

# A Decoder Abstraction Method Based on Deep Neural Network

Jinghui Xu, Yuehong Gao, Hongwen Yang

Department of Communication Engineering, School of Information and Communication Engineering,  
Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing  
Email: XuJinghui@bupt.edu.cn, gaoyuehong@139.com, yanghong@bupt.edu.cn

Received: May 22<sup>nd</sup>, 2019; accepted: Jun. 6<sup>th</sup>, 2019; published: Jun. 13<sup>th</sup>, 2019

---

## Abstract

In the simulation of communication system, it is important to simulate the link decoding result accurately. This paper proposes a decoder abstraction method based on deep neural network (DNN), which extracts three features from the soft input of the decoder and uses the neural network model to predict the decoding success. Simulation results show that the method proposed in this paper has better prediction accuracy than traditional methods such as EESM.

## Keywords

Deep Neural Network, Decoder Abstraction, Feature Extraction

---

# 一种基于深度神经网络的译码器抽象方法

许靖晖, 高月红, 杨鸿文

北京邮电大学, 信息与通信工程学院, 通信工程系, 北京  
Email: XuJinghui@bupt.edu.cn, gaoyuehong@139.com, yanghong@bupt.edu.cn

收稿日期: 2019年5月22日; 录用日期: 2019年6月6日; 发布日期: 2019年6月13日

---

## 摘要

在通信系统的仿真中, 能否准确模拟出链路级译码结果对系统级仿真结果的可信度有重要意义。本文提出一种基于深度神经网络的译码器抽象方法, 该方法从译码器的软输入中提取三个特征量, 借助神经网络模型来预测码字的译码是否成功。仿真结果表明, 本文所提出的基于深度神经网络的方法比EESM等传统方法有更好的预测精度。

## 关键词

深度神经网络, 译码器抽象, 特征提取

Copyright © 2019 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

计算机仿真技术对通信的发展做出了不可忽视的贡献。但随着通信系统变得越来越庞大和复杂, 通信系统仿真也面临着挑战。例如蜂窝移动系统涉及大量小区和用户, 每个用户与基站的通信都包含点到点的通信过程, 其中包括诸如 Turbo/LDPC 编码、MQAM 调制等环节。虽然计算机的计算能力也在快速提高, 但对于有一定规模的蜂窝网络来说, 设计一个包含全部用户全部通信环节的完整仿真平台仍然是不可行的, 其瓶颈主要在于物理层通信, 特别是 Turbo/LDPC 译码等环节耗时过大。为了解决这一问题, 实际当中普遍采用了系统级和链路级分离的方法[1] [2] [3] [4]。系统级仿真平台完全忽略物理层, 将物理层通信过程抽象为一个伯努利随机事件, 用预估的方法来模拟译码效果。

系统级通过与链路级之间的 L2S 接口(Link to System, L2S)将整个物理层映射为误块率(Block Error Rate, BLER), 从而大大降低了系统级仿真的计算复杂度。与此同时, L2S 接口的准确度也成为关键问题。如果 L2S 接口提供的 BLER 有偏差, 有可能导致系统级的输出结果不可信。对于 AWGN 信道, BLER 完全由信噪比(Signal to noise power ratio, SNR)这一个标量决定。此时系统级仿真平台只需要存储 AWGN 信道下各种调制编码方式(Modulation and coding scheme, MCS)的 BLER 曲线即可。但蜂窝网络中的物理层极少是 AWGN 信道。实际信道普遍存在衰落及各类干扰。特别在现代的蜂窝系统中, 造成译码错误的主因往往不是加性白高斯噪声, 而是各类非高斯非白的干扰, 包括符号间干扰、用户间干扰、天线间干扰、小区间干扰、子载波干扰等等。对于此类信道来说, 给定码字的平均 SNR 或 SINR (signal-to-interference-plus-noise ratio)并不能给定 BLER。为此, 人们提出了各种改进的 L2S 接口技术, 包括 EESM (Exponential Effective SINR Mapping) [5] [6] [7]、MIESM (Exponential Effective SINR Mapping, EESM) [5] [6] [8] [9] [10]、基于判决域的方法[11]、针对 MIMO 最大似然检测的 SNR 映射方法[12]、基于机器学习的 EESM [13]等。上述方法基本上都是将具体的实际信道表征为一个 SINR 向量, 再通过某种算法将此向量映射为对 BLER 等效的 AWGN 信道的等效信噪比, 然后通过查 AWGN 信道的错误率曲线获得 BLER 的估计值。然而, 对于具体的信道, 决定 BLER 的因素非常复杂, 给定一组 SINR 并不能给定 BLER。因此这些方法一般都需要针对具体的场景调整参数或进行修正。

