

基于增强型 LSTM 神经网络的 5G 射频功放线性化

方俊

(宁波大学信息科学与工程学院 , 宁波 315211)

摘要: 本文提出了一种基于增强型 LSTM 神经网络(A – LSTM) 的数字预失真线性化模型 , 以更好的补偿 5G 宽带射频功放的动态非线性特性。模型的输入层在引入延迟抽头模拟功放线性记忆效应的基础上 , 对每一个延迟抽头进行非线性级数展开用于补偿功放的非线性记忆效应 , 从而更好地抑制功放的动态非线性失真导致的带内失真以及带外频谱扩展等问题。为验证模型的有效性 , 本文采用 100MHz 的 5G NR 信号作为测试信号 , 对一个中心频率为 2.6GHz 的 5G 射频功放进行数字预失真线性化实验。实验结果表明 , 基于增强型 LSTM 神经网络数字预失真器的带外抑制可达 16dB , 相比于其他几种预失真器展现出更好的线性化效果 , 验证了基于增强型 LSTM 神经网络数字预失真器的有效性。

关键词: 5G; 功率放大器; 数字预失真; 增强型 LSTM(A – LSTM)

中图分类号: TN92 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-8329(2022) 02-0023-04

Linearization of 5G RF Power Amplifier Based on Augmented LSTM Neural Network

FANG Jun

(Faculty of Electrical Engineering and Computer Science , Ningbo University , Ningbo 315211 , China)

Abstract: This paper proposes a digital predistortion linearization model based on augmented LSTM neural network (A – LSTM) to better compensate the dynamic nonlinear characteristics of 5G broadband RF power amplifiers. In the input layer of the model , the delay tap is introduced to simulate the linear memory effect of the power amplifier , and the nonlinear series expansion is carried out for each delay tap to compensate the nonlinear memory effect of the power amplifier , so as to better suppress the in band distortion and out of band spectrum expansion caused by the dynamic nonlinear distortion of the power amplifier. In order to verify the validity of the model , this paper uses a 100MHz 5G NR signal as the test signal , and performs a digital predistortion linearization experiment on a 5G RF power amplifier with a center frequency of 2.6GHz. The experimental results show that the out of band suppression of digital predistorter based on enhanced LSTM neural network can reach 16dB , which shows better linearization effect compared with other predistortors , and verifies the effectiveness of digital predistorter based on enhanced LSTM neural network.

Key words: 5G; power amplifier; DPD; augmented LSTM(A – LSTM)

* 基金项目 : 国家自然科学基金项目(U1809203 62071264)。

作者简介: 方俊 , 男 , 1995 在读研究生 , 主要研究方向: 数字预失真线性化技术 , 深度学习 , 机器学习。

1 引言

功率放大器固有的非线性失真一直是现代无线通信系统亟需解决的首要问题之一,非线性失真除了会造成频谱扩展对相邻信道产生严重的干扰外还会对带内信号引入无法滤除的干扰,从而恶化通信系统的误码率,影响自身信号传输的质量^[1]。随着第五代移动通信(5G)时代的到来,通信系统信号传输带宽急剧的增加以及高阶调制方式如 64QAM、256QAM 的广泛使用,功放的非线性特性也将更加复杂,为了消除功放非线性失真带来的影响,数字预失真技术凭借其成本低、自适应性好、易于实现等优点逐渐成为主流的功率放大器线性化方案^[2]。

设计数字预失真器的前提是构建精度高、结构简单且容易测量的功放模型。基于是否考虑功率放大器的记忆特性,功放的行为模型可以分为无记忆行为模型和有记忆行为模型。无记忆功放模型主要包括 Saleh 模型、Rapp 模型、多项式模型等^[3];有记忆功放行为模型则包括 Volterra 级数模型,以及从 Volterra 级数简化而来的 GMP 模型^[4]和 MP 模型^[5]等。近年来随着人工智能技术的快速发展,越来越多神经网络模型被应用于宽带信号下的功率放大器建模,文献[6]提出的基于残差神经网络,以及文献[7]提出的基于时延神经网络的模型,其主要特点是通过在神经网络的输入层增加延迟线,模拟功放全局记忆效应。文献[8,9]将长短时期记忆(LSTM)神经网络用于功率放大器的预失真线性化,在输入端引入延迟线模拟功放全局的记忆效应的基础上利用 LSTM 神经元的内部递归特性去模拟功放匹配网络中电容电感可能会产生的局部记忆效应,相较于单纯地引入延迟线其提高了模型的建模精度。

