

基于多层双向长短时记忆网络的水声多载波 通信索引检测方法

朱雨男 解方形 张明亮 王彪* 葛慧林

(江苏科技大学电子信息学院 镇江 212100)

摘要: 索引调制滤波器组多载波(FBMC-IM)水声通信系统在进行信号检测时,需要先根据均衡后子载波上承载的恢复数据判断出活跃子载波的位置。针对传统检测方法估计索引信息时计算复杂度高且准确度较低的问题,该文结合双向长短时记忆网络(BLSTM)对时序信号进行特征提取的优势,将深度学习理论引入水声信号处理的概念,提出一种基于多层BLSTM的水声通信信号索引检测方法。该方法将传统索引检测问题转化为数据驱动的多元分类问题,在提高估计性能的同时降低了计算复杂度。基于湖试测得的水声信道数据仿真验证了该方法的优越性和鲁棒性,可以作为索引调制机制下的一种通用检测手段。

关键词: 水声通信; 深度学习; 滤波器组多载波; 索引调制; 索引检测

中图分类号: TN929.3; TB56

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2022)06-1984-07

DOI: 10.11999/JEIT210949

Index Detection for Underwater Acoustic Multi-carrier Communication Based on Deep Bidirectional Long Short-term Memory Network

ZHU Yunan XIE Fangtong ZHANG Mingliang WANG Biao GE Huilin

(College of Electronic and Information, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212100, China)

Abstract: When the Index Modulated Filter Bank MultiCarrier (FBMC-IM) underwater acoustic communication system carries out signal detection, the first step is to determine the index of the active subcarriers according to the recovered data after equalization. In this paper, the advantage of Bidirectional Long Short-Term Memory (BLSTM) network for feature extraction of chronological signals is combined, the deep learning theory is introduced into the concept of underwater acoustic signal processing, and an index detection method based on deep BLSTM is proposed. The improved algorithm can increase the estimation accuracy by transforming the index detection into a data-driven multivariate classification. Compared with the traditional methods, the proposed algorithm has lower computational complexity but better bit error ratio performance. The superiority and robustness of the proposed method are verified by the simulation based on lake trial channel data, which can be considered as a general detection method under index modulation mechanism.

Key words: Underwater acoustic communication; Deep learning; Filter Bank MultiCarrier (FBMC); Index Modulation (IM); Index detection

1 引言

水声信道的复杂多径和时变空变特性对实现稳

健的高速率水声通信提出了巨大挑战。以正交频分复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)^[1]为代表的水声多载波调制技术频带利用率高且能有效抵抗频率选择性衰落,其诸多的衍生调制方式如正交信号分割复用^[2]、滤波器组多载波(Filter Bank MultiCarrier, FBMC)^[3,4]、索引调制OFDM^[5,6]等均已成为水声通信领域的研究热点。

索引调制技术最初用于多输入多输出系统对空域中的激活天线进行选择,文献^[7]将其应用到频域

收稿日期: 2021-09-07; 改回日期: 2021-11-11; 网络出版: 2021-11-25

*通信作者: 王彪 wangbiao@just.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(52071164), 江苏省研究生科研与实践创新计划项目(KYCX20_3161)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (52071164), The Postgraduate Research & Practice Innovation Program of Jiangsu Province (KYCX20_3161)

来控制激活的子载波位置，增加了活跃子载波间的稀疏性，进一步降低了频率偏移带来的影响。文献[8]将索引调制与FBMC联合(Index Modulated FBMC, FBMC-IM)，一方面充分利用了原型滤波器组优良的时频聚焦特性来减少带外辐射、抵抗符号间干扰和载波间干扰，另一方面静默子载波的存在也削弱了FBMC系统中时频格点1阶邻域内的固有虚部干扰。但由于发送端将部分数据比特作为索引比特来激活子载波，FBMC-IM系统在均衡后需对活跃子载波的位置进行检测，在恢复信号时引起误码的形式包括子载波星座符号映射错误和活跃子载波位置检测错误。针对后者，目前常用能量检测(Energy Detection, ED)、最大似然(Maximum Likelihood, ML)和对数似然比(Log-Likelihood Ratio, LLR)算法进行检测^[5]。ML检测对所有可能出现的子载波位置映射组合进行穷举；LLR检测通过计算最大后验概率来进行判别，后验概率的值越大则被看作活跃子载波的可能性越大。近年来随着大数据和人工智能技术的发展，神经网络广泛用于调制识别^[9]、信道建模^[10]和信号恢复^[11,12]等，其不需要严格定义的模型就可以处理模糊信息或逼近非线性曲线，在信号处理领域具有很好的应用前景。文献[10]将条件生成对抗网络引入自编码网络通信系统中模拟信道所带来的影响，连接了发送端的编码网络和接收端的译码网络，实现端到端的智能通信。文献[11]将卷积神经网络引入水声多载波通信接收端实现信道估计和信号检测，相比传统的最小二乘估计和基于全连接网络的接收机，深度模型具有更好的特征提取效率和系统误码率性能。文献[12]通过两个级联的子网络将信道估计和均衡过程加入到样本数据预处理中，相比前者“强解调”式的直