值得注意的是, 链路级仿真的大部分时间消耗集中在信道译码过程上。例如对于采用 LDPC 码的系统来说, 和积译码(sum-product algorithm, SPA) [14]的耗时一般能占到链路级仿真总耗时的 99%以上。因此, 如果能将译码器进行抽象, 使这部分的计算量大幅下降, 那么系统级仿真就可以考虑纳入整个物理层, 而不必将其等效成一个 BLER。从这一点出发, 本文提出对译码器进行抽象的方法。通过将译码器的软输入进行特征提取, 然后借助深度神经网络(Deep Neural Networks, DNN)来直接识别码字能否译对。

## 2. 系统模型

本文的方法不是将全部物理层等效为 AWGN 信道, 而是将其中计算量最大的信道译码器进行抽象,

如图 1 所示。假设 FEC 编码是码长为  $n$  的二进制编码。经过  $M$  进制 QAM 调制后的符号数是  $N = n/\log_2 M$ 。第  $k$  个 MQAM 符号  $s_k$  经过信道传输，其中“信道”可以包括 OFDM、MIMO 等环节，至接收端成为  $y_k$ 。 $y_k$  可以包括高斯噪声、符号间干扰及各类干扰：

$$y_k = h_k s_k + \sqrt{P_I} g_k \tilde{s}_k + z_k \quad (1)$$

其中  $s_k$  是干扰符号， $h_k$  是有用信号的信道增益， $g_k$  是干扰信道的信道增益， $P_I$  是归一化的平均干扰强度， $z_k$  是方差为  $\sigma^2$  的噪声。第  $k$  个符号的 SINR 是

$$\gamma_k = \frac{|h_k|^2}{P_I |g_k|^2 + \sigma^2} \quad (2)$$

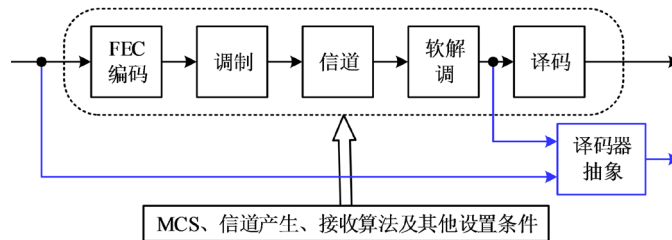


Figure 1. Decoder abstraction  
图 1. 译码器抽象

收到的  $y_k$ ,  $k = 1, 2, \dots, N$ , 经过软解调后成为比特软信息，也称为 LLR 值。本文对软解调的具体算法[15]不做限制。软解调的输出是  $n$  个  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 。理想情况下， $\lambda_i$  代表第  $i$  个比特的对数后验概率比。

传统方法是对物理层整体进行抽象，一般不需要出现  $y_k$  或  $\lambda_i$  的值。而是根据系统级仿真平台的配置条件以及瞬时的信道信息(包括 MIMO 信道矩阵、OFDM 子载波增益等)计算出每个  $y_k$  (或一组  $y_k$ ) 的 SNR 或 SINR，然后用 EESM、MIESM 或类似算法计算出等效 AWGN 信噪比。以 EESM 为例，等效 SNR 为

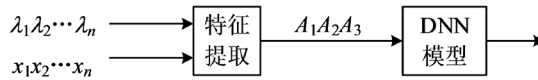
$$\gamma_{eff} = -\beta \ln \left( \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N e^{-\frac{\gamma_k}{\beta}} \right) \quad (3)$$

其中  $\beta$  是一个参数。EESM 近似认为一组信噪比为  $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_N$  的接收信号  $y_1, y_2, \dots, y_N$  经过软解调、信道译码之后的 BLER 等于信噪比为  $\gamma_{eff}$  的 AWGN 信道的 BLER。EESM 或类似算法的输入中并没有非高斯干扰、信道估计误差等信息。所以从理论上说，此类方法不能完全体现实际物理层的性能。在实践中通常是用经验的方式(或机器学习的方法)来优化  $\beta$  以缩小误差。最优的  $\beta$  值除了与 MCS 有关，还与具体场景中的其他因素有关，比如 MIMO 中不同的天线配置、不同的检测算法，蜂窝小区中不同的干扰情景等，不同的 CSI 误差等都对应有不同的最优  $\beta$  值。如果对这些不同情况逐一优化参数，事前的计算量将非常大。若只按调制阶数或少数场景固定使用若干个  $\beta$  值，则误差将会明显增加。

