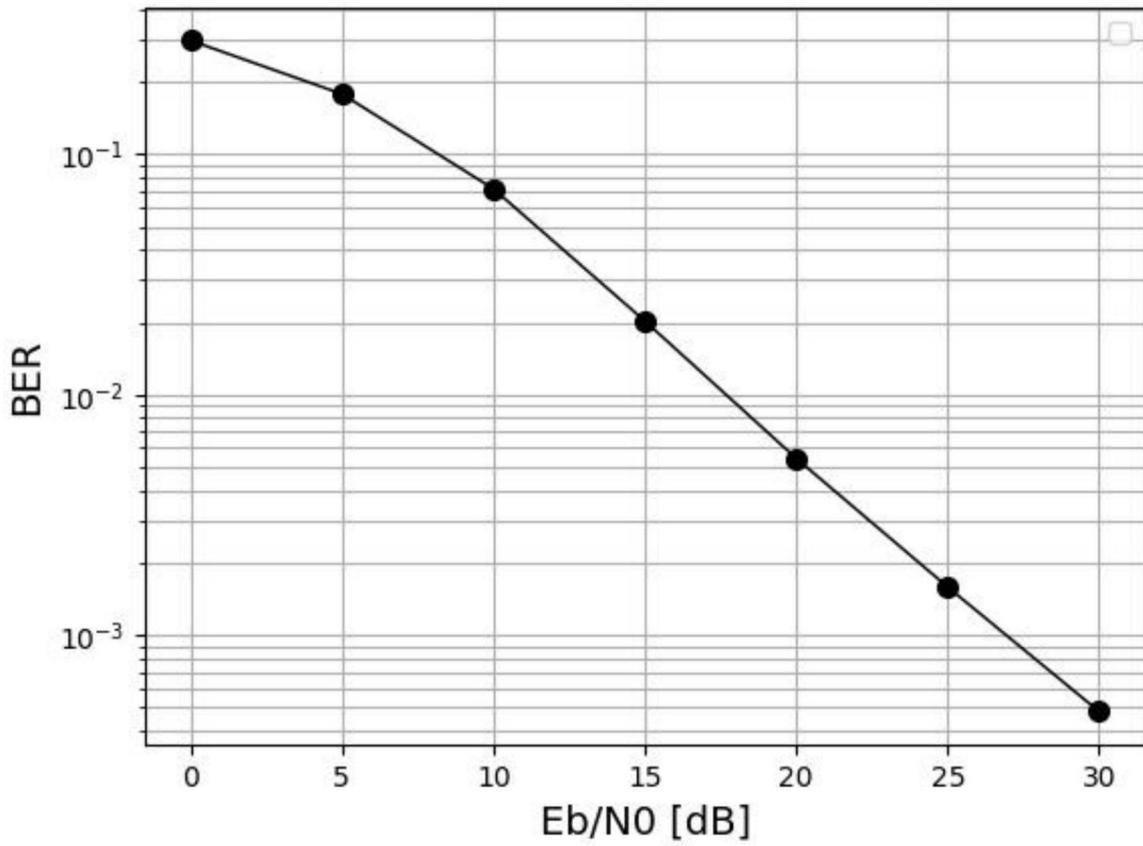


图5

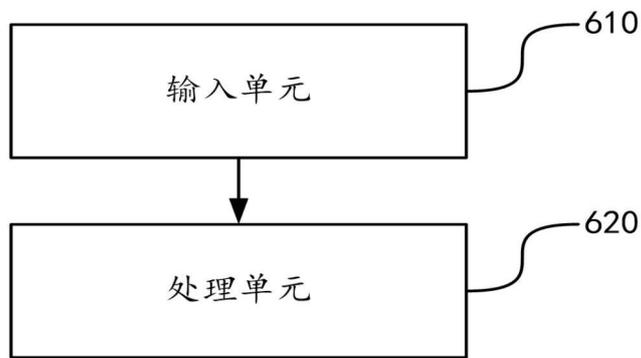


图6

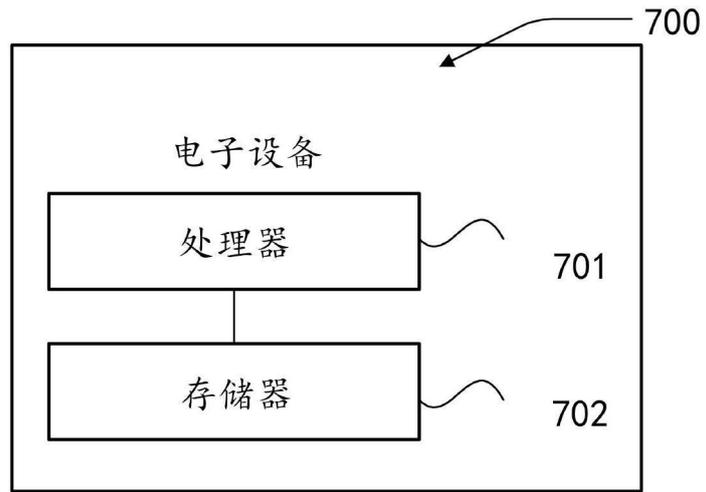


图7