接输出所预测的发送比特，提升了深度学习方法的解释性。

将深度学习应用到水声通信系统的理念刚刚起步^[13]，针对索引调制中的活跃子载波位置检测问题，本文提出一种基于双向长短时记忆网络(Bi-directional Long Short-Term Memory, BLSTM)的水声FBMC-IM索引检测器，自动获取活跃子载波位置信息特征，采用数据驱动的方式判定系统子载波的活跃状态，提高检测精度。将均衡后的分组载波序列作为特征向量，利用one-hot编码思想设计该组对应的标签向量，送入BLSTM网络进行离线学习和在线检测。

2 水声FBMC-IM通信系统

2.1 系统模型

图1为FBMC-IM系统的发送端模型，每个FBMC块包含 M 个子载波，这些子载波被平均分为 G 组，每组包含 K 个子载波。在每一组中有 L 个活跃子载波负责传输实际的星座比特，其余的子载波被置零静默。发送端输入的 B bit信息经过比特分流器映射到 G 组子载波块，每组 p bit。其中 p_1 bit通过索引选择器控制活跃子载波位置，其余的 p_2 bit用于活跃子载波星座映射，满足 $B = pG = (p_1 + p_2)$ 。 p_1 的比特数取决于子载波所有可能的实现形式

$$p_1 = \lfloor \log_2 C_K^L \rfloor \quad (1)$$

其中， $\lfloor \cdot \rfloor$ 为向下取整函数， C 为二项式系数。索引选择器输出 $I_g = \{i_{g,1}, i_{g,2}, \dots, i_{g,L}\}$ ， $i_{g,l} \in [1, 2, \dots, K]$ ， $g = 1, 2, \dots, G$ ， $l = 1, 2, \dots, L$ ，负责记录下该组索引选择的结果，即第 g 组的活跃子载波位置。 I_g 共有 2^{p_1} 种可能的组合情况，第 i 种组合情况用 C_i 表示， $i < 2^{p_1} \leq C_K^L$ 。 p_2 比特数可以表示为