由于译码器的结果(译码成功或失败)完全由译码器的输入决定，所以图 1 中译码器抽象的方法在理论上可以给出完全正确的译码结果预测。

### 3. 基于 DNN 的译码器抽象

在本文所提方法中的“译码器抽象”具体如图 2 所示。其中， $x_1 x_2 \dots x_n$  是长为  $n$  的发送码字，为了方便起见，我们假设  $x_i \in \{\pm 1\}$ ，其中 +1 对于二进制比特的“0”； $\lambda_1 \lambda_2 \dots \lambda_n$  是图 1 中软解调输出的比特软信息。



**Figure 2.** The decoder abstraction unit in Figure 1  
**图 2.** 图 1 中的译码器抽象单元

为了降低复杂度，我们首先对输入降维，提取如下 3 个特征量用于识别：

$$A_1 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n [1 - \text{sgn}(x_i \lambda_i)] \tag{4}$$

$$A_2 = \frac{\sum_{i=1}^n x_i \lambda_i}{\sqrt{n \sum_{i=1}^n \lambda_i^2}} \tag{5}$$

$$A_3 = \sum_{i=1}^n \ln(1 + e^{-x_i \lambda_i}) \tag{6}$$

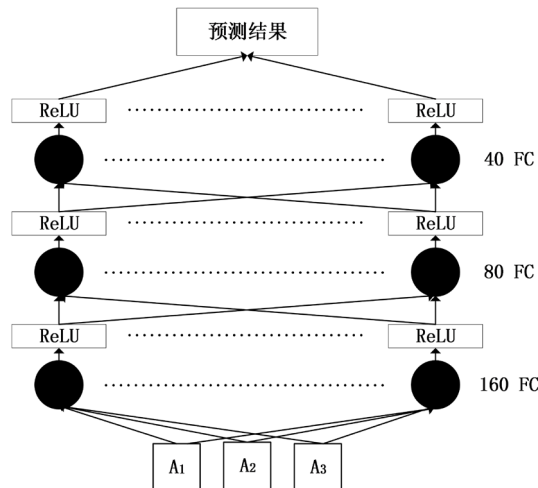
其中  $A_1$  是  $\text{sgn}(\lambda_i) \neq x_i$  的数目，即对  $\lambda_i$  进行极性判决后的错误比特数，译码前的比特错误数越多，译码后出错的机会也越大。 $A_2$  是  $\lambda_1 \lambda_2 \dots \lambda_n$  与  $x_1 x_2 \dots x_n$  的归一化内积，反映译码器输入与发送码字之间的张角，张角越大，落在判决域外的概率越大。 $A_3$  是接收到  $\lambda_1 \lambda_2 \dots \lambda_n$  条件下， $x_1 x_2 \dots x_n$  后验自信息的总和。收到  $\lambda_i$  的条件下，发送比特是  $x_i$  的后验概率为

$$p_i = \frac{1}{1 + e^{-x_i \lambda_i}} \tag{7}$$

自信息是概率的负对数，为  $-\ln p_i = \ln(1 + e^{-x_i \lambda_i})$ 。确定无疑的事件自信息是零，自信息越大说明越意外。因此  $A_3$  越大，表明发送码字越不可能是  $x_1 x_2 \dots x_n$ 。

图 2 中的 DNN 模型如图 3 所示。DNN 模型以三个特征量  $A_1, A_2, A_3$  作为输入，输出是对该码字能否被成功译码的识别。模型内部包含三层隐藏层，每层均是全连接层，激活函数为：

$$\text{ReLU}(x) = \begin{cases} x, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases} \tag{8}$$



**Figure 3.** DNN model  
**图 3.** DNN 模型

每一个单独节点的数学表达式为  $\text{ReLU}(Wx + b)$ ，其中  $W$  是权重矩阵， $x$  是上一层的结果， $b$  是偏置向量。DNN 系统的主要目标就是通过训练集的数据，调整权重矩阵  $W$  和偏置向量  $b$ ，最终使得 DNN 模型判决结果和实际情况的差距最小。

ReLU 激活函数在 DNN 系统中引入了非线性因素。相比于其他激活函数，例如 tanh 和 sigmoid，ReLU 激活函数在处理梯度消失问题上的能力很强，这一能力也使得其训练速度更快[16]。虽然使用 ReLU 激活函数其节点对于梯度变化较为敏感，容易在收到较大梯度的冲击后进入非激活状态，但对于本文所研究的问题来说，由于系统规模较小，可以通过把学习速率控制在一个较小的数值，来保证其稳定性。

