

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2106008

基于人工神经网络的 OFDM 系统信道辨识与补偿*

许葵驹 钱雅楠 代红英

(重庆工程学院 电子信息学院 重庆 400056)

摘要: 针对快衰落环境下 OFDM 系统的导频辅助信道估计,受到信道状态波动影响较大的问题,提出了一种基于人工神经网络的 OFDM 系统信道辨识与补偿方法。首先,对传统判决反馈信道估计方法进行了分析,说明了其在快衰落环境下存在的问题。其次,利用判决反馈信道估计以恒定间隔获得部分信道状态信息,从而仅用少量估计的信道状态信息来训练人工神经网络。然后,采用 Levenberg-Marquardt 算法进行神经网络训练。最后,在人工神经网络训练后,所有数据符号索引被串行输入到人工神经网络,以便对信道状态信息的整体转移进行插值,从而有效地补偿信道变化。快衰落环境下的 OFDM 通信系统测试结果表明,在多普勒频率为 700 Hz 的高移动性环境下,相比于传统估计方法,该方法表现出更好的误码率性能,可以消除错误平层,误码率达到 10^{-4} 以下。

关键词: OFDM;快速衰落;非线性预测;人工神经网络;信道估计

中图分类号: TN929.1 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.50

Channel identification and compensation of OFDM system
based on artificial neural network

Xu Guiju Qian Ya'nan Dai Hongying

(College of Electronic Information, Chongqing Institute of Engineering, Chongqing 400056, China)

Abstract: Aiming at the problem that the pilot aided channel estimation of OFDM system in fast fading environment is greatly affected by channel state fluctuation, a channel identification and compensation method for OFDM system based on artificial neural network is proposed. Firstly, the traditional decision feedback channel estimation method is analyzed, and its problems in fast fading environment are explained. Secondly, the decision feedback channel estimation is used to obtain part of the channel state information at constant intervals, so that only a small amount of estimated channel state information is used to train the artificial neural network. Then, Levenberg-Marquardt algorithm is used for neural network training. Finally, after the training of the artificial neural network, all data symbol indexes are serially input to the artificial neural network, so as to interpolate the whole transition of the channel state information, thus effectively compensating the channel variation. The test results of OFDM communication system in fast fading environment show that, compared with traditional estimation methods, this method has better BER performance in high mobility environment with Doppler frequency of 700 Hz, and can eliminate error flat layer, and the BER is below 10^{-4} .

Keywords: OFDM; rapid fading; nonlinear prediction; artificial neural network; channel estimation

0 引言

众所周知,目前无线正交频分复用(orthogonal frequency division multiplexing, OFDM)系统的信道估计主要采用的是导频辅助信道估计(pilot-aided channel estimation, PCE),其已知的训练符号被插入数据包的头部^[1-2]。然而在快衰落环境下,由于信道状态的快速变化,

会产生显著的误差。估计的信道状态信息在很大程度上与实际信道状态不同,特别是在数据包的尾部^[3-4]。

为了减轻上述影响,Acar 等^[5]提出通过频繁插入大量的导频符号来准确的识别信道状态信息,以补偿开销的增加。但是由于导频符号不能用于信息传输,因此降低了传输效率,并且还增加了每比特所需的能量。近期,为了克服这些问题,Hossain 等^[6]提出了一种数据辅助的判决反馈

收稿日期:2021-03-16

* 基金项目:重庆市教委科学技术研究计划项目(2020CQZX062)资助

信道估计方法,该方法在数据部分中利用再调制的信号和给定导频信号的信道状态信息,来生成接收信号的副本,并利用复制码元和接收码元之间的差值,导出误差分量来补偿信道变化。然而,这种方法需要精确的再调制符号来识别准确的信道状态信息。因此,使用该方法进行信道状态信息估计时,虽然可以有效避免传输效率的降低,但误码率(bit error rate, BER)性能却没有得到很大地改善。