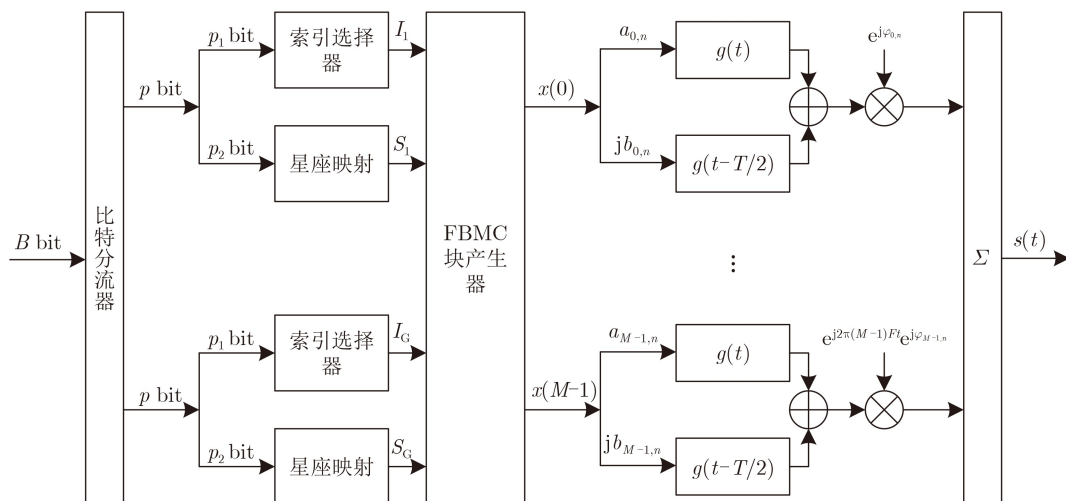


图1 FBMC-IM系统发送端框图

$$p_2 = L \log_2 Q \quad (2)$$

其中, Q 表示发射端所采用星座映射的维度。第 g 组的星座符号 $s_g = [s_g(1) s_g(2) \cdots s_g(L)]$, $s_g(l) \in \mathcal{S}$, $g = 1, 2, \dots, G$, $l = 1, 2, \dots, L$, \mathcal{S} 为 Q 维的星座符号集合。FBMC块产生器将各组星座符号调制到相应的活跃子载波上, 形成传输数据为 $\mathbf{x}_g = [x_g(1) x_g(2) \cdots x_g(K)]^T$, $x_g(k) \in \{0, \mathcal{S}\}$, $k = 1, 2, \dots, K$, 整个FBMC块产生器的输出可以表示为 $\mathbf{x} = [x(0) x(1) \cdots x(M-1)]^T$ 。经过滤波器组调制, 最终FBMC-IM系统的发送信号可以表示为^[8]

$$s(t) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{+\infty} e^{j2\pi m F t} e^{j\varphi_{m,n}} \cdot \left\{ a_{m,n} g(t - nT) + j b_{m,n} g\left(t - \frac{T}{2} - nT\right) \right\} \quad (3)$$

其中, 附加相位 $\varphi_{m,n} = \frac{\pi}{2} m$, F 为子载波间隔, T 为符号周期, 满足 $F = 1/T$ 。 $g(t)$ 表示长度为 $L_g = OM$ 的原型滤波器, O 为过采样因子。 $a_{m,n}$ 和 $b_{m,n}$ 是时频格点 (m, n) 处符号的实部和虚部值, 在静默子载波处的 $a_{m,n}$ 和 $b_{m,n}$ 值为0, 极大降低了解调时该处由信道延时和载频偏移引起的虚部干扰影响。

2.2 检测算法

将均衡后的第 g 组数据记为 $\mathbf{y}_g = [y_g(1) y_g(2) \cdots y_g(K)]^T$, $y_g(k) = y((g-1)K + k - 1)$, $k = 1, 2, \dots, K$ 。ML检测算法对所有的载波组合情况进行比对, 实现索引位置和星座符号的联合检测。第 g 组的估计值为

$$\hat{x}_g = \arg \min_{x_g \in \Gamma} \|y_g - x_g\|^2 \quad (4)$$

其中, Γ 为可能出现的索引组合。完成检测后的 \hat{x}_g 经过索引译码恢复出 p_1 bit索引信息, 经过符号译码恢复出 p_2 bit符号信息。LLR检测考虑到所承载的符号有0和非0值, 通过对比后验概率来确定索引位置, 极大地降低了算法复杂度, 第 g 组第 k 个子载波的后验概率可以表示为

$$\lambda_g(k) = \ln \frac{\sum_{x=1}^Q P(x_g(k) = s_x | y_g(k))}{P(x_g(k) = 0 | y_g(k))} \quad (5)$$

其中, $s_x \in \mathcal{S}$ 。 L 个后验概率较大的子载波确定为活跃子载波, 其余的为静默子载波。ED检测算法认定 \mathbf{y}_g 中 L 处符号能量较大的位置为活跃子载波, 当计算时出现的索引结果不在已选用的索引组合中时会发生误判, 此时对当前载波块索引进行随机译