#### 4. 仿真结果

本节给出仿真结果并与 EESM 方法进行对比。仿真中 FEC 采用长度为  $n = 1152$  的 LDPC 编码，译码采用最大迭代次数为 60 的 SPA 算法。软解调采用 log-MAP 算法。仿真考虑了以下所列的三种场景。三个场景均基于 OFDM，第  $k$  个子载波上的衰落系数  $h_k$  服从均值为零、方差为 1 的复高斯分布。连续 12 个 OFDM 子载波构成一个块，每个块有相同的信道增益，不同块的信道增益相互独立。三个场景的不同配置如表 1 所示。

Table 1. Three scenarios in the simulation

表 1. 仿真中的三种场景

场景	调制	干扰	CSI 误差
Case 1	QPSK	无	无
Case 2	16QAM	SIR = -15 dB	有用信道理想 CSI 软解调已知平均 SIR，未知每个符号的干扰信道增益，软解调按 AWGN 处理干扰。
Case 3	64QAM	无	CSI 估计误差为高斯分布，归一化 MSE = -20 dB

本文所提方法需要事先进行模型训练，EESM 方法也需要通过事先的仿真来获得最优的  $\beta$  值。事先的仿真如图 4 所示，其中的  $\text{SNR} = 1/\sigma^2$ 。需要说明的是，EESM 需要分别对每个场景进行参数优化。就以上提及的三种场景，最优的  $\beta$  值分别是 1.52，4.69，17.59。

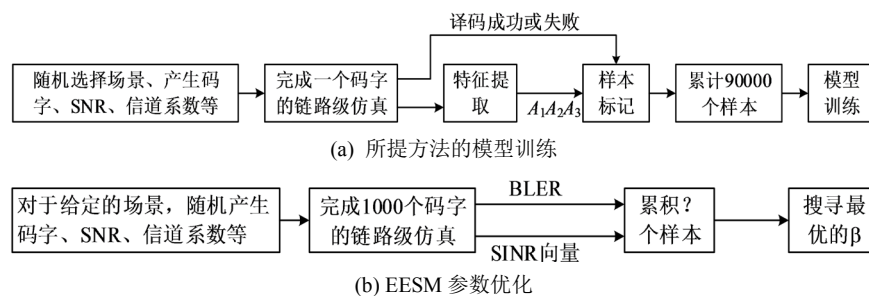


Figure 4. Model training and parameter optimization

图 4. 模型训练及参数优化

完成训练及参数优化后，我们通过仿真来比较两种方法的性能。在每个场景的仿真中，对于每个 SNR 值，随机产生 1000 个码字、信道系数、噪声等，然后按三种方式(真实仿真、本文方法、EESM)测量出三种 BLER 值。再将该 BLER 等效至 AWGN 信道，从而得到图 5。从图中可以看出，所提方法总的来说比 EESM 更为准确。除了 BLER 性能外，图 6 示出了每个码字译码结果的预测准确率。由图可见，基于 DNN 的方法在所有 SNR 区间上都可以获得较好的预测结果，预测准确率显著优于 EESM。这是因为所

提方法是直接预测译码结果,而在 EESM 方法中,每次的译码结果是用 BLER 随机模拟出来的,即使 BLER 能完全准确预测,也无法准确预测每个具体码字的译码结果。