为了提高信道状态信息转移估计的准确性,本文提出了一种人工神经网络(artificial neural network, ANN)方法。该方法首先对部分数据符号应用数据辅助的判决反馈信道估计,并对神经网络进行训练。神经网络的泛化能力能够对信道状态的整体转移过程进行插值,从而对信道变化进行补偿。此外,利用现场可编程门阵列(field-programmable gate array, FPGA)搭建了快衰落环境下的 OFDM 通信系统,对所提方法的最佳参数进行了具体测试分析,并与两种传统方法进行 BER 性能对比。最终的实验结果验证了所提方法的可行性。

1 判决反馈信道估计

首先,假设在数据码元的头部插入 SISO-OFDM 传输导频码元。判决反馈信道估计利用再调制的信号和给定导频信号的信道状态信息来生成接收信号的副本。

设 $\tilde{H}(k)$ 和 $\hat{X}(k, i)$ 分别表示第 k 个子载波检测/纠错之后的导频辅助信道状态信息和第 i 个再调制码元。

复制信号 $Y_{\text{rep}}(k, i)$ 由下式生成:

$$Y_{\text{rep}}(k, i) = \tilde{H}(k) \hat{X}(k, i) \quad (1)$$

第 i 个码元处的信道变化 $\Delta H(k, i)$ 可以通过如下公式计算得到:

$$\Delta H(k, i) = \frac{Y(k, i)}{Y_{\text{rep}}(k, i)} \quad (2)$$

式中: $Y(k, i)$ 表示原始接收的符号。第 i 个符号处调整后的信道状态信息 $\tilde{H}(k, i)$ 是由下式给出:

$$\tilde{H}(k, i) = \Delta H(k, i) \cdot \tilde{H}(k) \quad (3)$$

实际上,信道状态信息分量中包含了降低解调精度的噪声项。这里,通过使用相邻符号来执行降噪,也就是说在 $\tilde{H}(k, i-1)$ 、 $\tilde{H}(k, i)$ 和 $\tilde{H}(k, i+1)$ 三个样本上取平均值。

$$\hat{H}(k, i) = \frac{\sum_{j=i-1}^{i+1} \tilde{H}(k, j)}{3} \quad (4)$$

为了跟踪信道状态信息整体转移过程,判决反馈信道估计方法中每 s 个符号重复一次信道状态信息估计。

因此,传统判决反馈信道估计方法在第 i 个码元的信道响应 $H_{\text{dec}}(k, i)$ 为:

$$H_{\text{dec}}(k, i) = \begin{cases} \tilde{H}(k), & 1 \leq i \leq s \\ \hat{H}(k, s+1), & s+1 \leq i \leq 2s \\ \vdots & \vdots \\ \hat{H}(k \cdot \beta s + 1), & \beta s + 1 \leq i \leq N_d \end{cases} \quad (5)$$

式中: β 表示判决反馈信道估计中子采样信道状态信息的数目; N_d 表示数据符号的数量。

β 的计算方式如下:

$$\beta = \left\lceil \frac{N_d}{s} - 1 \right\rceil \quad (6)$$

式中: $\lceil \cdot \rceil$ 表示取顶符号,即不小于符号内数字的最小整数运算。

然而,当出现判决错误时,上述方法不能识别准确的信道状态信息。因此,对于快衰落环境下的 OFDM 系统,尤其是在快衰落环境下,判决反馈信道估计方法的误码率性能没有得到有效提高。

2 提出的信道估计方法

ANN 具有非线性统计建模功能,可用于模式分类或者广泛构建输入和输出之间的复杂关系^[7-9]。因此,所提方法采用 ANN 进行信道辨识和补偿,利用判决反馈信道估计以恒定间隔获得部分信道状态信息。借助 ANN 的泛化能力,仅用少量估计的信道状态信息来训练 ANN,就可以实现对整体信道状态信息转移的高精度跟踪。

在子载波数为 k 时,所提信道估计和 ANN 结构的框图如图 1 所示。

如图 1 所示, I_k 和 $Q_k (k = 1, 2, \dots, K)$ 分别应用于信道状态信息的第 k 个子载波的实部和虚部。其中, e 表示网络误差向量。