码。最终经过索引译码和星座译码同样可以恢复出发送比特。

3 基于BLSTM的索引检测

3.1 网络模型

LSTM是循环神经网络中的一种变体, 各层输入都与前一层输出有关。如图2所示, 虚线框中是一个LSTM单元的内部结构, 通过在各神经元中加入门机制, 有效解决了原有的梯度消失和梯度爆炸问题。遗忘门 f_t 决定是否丢弃上一时刻细胞状态 C_{t-1} 中的信息, 通过将当前的输入信息 x_t 和上一时刻的隐藏层输出 h_{t-1} 一起经过sigmoid激活函数 $\sigma(x) = 1/(1 + e^{-x})$ 作用, 输出值区间 $(0 \rightarrow 1)$ 表达了对 C_{t-1} 信息的取舍程度(完全丢弃 \rightarrow 完全保留)。输入门 i_t 决定是否更新候选细胞状态 \tilde{C}_t 到信息传送链中, 其中激活函数 $\tanh(x) = (e^x - e^{-x})/(e^x + e^{-x})$ 。输出门 o_t 决定了当前LSTM单元的输出信息 h_t 。相关计算公式为

$$f_t = \sigma(W_{xf}x_t + W_{hf}h_{t-1} + b_f) \quad (6)$$

$$i_t = \sigma(W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1} + b_i) \quad (7)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_{xc}x_t + W_{hc}h_{t-1} + b_c) \quad (8)$$

$$C_t = f_t \otimes C_{t-1} + i_t \otimes \tilde{C}_t \quad (9)$$

$$o_t = \sigma(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} + b_o) \quad (10)$$

$$h_t = o_t \otimes \tanh(C_t) \quad (11)$$

其中, W 为与输入、输出间的对应权值, b 为节点偏置, \otimes 为点乘运算。BLSTM在传统LSTM网络结构上增加了一个反向层并行传播, 两层之间相互独

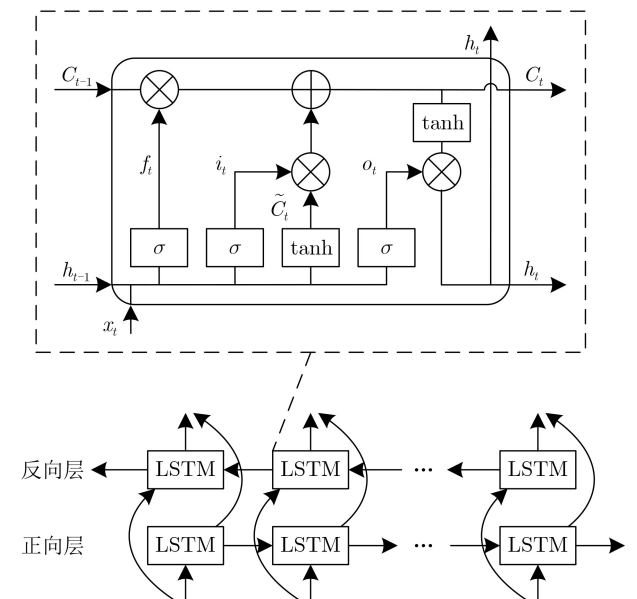


图2 BLSTM结构图

立, 当前时刻BLSTM进行判别输出时不仅会考虑先前的输入, 还会综合之后一段时间的信息再做决策, 因此隐藏层输出由正向层 \vec{h}_t 和反向层 \overleftarrow{h}_t 共同拼接而成。

3.2 索引检测器构建

与ML算法相似, 均衡后的数据 y_g 一方面经过BLSTM检测活跃子载波位置, 另一方面通过符号译码器计算出星座比特误码率。以 $(K, L) = (4, 2)$ 为例, 共有6种活跃子载波组合可供选择, 若选用其中组合 $C_1 \sim C_4$, 索引调制的映射关系如表1所示, 经one-hot编码后形成 1×4 的标签矩阵。图3所示网络结构由多个BLSTM隐藏层、1个全连接输出层级联而成, 输出层采用softmax激活函数, 输出结果是一个4维的概率阵。将 y_g 与对应的one-hot标签作为一组输入输出数据来训练BLSTM网络, 通过反向传播算法不断减小输出值与标签值之间的误差。本文中采用多分类问题下的交叉熵损失函数来衡量网络输出与真实标签间的误差

$$L(Y, P) = - \sum_{i=1}^{2^{P_1}} Y(i) \ln(P(i)) \quad (12)$$

其中, $Y(i)$ 为该标签的真实概率, $P(i)$ 为系统的输出概率。由于标签采用one-hot编码, 对于 $Y(i)$ 而言仅有1处概率值为1, 记此时为 $i = j$ 。当 $i \neq j$ 时, $Y(i) = 0$ 。因此式(12)可以简化为

$$L(Y, P) = - \ln(P(j)) \quad (13)$$

当损失值随着迭代训练的进行达到预设阈值或一定轮次后损失值不再减小时, 网络离线学习完成。各神经元和LSTM单元所产生的参数都保存在网络模型中, 在FBMC-IM接收端在线索引检测时直接输出预测结果, 进一步通过译码恢复出索引比特。