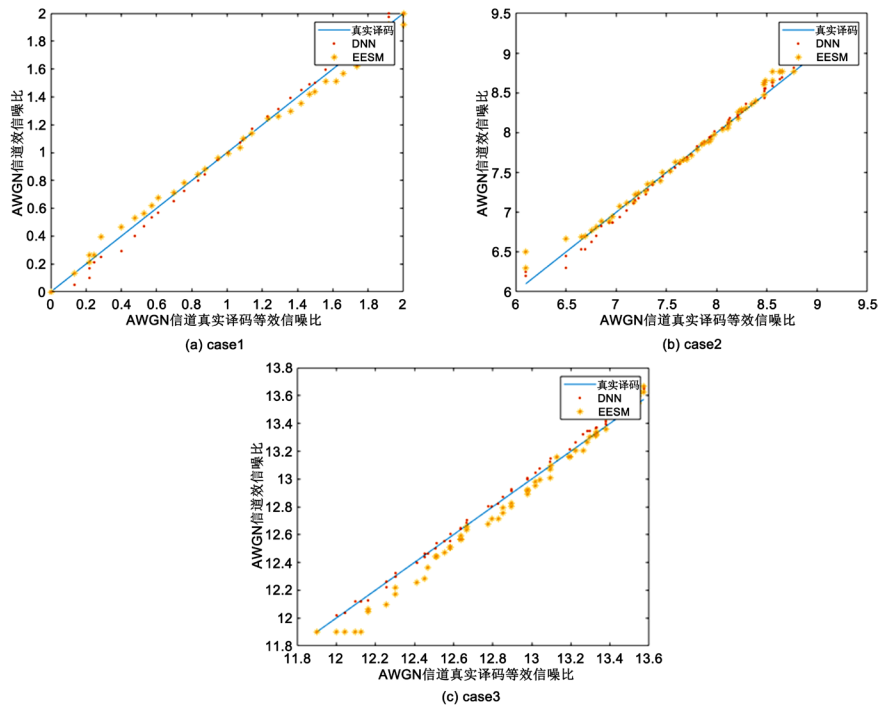


Figure 5. The equivalent SNR under three scenarios

图 5. 三种场景下的等效信噪比

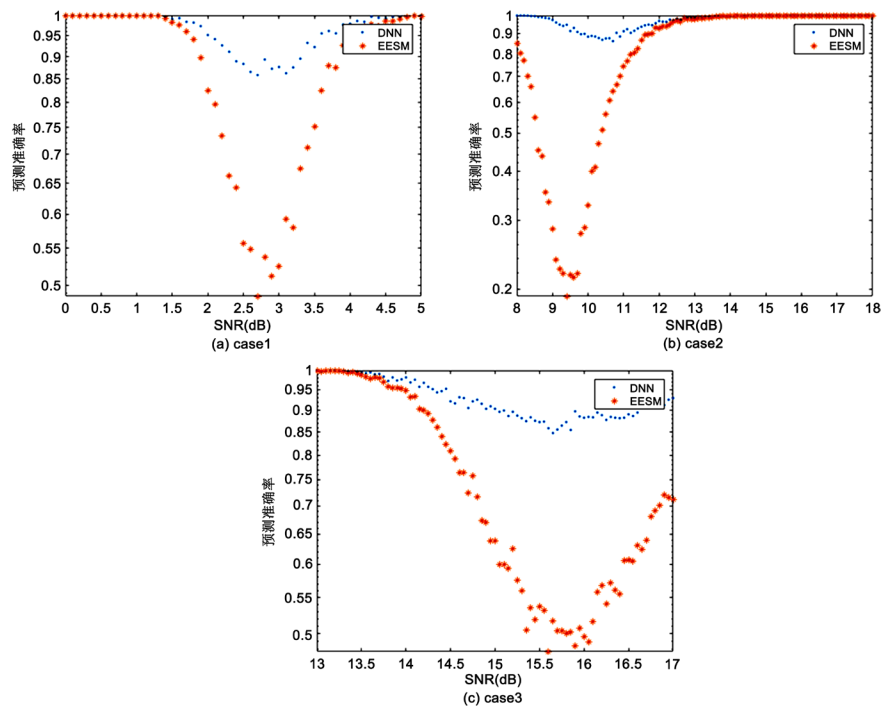


Figure 6. Prediction accuracy of decoding results in three scenarios

图 6. 三种场景下的译码结果预测准确率



## 5. 总结

本文提出了一种基于 DNN 的译码器抽象方法,该方法从译码器输入的软信息中提取了三个特征量作为 DNN 结构的直接输入,用来预测每个码字的译码结果是成功还是失败。仿真结果表明,相比于 EESM,所提方法有更好的译码结果预测准确率及 BLER 准确率。