训练 ANN 来调整回归分析的权重,并将该 ANN 应用于全连接的两层前馈网络。多层前馈神经网络是神经网络的典型结构之一。所提出方法的具体实施步骤如图 2 所示。

在 ANN 训练之前,每 s 个符号就估计一次信道状态信息:第 1 个符号用主动星座扩展(active constellation extension, ACE)^[10]估计的,剩下的用判决反馈信道估计。可以将这些信息设为期望响应, $[1, s+1, \dots, \beta s+1]$ 设为训练输入。

本文采用 Levenberg-Marquardt 算法进行神经网络训练。该算法在不计算海森矩阵的情况下可逼近二阶训练速度,是训练中等大小前馈神经网络(最高可达几百个权值)的最快方法。该算法类似于最速下降法和高斯-牛顿法的组合算法。当当前解远离全局最小值时,高斯-牛顿法可能会出现振荡和发散,而 Levenberg-Marquardt 算法可处理发散问题,这是因为当当前解远离最优解时,该算法的行为类似于最陡下降法,其具体细节见文献[11]。

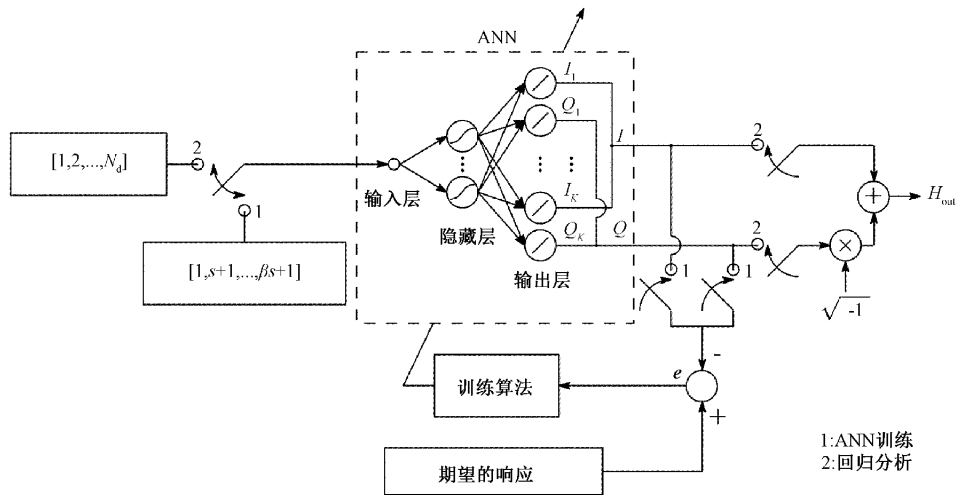


图 1 所提信道估计和 ANN 结构的框图

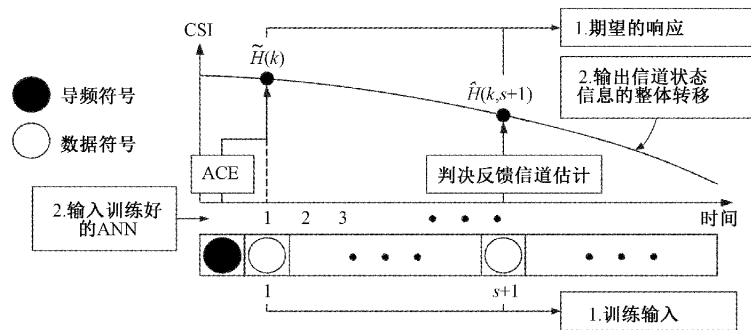


图 2 所提方法的具体实施步骤

经过 ANN 训练后,所有数据符号索引都将被串行输入到 ANN。因此,可以对信道状态信息的整体转移进行插值,并将这些信息用于信道补偿,具体方式如下:

$$\mathbf{H}_{out} = [\mathbf{h}_{out}(1), \mathbf{h}_{out}(2), \dots, \mathbf{h}_{out}(N_d)] \quad (7)$$

