



# (12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 112702286 B

(45) 授权公告日 2022. 05. 31

(21) 申请号 202011445248.0

(22) 申请日 2020.12.11

(65) 同一申请的已公布的文献号  
申请公布号 CN 112702286 A

(43) 申请公布日 2021.04.23

(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 赵华超 杜利平 买智源

(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 邓琳

(56) 对比文件

CN 111786923 A, 2020.10.16

CN 109450830 A, 2019.03.08

US 2018367192 A1, 2018.12.20

廖勇等. “高速移动环境下基于深度学习的信道估计方法”.《电子学报》.2019,

审查员 王彦君

(51) Int. Cl.

H04L 25/02 (2006.01)

H04B 7/185 (2006.01)

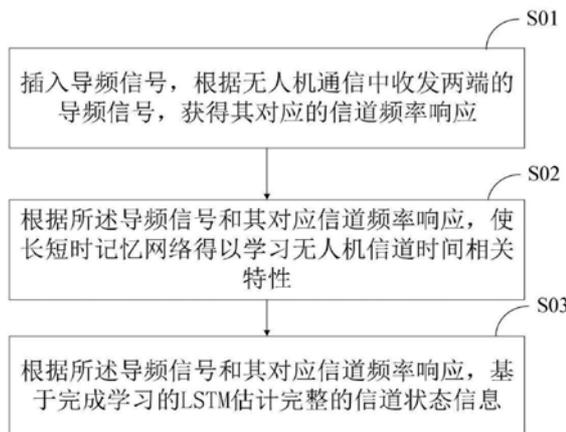
权利要求书1页 说明书4页 附图2页

(54) 发明名称

一种无人机通信中下行信道估计方法

(57) 摘要

本发明公开了一种无人机通信中下行信道估计方法,包括以下步骤:插入导频信号,根据无人机通信中收发两端的导频信号,获得无人机通信导频位置的信道频率响应;根据所述导频信号和所述导频位置的信道频率响应,使长短时记忆网络学习无人机信道时间相关特性;根据所述导频信号和所述导频位置的信道频率响应,利用完成学习的长短时记忆网络估计完整的信道状态信息。本发明实现了将长短时记忆网络应用至无人机信道估计领域,能够在信道估计中获得良好的均方误差性能,从而提高无人机信道估计的精度。



1. 一种无人机通信中下行信道估计方法,其特征在于,包括以下步骤:

插入导频信号,根据无人机通信中收发两端的导频信号,获得无人机通信导频位置的信道频率响应;

所述导频位置的信道频率响应为:

$$\mathbf{H}_p = \frac{\mathbf{Y}_p}{\mathbf{X}_p}$$

其中, $\mathbf{Y}_p$ 表示接收端的导频信息, $\mathbf{X}_p$ 表示导频符号信息;

根据所述导频信号和所述导频位置的信道频率响应,使长短时记忆网络学习无人机信道时间相关特性;

所述使长短时记忆网络学习无人机信道时间相关特性具体包括:

对先前的信道状态信息进行选择性遗忘;

添加新的信道状态信息到已有的信道状态矩阵中,进行信道状态更新;

将现有信道状态信息与激活函数相乘并输出预测值;

其中,所述对先前的信道状态信息进行选择性遗忘的函数定义为:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

其中, $x_t$ 为长短时记忆网络隐藏层神经元的输入向量, $h_t$ 为隐藏层神经元的输出向量, $W$ 为隐藏层神经元权重矩阵, $b_f$ 为隐藏层偏置, $\sigma$ 表示Sigmoid激活函数;

所述隐藏层信道状态更新的计算公式为:

$$i_t = \sigma(W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1} + b_i)$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \tanh(W_{xc}x_t + W_{hc}h_{t-1} + b_c)$$

其中, $c_t$ 为隐藏层记忆单元, $i_t$ 为隐藏层输入单元, $\tanh$ 为激活函数, $\odot$ 表示矩阵中对应元素相乘;

所述预测值输出函数为:

$$o_t = \sigma(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} + b_o)$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(c_t)$$

其中, $o_t$ 为隐藏层输出单元,

根据所述导频信号和所述导频位置的信道频率响应,利用完成学习的长短时记忆网络估计完整的信道状态信息。

## 一种无人机通信中下行信道估计方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及无线通信技术领域,特别涉及一种无人机通信中下行信道估计方法。

### 背景技术

[0002] 无人机因其灵活的机动性能与广阔的移动范围而被广泛应用,并且得到现代通信技术的关注,在新一代移动通信技术中无人机也将成为重要的研究对象,这对新应用场景下的通信质量提出了新的要求。