## 参考文献

- [1] 陈伟, 孙引, 李云洲, 等. 基于 Matlab 的 LTE 系统级仿真平台的建立[J]. 通信技术, 2010, 43(5): 170-172.
- [2] Capozzi, F., Piro, G., Grieco, L.A., *et al.* (2012) A System-Level Simulation Framework for LTE Femtocells. *5th International ICST Conference on Simulation Tools and Techniques*, Desenzano del Garda, 19-23 March 2012, 211-213. <https://doi.org/10.4108/icst.simutools.2012.247767>
- [3] Ikuno, J.C., Wrulich, M. and Rupp, M. (2010) System Level Simulation of LTE Networks. *71st Vehicular Technology Conference*, Taipei, 16-19 May 2010, 1-5. <https://doi.org/10.1109/VETECS.2010.5494007>
- [4] Lei, H., Zhang, L., Zhang, X., *et al.* (2007) System Level Evaluation of 3G Long Term Evolution. *18th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications*, Athens, 3-7 September 2007, 1-5. <https://doi.org/10.1109/PIMRC.2007.4394433>
- [5] Li, X., Fang, Q. and Shi, L. (2011) A Effective SINR Link to System Mapping Method for CQI Feedback in TD-LTE System. *2th International Conference on Computing, Control and Industrial Engineering*, Wuhan, 20-21 August 2011, 208-211. <https://doi.org/10.1109/CCIENG.2011.6008103>
- [6] Hanzaz, Z. and Schotten, H.D. (2013) Impact of L2S Interface on System Level Evaluation for LTE System. *11th Malaysia International Conference on Communications*, Kuala Lumpur, 26-28 November 2013, 456-461. <https://doi.org/10.1109/MICC.2013.6805873>
- [7] Gaveau, J., Martret, C.L. and Assaad, M. (2017) Grouping of Subcarriers and Effective SNR Statistics in Wideband OFDM Systems Using EESM. *13th IEEE International Conference on Wireless & Mobile Computing, Networking and Communications*, Rome, 9-11 October 2017, 1-7. <https://doi.org/10.1109/WiMOB.2017.8115800>
- [8] 娄文科, 林辉, 曾志民. 基于互信息域的 L2S 接口方法研究[J]. 无线电通信技术, 2006, 32(5): 13-15.
- [9] Aguilar, F.L., Cidre, G.R., López, J.M., *et al.* (2010) Mutual Information Effective SNR Mapping Algorithm for Fast Link Adaptation Model in 802.16e. In: Chatzimisios, P., *et al.*, Eds., *Mobile Lightweight Wireless Systems*, Springer, Berlin Heidelberg, 356-367. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-16644-0\\_31](https://doi.org/10.1007/978-3-642-16644-0_31)
- [10] Li, Y., Long, H., Yang, H., *et al.* (2017) Coexistence of LTE and WLAN Systems and Improvement of L2S Interface. *IEEE/CIC International Conference on Communications in China*, Qingdao, 22-24 October 2017, 1-6. <https://doi.org/10.1109/ICCCChina.2017.8330441>
- [11] Nie, W. and Yang, H. (2010) A New Link Level to System Level Simulation Interface Method. *International Conference on Audio Language & Image Processing*, Shanghai, 23-25 November 2010, 1311-1314. <https://doi.org/10.1109/ICALIP.2010.5685070>
- [12] Khan, A., Ullah, I. and Khattak, S. (2017) Link to System Interfacing for Multiple Input and Multiple Output Wireless System Using Maximum Likelihood Receiver. *IET Communications*, **11**, 1346-1351. <https://doi.org/10.1049/iet-com.2016.0019>
- [13] Chu, E., Jang, H.J. and Jung, B.C. (2018) Machine Learning Based Link-to-System Mapping for System-Level Simulation of Cellular Networks. *10th International Conference on Ubiquitous and Future Networks*, Prague, 3-6 July 2018, 503-506. <https://doi.org/10.1109/ICUFN.2018.8436754>
- [14] Hu, X.Y., Eleftheriou, E., Arnold, D.M., *et al.* (2001) Efficient Implementations of the Sum-Product Algorithm for Decoding LDPC Codes. *2nd IEEE Global Telecommunications Conference*, Vol. 2, San Antonio, 25-29 November 2001, 1036.
- [15] 何燕锋, 杨鸿文, 郭文彬. 高阶调制的软输出算法比较[J]. 北京邮电大学学报, 2003, 26(1): 82-85.
- [16] Dahl, G.E., Sainath, T.N. and Hinton, G.E. (2013) Improving Deep Neural Networks for LVCSR Using Rectified Linear Units and Dropout. *Acoustics, Speech and Signal Processing*, Vancouver, 26-30 May 2013, 8609-8613.

**知网检索的两种方式：**

1. 打开知网页面 <http://kns.cnki.net/kns/brief/result.aspx?dbPrefix=WWJD>  
下拉列表框选择：[ISSN]，输入期刊 ISSN：2163-3983，即可查询
2. 打开知网首页 <http://cnki.net/>  
左侧“国际文献总库”进入，输入文章标题，即可查询

投稿请点击：<http://www.hanspub.org/Submission.aspx>

期刊邮箱：[hjwc@hanspub.org](mailto:hjwc@hanspub.org)