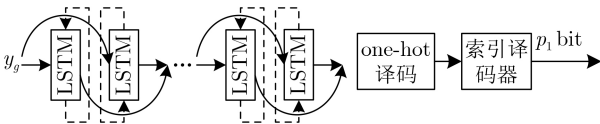


图3 基于多层BLSTM的索引检测框图

表1 $(K, L) = (4, 2)$ 索引调制映射表

组合序号	p_1	I_g	\mathbf{x}_g	one-hot标签
C_1	00	{1, 2}	$[s_g(1), s_g(2), 0, 0]^T$	[1,0,0,0]
C_2	01	{1, 3}	$[s_g(1), 0, s_g(2), 0]^T$	[0,1,0,0]
C_3	10	{1, 4}	$[s_g(1), 0, 0, s_g(2)]^T$	[0,0,1,0]
C_4	11	{2, 3}	$[0, s_g(1), s_g(2), 0]^T$	[0,0,0,1]
C_5	-	-	$[0, s_g(1), 0, s_g(2)]^T$	-
C_6	-	-	$[0, 0, s_g(1), s_g(2)]^T$	-

3.3 复杂度分析

对于第 g 组子载波块, 本文所提索引检测器与传统检测算法的复杂度对比如表2所示。ML检测的复杂度与 I_g 和 s_g 的实现种类成正比, 与 p_1 和 L 呈指数倍增长。ED检测和LLR检测分别对比 K 个子载波上的最大符号能量和最大后验概率, 大大降低了检测复杂度。基于BLSTM的方法将索引检测任务看作 2^{p_1} 元分类识别, 计算量主要集中在网络迭代训练过程中, 在网络测试阶段直接输出识别结果, 相较于子载波块整体估计的ML检测复杂度也有明显的提升, 相较于ED检测和LLR检测在计算中不会出现未曾选用的活跃子载波组合情况, 系统误码率也更低。

4 仿真分析

为了验证本文所提基于BLSTM的水声FBMC-IM系统索引检测方法的有效性, 根据文献[4]在中船重工612厂测得的宜昌清江信道冲激响应仿真了512000组带标签数据, 其中409600组作为训练集, 102400组作为测试集。系统每次发送20个FBMC符号, 每个符号包含512个子载波, 采样率为128 kHz, 带宽为6.4 kHz, FBMC-IM采用PHYDYAS滤波器, 过采样因子 $O = 4$, 星座映射为4QAM调制, 接收端采用虚拟时间反转镜(Virtual Time Reversal Mirror, VTRM)均衡算法。索引检测网络隐藏层由3层BLSTM层组成, 各层单元数为128, 64, 4, 全连接输出层神经元数为4。初始学习率设为 10^{-4} , 权重初始化算法为He, 优化器采用自适应参数更新的Adam算法, Mini-batch大小为2048。网络仿真基于Keras实现, 经过数据预处理LSTM特征输入3维张量为 $(409600, 4, 2)$, 其中第2维为时间步长度, 第3维为当前输入特征维度。标签采用one-hot编码, 其张量为 $(409600, 4)$ 。

FBMC-IM系统的误码存在两种形式: 当索引位置检测正确时, 由于干扰和噪声导致的星座比特错误; 当索引位置检测错误时, 存在索引比特检测错误和因此导致的星座比特错误。本文采用类似信号识别的概念来进行FBMC-IM活跃子载波索引检测, 表3所示各信噪比下的BLSTM检测与传统检测算法的误索引率(Index Error Ratio, IER)对比, 结