[0003] 无线通信的通信质量在很大程度上依赖于信道估计的精度。信道估计是从接收数据中将假定的某个信道模型的模型参数估计出来的过程,要提高信道估计的精度,则需要估计误差最小化的估计算法。为了能在接收端准确的恢复发射端的发送信号,需要采用各种措施来抵抗多径效应对传输信号的影响,提高信道估计的精度。目前,常用的信道估计方法包括LS最小二乘法、最小均方误差MMSE估计算法、线性最小均方误差LMMSE算法、压缩感知信道估计算法、神经网络算法等。

[0004] 但是,现有技术中的估计算法存在一定的局限性,其在随机高速移动环境中无法发挥良好的性能,在无人机信道中无法获得预期的信道估计精度,从而制约了无人机通信的通信质量。

### 发明内容

[0005] 本发明针对现有技术中无人机随机高移动性场景中信道估计精度不足的问题,提供一种无人机通信中下行信道估计方法,利用深度学习中的长短时记忆网络,能够在信道估计中获得良好的均方误差性能。

[0006] 为解决上述技术问题,本发明的实施例提供如下方案:

[0007] 一种无人机通信中下行信道估计方法,包括以下步骤:

[0008] 插入导频信号,根据无人机通信中收发两端的导频信号,获得无人机通信导频位置的信道频率响应;

[0009] 根据所述导频信号和所述导频位置的信道频率响应,使长短时记忆网络学习无人机信道时间相关特性;

[0010] 根据所述导频信号和所述导频位置的信道频率响应,利用完成学习的长短时记忆网络估计完整的信道状态信息。

[0011] 优选地,所述使长短时记忆网络学习无人机信道时间相关特性具体包括:

[0012] 对先前的信道状态信息进行选择性遗忘;

[0013] 添加新的信道状态信息到已有的信道状态矩阵中,进行信道状态更新;

[0014] 将现有信道状态信息与激活函数相乘并输出预测值。

[0015] 优选地,所述导频位置的信道频率响应为:

[0016] 
$$\mathbf{H}_p = \frac{\mathbf{Y}_p}{\mathbf{X}_p}$$

[0017] 其中,  $Y_p$  表示接收端的导频信息,  $X_p$  表示导频符号信息。

[0018] 优选地, 所述对先前的信道状态信息进行选择性遗忘的函数定义为:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

[0020] 其中,  $x_t$  为长短时记忆网络隐藏层神经元的输入向量,  $h_t$  为隐藏层神经元的输出向量,  $W$  为隐藏层神经元权重矩阵,  $b_f$  为隐藏层偏置,  $\sigma$  表示Sigmoid激活函数。

[0021] 优选地, 所述隐藏层信道状态更新的计算公式为:

$$i_t = \sigma(W_{xi} x_t + W_{hi} h_{t-1} + b_i)$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \tanh(W_{xc} x_t + W_{hc} h_{t-1} + b_c)$$

[0024] 其中,  $c_t$  为隐藏层记忆单元,  $i_t$  为隐藏层输入单元,  $\tanh$  为激活函数,  $\odot$  表示矩阵中对应元素相乘。

[0025] 优选地, 所述预测值输出函数为:

$$o_t = \sigma(W_{xo} x_t + W_{ho} h_{t-1} + b_o)$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(c_t)$$

[0028] 其中,  $o_t$  为隐藏层输出单元。

[0029] 本发明实施例提供的技术方案带来的有益效果至少包括:

[0030] 本发明实施例中, 首先根据无人机通信中收发两端的导频信号, 获得无人机通信导频位置的信道频率响应; 之后根据前述导频信号和导频位置的信道频率响应, 使长短时记忆网络学习时间相关特性; 最后, 根据所述导频信号和导频位置的信道频率响应, 利用完成学习的长短时记忆网络获得随机高速移动场景下完整的无人机信道状态信息。本发明实现了将长短时记忆网络应用至无人机信道估计领域, 能够在信道估计中获得良好的均方误差性能, 从而提高无人机信道估计的精度。

## 附图说明

[0031] 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。

[0032] 图1是本发明实施例提供的一种无人机通信中下行信道估计方法的流程图;

[0033] 图2是本发明实施例提供的基于长短时记忆网络LSTM的无人机信道估计方法流程示意图;

[0034] 图3是本发明实施例提供的长短时记忆网络LSTM的结构示意图;