式中: $\mathbf{h}_{out}(i = 1, 2, \dots, N_d)$ 表示应用于第 i 个数据符号的所有子载波的信道状态信息估计。

3 实验结果与分析

3.1 通信实验设置

利用 FPGA 搭建了快衰落环境下的 OFDM 通信系统,以便对所提方法进行具体测试。FPGA 型号为 Cyclone 系列 EP2C8Q208C^[12],整体系统实物图如图 3 所示。OFDM 通信系统参数如表 1 所示。

表 1 中, N_p 表示导频符号的数量。本文采用 Jakes 模型来表示时变通道,其中 16 条入射光线的到达方向均匀分布^[13-15],最大多普勒频率为 700 Hz,其归一化值为 2.8×10^{-3} 。

3.2 结果对比分析

首先对 FPGA 是否成功读取 A/D 模块数据进行验证。主要利用 Altera 公司的 Quartus II 软件进行逻辑分

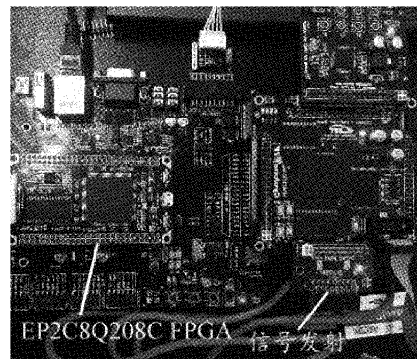


图 3 系统实物图

析, FPGA 读取成功然后,在此 OFDM 通信系统参数条件下,测试了本文所提方法的最佳参数,并与传统判决反馈信道估计方法进行了对比分析。设 N_c 、 M_g 和 N_n 分别表示 ANN 训练的最大时期数、ANN 训练的最小性能梯度和 ANN 隐层的神经元数目。

在 $E_b/N_0 = 25$ dB 的条件下,自适应时间间隔 s 变化时两种方法的 BER 对比如图 4 所示。

在 $E_b/N_0 = 25$ dB 的条件下,最大时期数 N_c 变化时所提方法的 BER 对比如图 5 所示。

表 1 OFDM 通信系统参数

| 参数 | 数值 |
|---------------|--------------------------|
| 传输方案 | OFDM |
| 数据调制 | QPSK |
| IFFT 大小,载波数量 | 64 |
| 保护间隔 | 16 |
| 导频符号数量/数据符号数量 | $N_p/N_d = 2/20$ |
| 衰落 | 15 路瑞利衰落, 1 dB 衰减 |
| 最大多普勒频率 | 700 Hz |
| 传输带宽 | 20 MHz |
| 前向纠错 | 卷积码 |
| 激活函数(隐含层) | Logistic sigmoid |
| 激活函数(输出层) | Linear |
| 学习算法 | Levenberg-Marquardt 反向传播 |

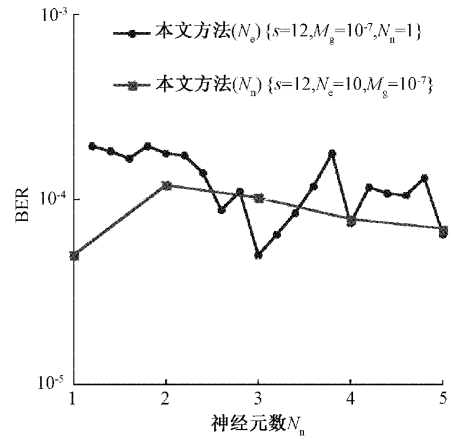


图 6 神经元 N_n 变化时所提方法的 BER ($E_b/N_o = 25$ dB)

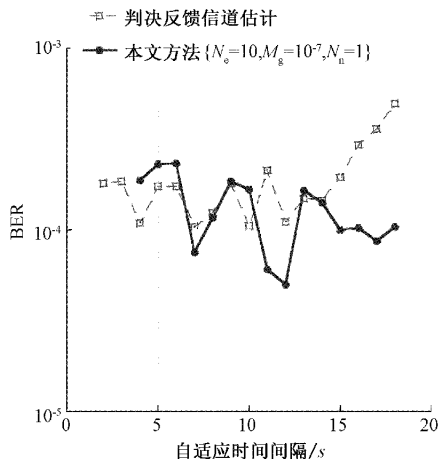


图 4 自适应时间间隔 s 变化时两种方法的 BER ($E_b/N_o = 25$ dB)