本文在 LSTM 神经网络优秀非线性拟合能力的基础上,对传统 LSTM 神经网络的输入层的延迟抽头进行非线性级数展开于补偿功放的非线性记忆效应,从而进一步提高模型的非线性建模精度和预失真线性化效果。文章接下来将首先介绍增强型 LSTM 模型的构建方法,然后实验验证模型的性能,最后进行讨论总结。

2 增强型 LSTM 神经网络模型

增强型 LSTM 神经网络模型的架构如图 1 所示,该模型由输入层、LSTM 层和输出层构成。输入层的 IQ 两路信号进行延迟抽头处理和级数展开,可以被定义为模型的初始输入,在当前时间步 n 具有 m_I 和 m_Q 阶记忆深度的 IQ 两路输入可以表示成:

$$\mathbf{i}_n = [f_I(n) \ f_I(n-1) \ \cdots \ f_I(n-m_I)] \quad (1)$$

$$\mathbf{q}_n = [f_Q(n) \ f_Q(n-1) \ \cdots \ f_Q(n-m_Q)] \quad (2)$$

$$f_I(n-m_I) = \sum_{K_I=0}^N i(n-m_I) * |i(n-m_I)|^{K_I} \quad (3)$$

$$f_Q(n-m_Q) = \sum_{K_Q=0}^N q(n-m_Q) * |q(n-m_Q)|^{K_Q} \quad (4)$$

其中 $f_I(n-m_I)$ 和 $f_Q(n-m_Q)$ 分别表示 IQ 两路信号的非线性级数展开,用于补偿功放非线性记忆效应, K_I 与 K_Q 分别对应两路抽头的非线性展开阶数。

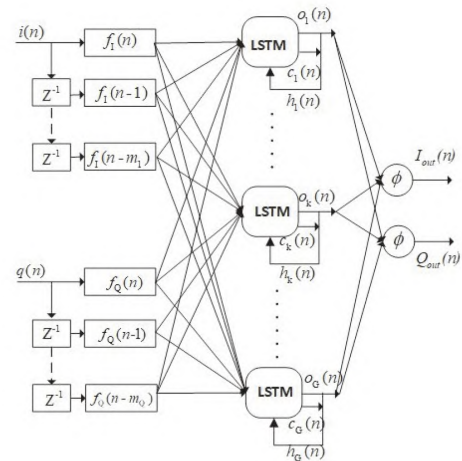


图 1 增强型 LSTM 神经网络架构

由于 LSTM 神经元特有的递归机制,其当前时间步的输出不仅依赖当前时刻的输入序列,还依赖上一个时间步神经元的状态和输出,因此需要对模型的初始输入进行预处理,构建一个长度为 T 的时间序列,预处理后的 IQ 两路信号可以分别表示成:

$$\mathbf{I}_n = [i_n \ \cdots \ i_{n-t} \ \cdots \ i_{n-T}]^T \quad (5)$$

$$\mathbf{Q}_n = [q_n \ \cdots \ q_{n-t} \ \cdots \ q_{n-T}]^T \quad (6)$$

\mathbf{I}_n 和 \mathbf{Q}_n 进行组合可以构成模型最终的输入 \mathbf{X}_{in} ,可以表示成:

$$\mathbf{X}_{in} = [\mathbf{I}_n \ \mathbf{Q}_n] \quad (7)$$

为了构建功放输入和输出之间的关系,需要构建多对一的 LSTM 序列回归模型,单个 LSTM 神经元在时间步上展开的多对一模型如图 2 所示。其中 C_{init} 和 h_{init} 分别是 LSTM 神经元的初始化神经元状态和初始化神经元输出,相较于传统的循环神经网络(RNN),LSTM 神经元的内部结构中引入了输入门、遗忘门以及输出门三个控制门,从而很好的解决了传统循环神经网络梯度消失、梯度爆炸等问题。输入 X_{in} 的第一行相对于最后一行滞后 T 个时间步长,其每一行按照时间顺序依次送入 LSTM 神经元,LSTM 神经元在处理完一行的输入后并不会直接输出,而是将状态信息和输出信息传递给下一个时间步,并且与下一个时间步的输入共同决定下一个时间步的神经元输出。随着这种依赖关系在 X_{in} 的每一行之间进行传递,直到到达最后一行当前时间步 n ,得到 LSTM 神经元的最终的输出。含有 G 个 LSTM 神经元的隐藏层最后的输出可以表示成:

$$O_n = [o_1(n) \quad o_2(n) \quad \dots \quad o_G(n)]^T \quad (8)$$

随后 O_n 被送入到全连接层,可以得到模型最终的输出 $[I_{out}(n), Q_{out}(n)]$,至此模型的整体架构得到确立。

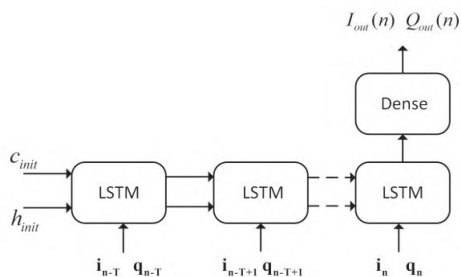


图 2 单个 LSTM 神经元在时间步上展开

3 实验验证及结果分析

3.1 数字预失真实验测试平台

为了验证基于增强型 LSTM 神经网络的预失真线性化效果,搭建了如图 3 所示的数字预失真测试平台,该平台主要由功放评估板、电源、矢量信号发生器 SMW 200A、频谱分析仪 FSW85、衰减器和电脑构成,使用采样率为 122.88MSaPS 的 5G NR 信号作为测试信号,信号带宽为 100MHz,信号的峰均比为 8.36dB。

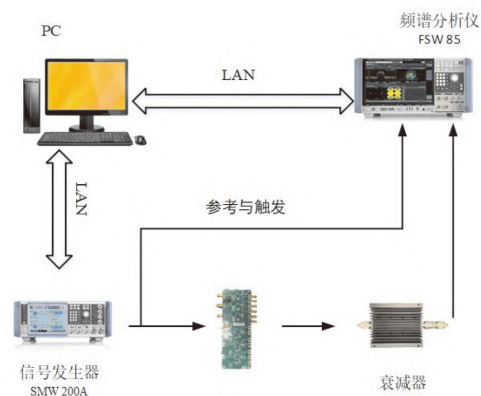


图 3 数字预失真实验测试平台

进行预失真实验时,先将数字基带 IQ 信号下载到矢量信号发生器 SMW 200A 中,上变频到 2.6GHz 后输入功放,经过 30dB 衰减器衰减后接频谱仪,利用频谱仪观察输出信号的频谱以及采集功放的基带输出信号,被测功放的 AM/AM 以及 AM/PM 的特性如图 4 所示。可以看出特性曲线较为发散,功放表现较强的动态非线性特性。

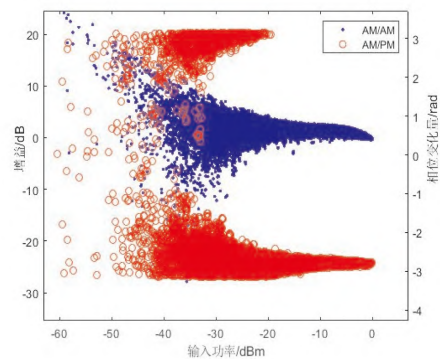


图 4 2.6GHz 功放 AM/AM、AM/PM 特性

利用采集基带 IQ 信号,按照本文第二部分介绍的数据预处理方式,将功放的输出作为模型的输入,构建预失真器模型,使用归一化均方误差(NMSE)从数值上衡量模型的建模精度,NMSE 的大小与模型的精度成反比,模型的精度越高,NMSE 数值越小,NMSE 具体的计算公式可以表示成:

$$NMSE = 10 \lg \frac{\sum_{n=1}^N |y_{meas}(n) - y_{model}(n)|^2}{\sum_{n=1}^N |y_{meas}(n)|^2} \quad (9)$$

其中 $y_{meas}(n)$ 为测量所得的真实数据, $y_{model}(n)$ 为模型拟合的输出值。不同预失真模型建模精度对比如表 1 所示,从表格中可以看出增强型 LSTM 模型

的建模精度相较于 MP 模型与 LSTM 模型在训练集上分别提升了 2.26dB 与 0.42dB ,在验证集上分别提升了 2.68dB 与 1.29dB ,表现出更高的建模精度。