[0035] 图4是本发明实施例提供的无人机信道估计中LSTM算法的均方误差曲线图。

## 具体实施方式

[0036] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚, 下面将结合附图对本发明实施方式作进一步地详细描述。

[0037] 本发明的实施例针对无人机场景随机高移动的特点, 提供了一种基于长短时记忆网络(Long-Short Term Memory, LSTM)的无人机通信中下行信道估计方法, 如图1所示, 该方法包括以下步骤:

[0038] 步骤S01,插入导频信号,根据无人机通信中收发两端的导频信号,获得无人机通信导频位置的信道频率响应;

[0039] 步骤S02,根据所述导频信号和所述导频位置的信道频率响应,使长短时记忆网络学习无人机信道时间相关特性,得到长短时记忆网络的偏置、权重等参数;

[0040] 步骤S03,根据所述导频信号和所述导频位置的信道频率响应,利用完成学习的长短时记忆网络估计完整的信道状态信息。

[0041] 本发明针对现有技术对无人机随机高移动场景中信道估计精度不足的问题,引入深度学习中长短时记忆网络,先根据无人机信道导频信号和导频位置的信道频率响应使长短时记忆网络进行无人机信道时间相关特性的学习,调整长短时记忆网络中的各层参数,再利用经学习的长短时记忆网络对无人机信道进行信道估计,以获得随机高速移动场景下完整而精确的无人机信道状态信息。

[0042] 长短时记忆网络是一种特殊结构的循环神经网络,它在序列处理中具有优势,并且在很大程度上能够解决梯度爆炸与梯度消失问题。其特点在于能够保留先前状态的信息,并且在满足一定条件的情况下进行丢弃和更新,充分利用了先前状态中的有用信息。本发明将长短时记忆网络应用至无人机信道估计领域,能够在信道估计中获得良好的均方误差性能,从而提高无人机信道估计的精度。

[0043] 下面结合附图,通过具体的实施例,对本发明作进一步详细的说明。

[0044] 本实施例提供了一种基于长短时记忆网络的无人机信道估计方法,图2所示为本实施例所述基于长短时记忆网络LSTM的无人机信道估计方法流程示意图。如图2所示,所述无人机信道估计方法包括如下步骤:

[0045] 步骤S11,插入导频信号,根据无人机通信中收发两端的导频信号,获得无人机通信导频位置的信道频率响应。

[0046] 进一步地,在所述步骤S11中,导频位置的信道频率响应估计公式为:

$$[0047] \quad \mathbf{H}_p = \frac{\mathbf{Y}_p}{\mathbf{X}_p} \quad (1)$$

[0048] 其中, $\mathbf{Y}_p$ 表示接收端的导频信息, $\mathbf{X}_p$ 表示导频符号信息。

[0049] 步骤S12,初始化LSTM网络。

[0050] 本步骤中,根据所述导频信号和导频位置的信道频率响应,调整LSTM网络各层参数。

[0051] 长短时记忆网络是一种特殊结构的循环神经网络,它在很大程度上能够解决梯度爆炸与梯度消失问题。其特点在于能够保留先前状态的信息,并且在满足一定条件的情况下进行状态的丢弃和更新。这些行为都由一个LSTM单元内部的三种类型的门控完成,分别为:输入门、遗忘门和输出门,三者共同构成前向计算过程。具体地说,门控是由Sigmoid函数和点乘运算实现,门控并不会提供额外的状态信息。

[0052] 图3所示为所述LSTM的结构示意图。所述调整LSTM网络各层参数包括以下程序。首先在阈值范围内随机生成隐藏层神经元的权值向量,隐藏层神经元的偏置,并确定隐藏层的激活函数;之后输入所述导频信号和导频位置的信道频率响应;再通过ADAM算法进行优化,最后得到隐藏层各权重与偏置,此时算法终止,LSTM网络学习过程完成。

[0053] 具体地,所述LSTM网络学习过程,包括如下步骤:

[0054] 步骤S121,设定长短时记忆网络的层数与学习时长。

[0055] 步骤S122,限定隐藏层神经元输入权值与隐藏层阈值的最大取值和最小取值。

[0056] 步骤S123,初始化每个隐藏层神经元的输入层权值与隐藏层阈值。

[0057] 步骤S124,确定隐藏层输出函数的激活函数。

[0058] 步骤S125,使用ADAM算法优化长短时记忆网络。

[0059] 其中,所述遗忘单元定义为:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (2)$$

[0061] 其中, $x_t$ 为隐藏层神经元的输入向量, $h_t$ 为隐藏层神经元的输出向量, $W$ 为隐藏层神经元权重矩阵, $b_f$ 为隐藏层偏置, $\sigma$ 表示Sigmoid函数。