在 $E_b/N_o = 25$ dB 的条件下,最小性能梯度 M_g 变化时所提方法的 BER 对比如图 7 所示。

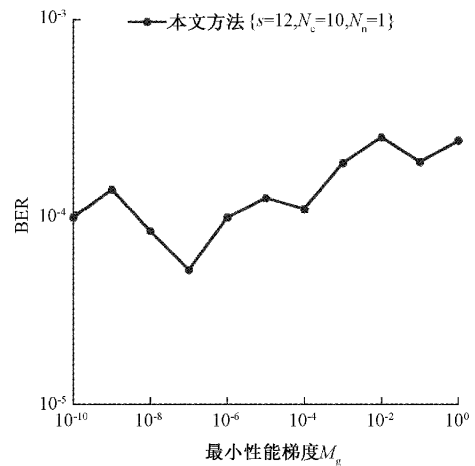


图 7 最小性能梯度 M_g 变化时所提方法的 BER ($E_b/N_o = 25$ dB)

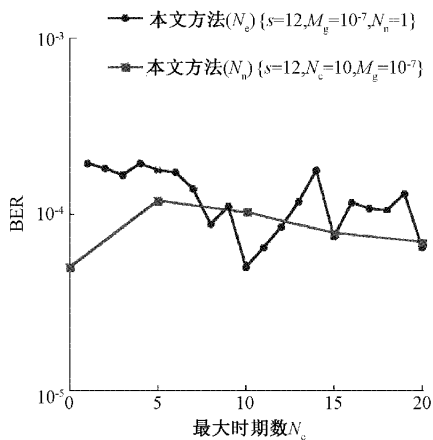


图 5 最大时期数 N_c 变化时所提方法的 BER ($E_b/N_o = 25$ dB)

通过图 4~7 所示的这些性能比较结果,当判决反馈信道估计方法的设置参数为 $s = 7$ 时可获得最佳的性能。而对于所提出的方法来说,设置参数为 $s = 12$ 、 $N_c = 10$ 、 $N_n = 1$ 且 $M_g = 10^{-7}$ 时,可以获得最佳的性能。在这种最佳参数设置的情况下,判决反馈信道估计方法的 β 计算出为 2,而所提出的方法为 1。这些优化结果表明,ANN 的泛化能力只需要两个信道状态信息估计值,就可以获得最佳的 BER 性能。

在上述最佳参数设置条件下,对传统主动星座扩展估计(ACE)、传统判决反馈信道估计方法和本文 3 种方法的 BER 性能进行了对比,结果如图 8 所示。

从图 8 可以看出,ACE 估计和判决反馈信道估计方法均显示出了错误平层。这是因为 ACE 估计不能跟踪信道状态信息的整体转移,判决反馈信道估计虽然可以跟踪信

在 $E_b/N_o = 25$ dB 的条件下,神经元数 N_n 变化时所提方法的 BER 对比如图 6 所示。

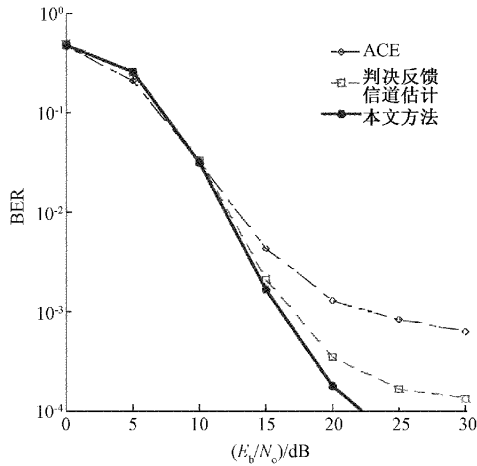


图 8 3 种方法的 BER 性能对比

道状态信息的整体转移,但不能补偿。然而,本文方法可以消除错误平层,使误码率达到 10^{-4} 以下。这是因为 ANN 的泛化能力可以补偿这种剧烈的信道变化。因此,即使在高移动性环境中,本文提出的基于 ANN 的信道补偿在信道跟踪性能方面也非常有效。