表2 索引检测算法复杂度对比

算法名称	复杂度
ML检测	$O(2^{p_1} Q^L)$
ED检测	$O(K)$
LLR检测	$O(KQ)$
BLSTM检测	$O(2^{p_1})$

果表明LLR的逐子载波计算后验概率与ED的IER相近, BLSTM在低信噪比时由于样本带噪严重, 无法有效学习到数据的特征, 但在高信噪比下对整组载波进行识别的速度和准确率均有提升, 且随着活跃子载波数量的增加效果越明显。

图4所示以 $(K, L) = (4, 1)$ 为例, 本文所提索引检测算法在不同接收信噪比下的误码率性能, 此时传输的索引比特和符号比特占比相等。仿真结果表明在VTRM均衡后, LLR检测和ED检测的两种形式误码都较为严重, 相比之下BLSTM检测直接大幅降低了索引比特出错, 抑制了第2种形式的误码, 间接地提升了符号比特的性能, 整体的系统误码率优于传统索引调制检测算法的任一误码形式。

图5对比了3种子载波占空比下的FBMC-IM系统误码率, 此时系统以不同的频谱效率作为代价来增加每个载波块中静默子载波数量, 降低子载波间干扰, 稳步提升了系统的误码率性能。仿真结果表明BLSTM检测在各个模式下的表现均优于传统方法, 且随着静默子载波数量的增加, 性能提升的效

果越明显, 与表3的IER值相互对应, 对于索引模式的切换具有较高的鲁棒性。同时可以发现在 $(K, L) = (4, 3), (K, L) = (4, 2)$ 时采用BLSTM索引检测算法取得了传统算法在 $(K, L) = (4, 2), (K, L) = (4, 1)$ 时的误码率性能, 在同等条件下本文方法可以有效提高水声FBMC-IM通信系统的频谱效率, 提高信息传输速度。

为了进一步验证所提索引检测方法在不同通信场景下的鲁棒性, FBMC-IM系统的各项通信参数设置和BLSTM的各项网络超参数保持不变, 加入时频聚焦特性各异的扩展高斯函数(Extended Gaussian Function, EGF)原型滤波器组进行仿真。表4对比了在 $(K, L) = (4, 1)$ 时, 轴比例因子 α 分别为 $1/2, 1, 2$ 时EGF滤波器下的IER。仿真结果表明表3的PHYDYAS滤波器与表4的EGF($\alpha = 2$)滤波器IER相近, 这两种滤波器具有比较好的时域聚焦特性, 能够有效抑制符号间干扰即抵抗多径效应的能力更强, 与当前信道特征一致。而各向同性的EGF($\alpha = 1$)滤波器下的BLSTM检测的性能有所

表 3 各信噪比下活跃子载波位置检测误索引率(IER)

载波状态与检测方法	0 dB	5 dB	10 dB	15 dB	20 dB	25 dB	30 dB
$(K, L) = (4, 1)$, ED	0.1598	0.0930	0.0727	0.0590	0.0500	0.0457	0.0445
$(K, L) = (4, 1)$, LLR	0.1492	0.1016	0.0770	0.0609	0.0520	0.0480	0.0445
$(K, L) = (4, 1)$, BLSTM	0.1579	0.1030	0.0754	0.0571	0.0422	0.0330	0.0304
$(K, L) = (4, 2)$, ED	0.2445	0.1602	0.1125	0.0949	0.0887	0.0785	0.0742
$(K, L) = (4, 2)$, LLR	0.2410	0.1629	0.1219	0.1004	0.0867	0.0809	0.0742
$(K, L) = (4, 2)$, BLSTM	0.2209	0.1380	0.0988	0.0780	0.0631	0.0545	0.0493
$(K, L) = (4, 3)$, ED	0.2934	0.1887	0.1473	0.1219	0.1086	0.1000	0.0965
$(K, L) = (4, 3)$, LLR	0.2871	0.1984	0.1465	0.1207	0.1051	0.0957	0.0949
$(K, L) = (4, 3)$, BLSTM	0.2928	0.1879	0.1290	0.1046	0.0919	0.0809	0.0770