[0062] 其中,所述隐藏层状态更新计算公式为:

$$i_t = \sigma(W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1} + b_i) \quad (3)$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \tanh(W_{xc}x_t + W_{hc}h_{t-1} + b_c) \quad (4)$$

[0065] 其中, $c_t$ 为隐藏层记忆单元, $i_t$ 为隐藏层输入单元, $\tanh$ 激活函数, $\odot$ 表示矩阵中对应元素相乘。

[0066] 其中,所述预测值输出函数为:

$$o_t = \sigma(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} + b_o) \quad (5)$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(c_t) \quad (6)$$

[0069] 其中, $o_t$ 为隐藏层输出单元。

[0070] 步骤S126,利用完成学习的长短时记忆网络对无人机信道特性进行学习,通过数据位置获得较为准确的信道状态信息。

[0071] 步骤S13,LSTM网络对信道时间相关特性进行学习。

[0072] 步骤S14,LSTM学习完毕,通过学习后的LSTM获取数据位置处的无人机信道的信道频率响应。

[0073] 图4为所述信道估计中基于LSTM信道估计算法的均方误差曲线图。如图4所示,LSTM算法的均方误差性能比LS算法与MMSE算法强,LSTM算法的信道估计性能比LS与MMSE算法的好,由此可以证明基于长短时记忆网络的无人机信道估计方法的估计性能相比传统的信道估计算法更好。

[0074] 本实施例提供的基于长短时记忆网络的无线信道估计方法,将深度学习算法应用到无线通信领域,强化了对无人机信道特性学习的过程,提高了无人机信道估计的性能,进一步提升了无人机信道估计的均方误差性能,可应用于下一代移动通信技术,满足了高可靠性的需求,同时为估计高速移动的无线信道状态信息提供了新思路,适应场景具有普遍性。