4 结 论

本文提出了一种基于机器学习技术的 OFDM 系统信道辨识与补偿方法。主要研究思路是利用 ANN 进行信道状态信息整体转移预测和补偿,从而有效抑制快衰落环境的干扰。OFDM 系统实验结果表明,在多普勒频率为 700 Hz 的高移动性环境(快衰落环境)下,相比于传统 ACE 估计和判决反馈信道估计方法,该方法只需要两个信道状态信息估计值,就可以获得更好的 BER 性能,体现出较好的先进性。后续将继续研究前馈网络的层数对误码率性能的影响,并尝试使用生成对抗网络结构进行更加精确的 OFDM 系统信道补偿。

参考文献

- [1] 倪玮隆,郑玉甫,冯楚滢. 导频辅助降低 PAPR 技术在光正交频分复用通信系统中的应用[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(14): 32-38.
- [2] 赵清华,马天鸣,王星. 一种辅助导频幅度可调的 FBMC 信道估计方案[J]. 西安电子科技大学学报, 2020, 47(6): 91-98.
- [3] WEI L Y, LIU Y, CHOW C W, et al. 6.915-Gbit/s white-light phosphor laser diode-based DCO-OFDM visible light communication (VLC) system with functional transmission distance [J]. Electronics Letters, 2020, 56(18): 945-947.
- [4] PANAGOULIAS P I, MOSCHOLIOS I D,

SARIGIANNIDIS P G, et al. Congestion probabilities in OFDM wireless networks with compound Poisson arrivals[J]. IET Communications, 2020, 14(4): 674-681.

- [5] ACAR Y, DOĞAN H, PANAYIRCI E. Pilot symbol aided channel estimation for spatial modulation-OFDM systems and its performance analysis with different types of interpolations [J]. Wireless Personal Communications, 2017, 94(3): 1-18.
- [6] HOSSAIN M S, SHIMAMURA T. Enhanced OFDM performance with pilot-aided reduced peak-to-average power ratio[J]. Journal of Signal Processing, 2017, 21(1): 1-13.
- [7] HERZOG S, TETZLAFF C, WRGTTTER F. Evolving artificial neural networks with feedback[J]. Neural Networks, 2020(123): 153-162.
- [8] HARTMANN C, OPRITESCU D, VOLK W. An artificial neural network approach for tool path generation in incremental sheet metal free-forming[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2019, 30(2): 757-770.
- [9] RAZIN M, VOOSOGHI B. Estimation of tropospheric wet refractivity using tomography method and artificial neural networks in Iranian case study[J]. GPS Solutions, 2020, 24(3): 1-14.
- [10] BAE K, ANDREWS J G, POWERS E J. Adaptive active constellation extension algorithm for peak-to-average ratio reduction in OFDM [J]. IEEE Communications Letters, 2015, 14(1): 39-41.
- [11] MANDEL J, BERGOU E, GÜROL S, et al. Hybrid Levenberg-Marquardt and weak-constraint ensemble Kalman smoother method[J]. Nonlinear Processes in Geophysics, 2016, 23(2): 59-73.
- [12] 黄留群. 交叉型实时 QC-LDPC 码的设计与 FPGA 实现[J]. 电子测量技术, 2020, 43(14): 177-181.
- [13] 丁西峰,赵尚弘,王翔,等. M-QAM 调制下高空平台 OFDM 光链路误码性能[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(5): 669-675.
- [14] 张黎明. 毫米波 5G NR 信号 OFDM 技术研究与实现[J]. 电子测量技术, 2020, 43(22): 146-149.
- [15] 薛霖霖,林真真. 复杂调制信号的多普勒容限性能分析[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(10): 46-50.

作者简介

许葵驹, 学士, 副教授, 主要研究方向为通信技术和信息处理。

E-mail: kv3690@163.com