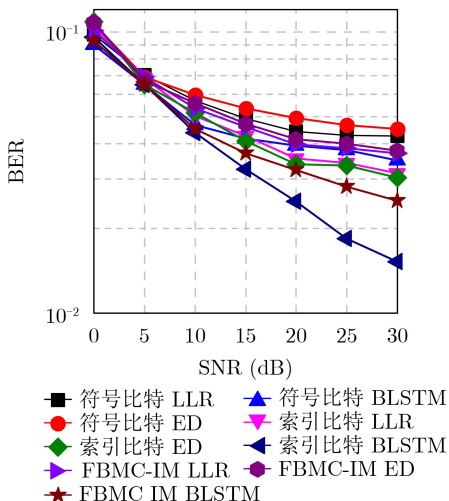


图 4 基于BLSTM索引检测的FBMC-IM系统误码率性能

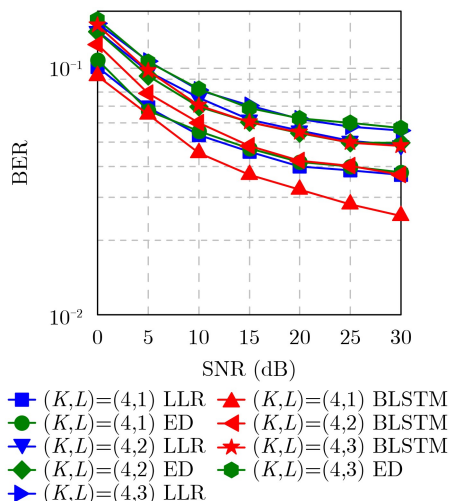


图 5 不同模式下的BLSTM索引检测性能

表4 $(K, L) = (4, 1)$ 时不同 α 值的EGF滤波器组系统误索引率(IER)

载波状态与检测方法	0 dB	5 dB	10 dB	15 dB	20 dB	25 dB	30 dB
$\alpha = 1/2$, ED	0.1810	0.1332	0.1086	0.0941	0.0906	0.0879	0.0871
$\alpha = 1/2$, LLR	0.1781	0.1293	0.1129	0.0996	0.0910	0.0859	0.0848
$\alpha = 1/2$, BLSTM	0.2047	0.1458	0.1288	0.1153	0.1094	0.1009	0.0898
$\alpha = 1$, ED	0.1727	0.1098	0.0891	0.0730	0.0665	0.0549	0.0535
$\alpha = 1$, LLR	0.1688	0.1195	0.0848	0.0721	0.0566	0.0555	0.0531
$\alpha = 1$, BLSTM	0.1837	0.1231	0.0915	0.0740	0.0601	0.0539	0.0467
$\alpha = 2$, ED	0.1637	0.1102	0.0797	0.0668	0.0633	0.0543	0.0520
$\alpha = 2$, LLR	0.1590	0.1043	0.0840	0.0703	0.0586	0.0543	0.0527
$\alpha = 2$, BLSTM	0.1684	0.1150	0.0898	0.0703	0.0539	0.0467	0.0406

弱化,但仍优于传统算法。频率聚焦特性更佳的EGF($\alpha = 1/2$)滤波器下的检测结果比ED, LLR差,这是由于此时所得的训练样本中未作处理的多径干扰更多,使得神经网络的特征提取效率大大下降。因次, BLSTM检测方法对于所选原型脉冲设计与当前信道时频特征的匹配程度较为敏感,所得的IER结果与选用的滤波器的性能成反比。

5 结论

在水声信号处理领域应用深度学习理论的思想逐渐得到了广泛的认可,本文提出一种结合BLSTM网络的子载波索引检测方法降低水声多载波通信系统的误码率。不同于传统ED检测和LLR的逐载波比较,利用BLSTM网络对时间序列多元分类的思想进行整体子载波块索引识别,检测结果表明所得IER优于传统算法,有效降低了索引检测误码和星座符号检测误码。同时基于外场实验信道数据仿真分析了不同子载波占空比和不同原型滤波器选择下的系统性能,验证了所提方法的有效性和鲁棒性,有望成为索引调制机制下的通用检测手段。