[0075] 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。

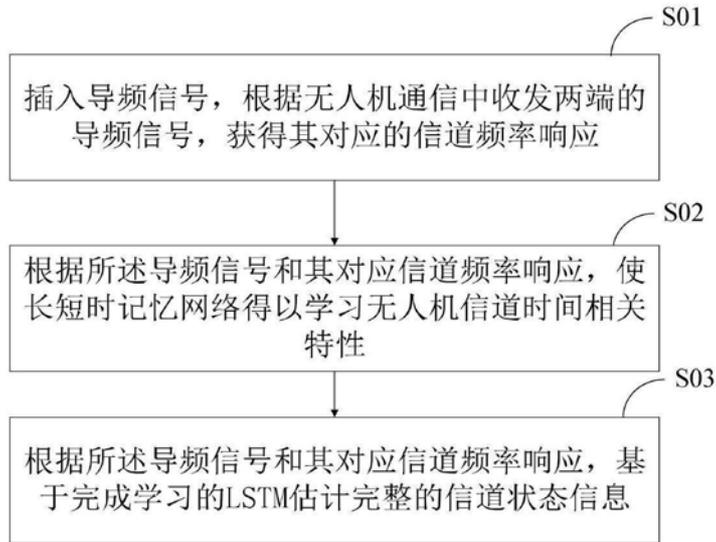


图1

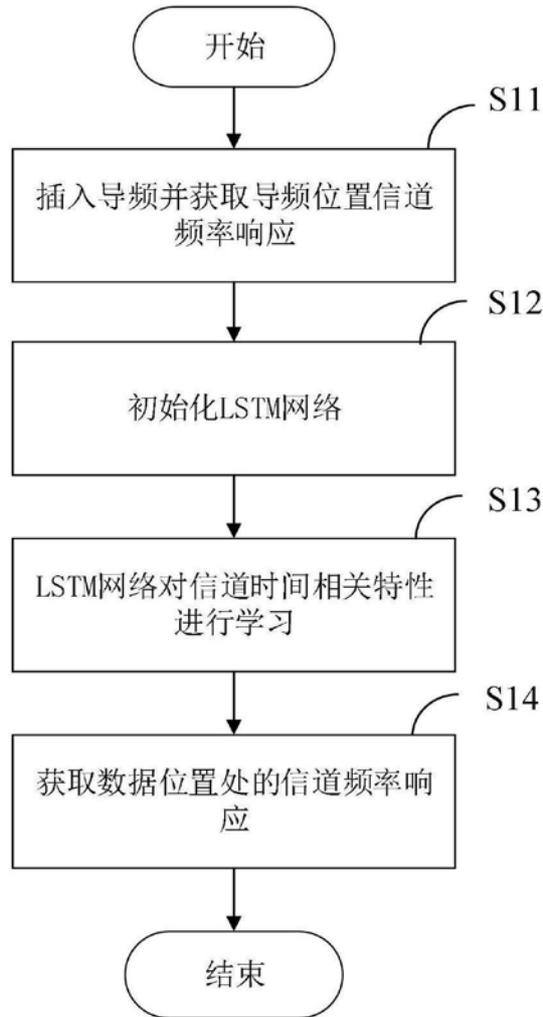


图2

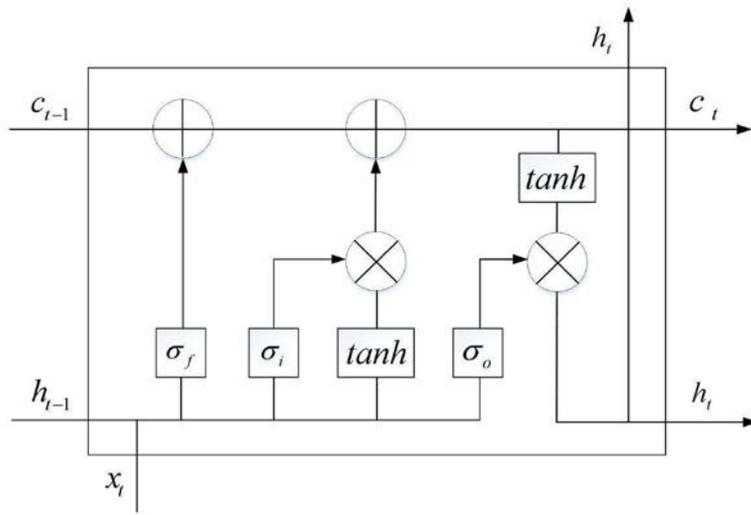


图3

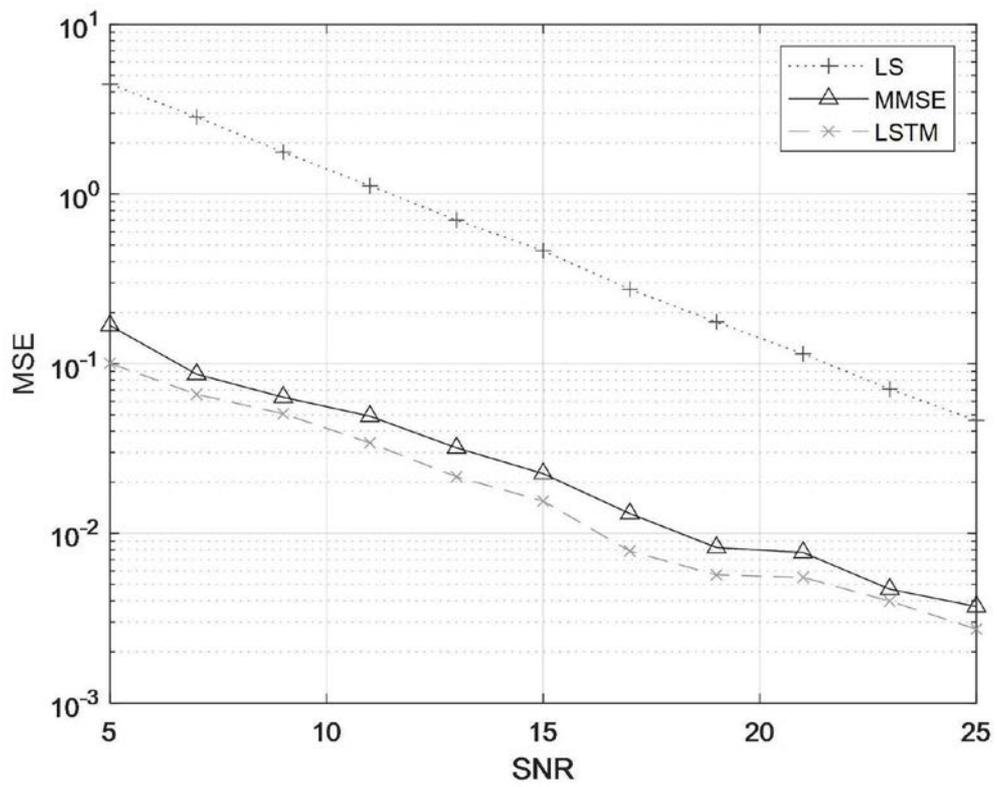


图4