表 1 模型建模精度 NMSE(dB) 比较

模 型	训练集	验证集
MP 模型	-33.86	-33.13
LSTM 模型	-35.70	-34.52
A_LSTM 模型	-36.12	-35.81

3.2 预失真线性化效果验证

在完成预失真器构建的基础上 ,将原始信号预处理后输入预失真器模型生成预失真信号 ,继而将预失真信号与原始信号分别下载到信号发生器上变频后输入功率放大器 ,功率放大器的输出经衰减器衰减后接入频谱仪 ,通过频谱仪观察预失真线性化效果如图 6 所示 ,可以看出增强型 LSTM 神经网络相较于传统的 LSTM 神经网络对带外的抑制效果更好。表 2 是通过频谱仪记录的邻信道泄漏比 (ACLR) 值 ,通过记录的 ACLR 值 ,可以从数值上量化预失真器线性化效果 ,对于 2.6GHz 功放 ,MP 模型上边带改善 4.9dB ,下边带改善 8.2dB; LSTM 模型上边带改善 9.2dB ,下边带改善 13.1dB; 增强型 LSTM 模型上边带改善 12.1dB ,下边带改善 16dB。以上分析均可表明基于增强型 LSTM 神经网络的数字预失真器相比于其他几种预失真器展现出更好的线性化效果。

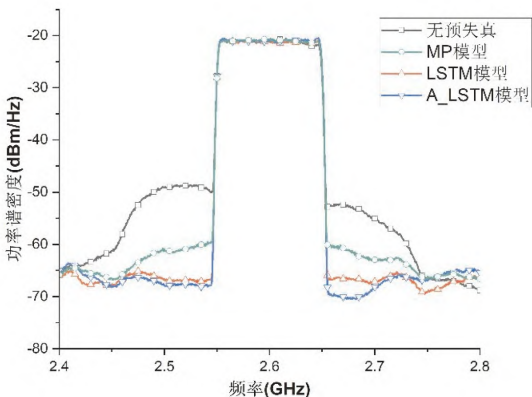


图 5 不同模型的功率谱密度

表 2 不同模型 ACLR 值对比

	邻信道频偏 100MHz	
	上边带	下边带
无预失真	-32.15 dBc	-28.37 dBc
MP 模型	-37.12 dBc	-36.64 dBc

LSTM 模型	-41.36 dBc	-41.54 dBc
E_LSTM 模型	-44.29 dBc	-45.13 dBc

4 结 论

本文提出了一种基于增强型 LSTM 神经网络的数字预失真器 ,通过对延迟抽头进行非线性级数展开用于补偿功放的非线性记忆效应 ,进一步提升模型的非线性建模精度与线性化效果。实验结果表明 ,在 100MHz 5G NR 信号的作用下 ,增强型 LSTM 模型对 2.6GHz 功率放大器的上下边带的改善分别达到了 12.1dB ,16dB ,证实了新模型的有效性。

参考文献

[1] 张月. 宽带数字预失真降采样技术研究[D]. 中国科学院大学(中国科学院国家空间科学中心) 2018.

[2] 管恩芳. 基于 2 维正交多项式模型的并发双波段功率放大器数字预失真技术研究[D]. 厦门大学 2017.

[3] Sappal Singh A. Simplified Memory Polynomial modelling of Power Amplifier [C]. International Conference & Workshop on Computing & Communication. IEEE. 2015: 1-7.

[4] Morgan D R ,Ma Z ,Kim J ,et al. A Generalized Memory Polynomial Model for Digital Predistortion of RF Power Amplifiers[J]. IEEE Transactions on Signal Processing. 2006 54(10) : 3852-3860.

[5] Kim J ,Konstantinou K. Digital predistortion of wide-band signals based on power amplifier model with memory [J]. Electronics Letters. 2002 37(23) : 1417-1418.

[6] Wu Y , Gustavsson U , Amat A ,et al. Residual Neural Networks for Digital Predistortion [C]. IEEE Global Communications Conference. 2020: 1-6.

[7] Chen P ,Alsahali S ,Alt A ,et al. Behavioral modeling of GaN power amplifiers using long short-term memory networks [C]. Workshop on Integrated Nonlinear Microwave and Millimeter Wave Circuits. 2018: 1-8.

[8] 陈豪 ,刘太君 ,叶焱 ,等. 基于广义 LSTM 神经网络的宽带射频功放数字预失真线性化[J]. 微波学报. 2020 , 36(03) : 71-75.

[9] Li H ,Zhang Y ,Li G ,et al. Vector Decomposed Long Short-Term Memory Model for Behavioral Modeling and Digital Predistortion for Wideband RF Power Amplifiers [J]. IEEE Access 2020: 1-1.

(收稿日期: 2021-12-05)