参考文献

- [1] LI Jianguo. Advanced OFDM receivers for underwater acoustic communications[D]. [Ph. D. dissertation], University of York, 2016.
- [2] HAN Jing, ZHANG Lingling, ZHANG Qunfei, et al. Low-complexity equalization of orthogonal signal-division multiplexing in doubly-selective channels[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2019, 67(4): 915–929. doi: 10.1109/TSP.2018.2887191.
- [3] AMINI P, CHEN Rongrong, and FARHANG-BOROJENY B. Filterbank multicarrier communications for underwater acoustic channels[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2015, 40(1): 115–130. doi: 10.1109/JOE.2013.2291139.
- [4] 王彪, 方涛, 戴跃伟. 时间反转滤波器组多载波水声通信方法[J]. *声学学报*, 2020, 45(1): 38–44. doi: 10.15949/j.cnki.0371-0025.2020.01.004.
- WANG Biao, FANG Tao, and DAI Yuewei. Method of time reversal filter bank multicarrier underwater acoustic communication[J]. *Acta Acustica*, 2020, 45(1): 38–44. doi: 10.15949/j.cnki.0371-0025.2020.01.004.
- [5] BAŞAR E, AYGÖLÜ Ü, PANAYIRCI E, et al. Orthogonal frequency division multiplexing with index modulation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(22): 5536–5549. doi: 10.1109/TSP.2013.2279771.
- [6] WEN Miaowen, CHENG Xiang, YANG Liuqing, et al. Index modulated OFDM for underwater acoustic communications[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2016, 54(5): 132–137. doi: 10.1109/MCOM.2016.7470947.
- [7] ABU-ALHIGA R and HAAS H. Subcarrier-index modulation OFDM[C]. The 2009 IEEE 20th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, Tokyo, Japan, 2009: 177–181. doi: 10.1109/PIMRC.2009.5449882.
- [8] ZHANG Jian, ZHAO Minjian, ZHONG Jie, et al. Optimised index modulation for filter bank multicarrier system[J]. *IET Communications*, 2017, 11(4): 459–467. doi: 10.1049/iet-com.2016.0564.
- [9] 郭立民, 寇韵涵, 陈涛, 等. 基于栈式稀疏自编码器的低信噪比下低截获概率雷达信号调制类型识别[J]. *电子与信息学报*, 2018, 40(4): 875–881. doi: 10.11999/JEIT170588.
- GUO Limin, KOU Yunhan, CHEN Tao, et al. Low probability of intercept radar signal recognition based on stacked sparse auto-encoder[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(4): 875–881. doi: 10.11999/JEIT170588.

- 11999/JEIT170588.
- [10] YE Hao, LIANG Le, LI G Y, *et al.* Deep learning-based end-to-end wireless communication systems with conditional GANs as unknown channels[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(5): 3133–3143. doi: [10.1109/TWC.2020.2970707](https://doi.org/10.1109/TWC.2020.2970707).
- [11] ZHU Yunan, WANG Biao, ZHANG Youwen, *et al.* Convolutional neural network based filter bank multicarrier system for underwater acoustic communications[J]. *Applied Acoustics*, 2021, 177: 107920. doi: [10.1016/j.apacoust.2021.107920](https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2021.107920).
- [12] GAO Xuanxuan, JIN Shi, WEN Chaokai, *et al.* ComNet: Combination of deep learning and expert knowledge in OFDM receivers[J]. *IEEE Communications Letters*, 2018, 22(12): 2627–2630. doi: [10.1109/LCOMM.2018.2877965](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2018.2877965).
- [13] 陈友淦, 许肖梅. 人工智能技术在水声通信中的研究进展[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2020, 41(10): 1536–1544. doi: [10.11990/jheu.202007110](https://doi.org/10.11990/jheu.202007110).
- CHEN Yougan and XU Xiaomei. Research progress in artificial intelligence technology for underwater acoustic communications[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2020, 41(10): 1536–1544. doi: [10.11990/jheu.202007110](https://doi.org/10.11990/jheu.202007110).
- 朱雨男: 男, 1996年生, 博士生, 研究方向为水声通信与深度学习.
- 解方彤: 女, 1996年生, 硕士生, 研究方向为水声通信.
- 张明亮: 男, 1995年生, 硕士生, 研究方向为水声通信.
- 王 彪: 男, 1980年生, 教授, 研究方向为水下阵列信号处理、水声通信与水下传感器网络.
- 葛慧林: 男, 1989年生, 助理研究员, 研究方向为水下目标跟踪.

责任编辑: 余 蓉