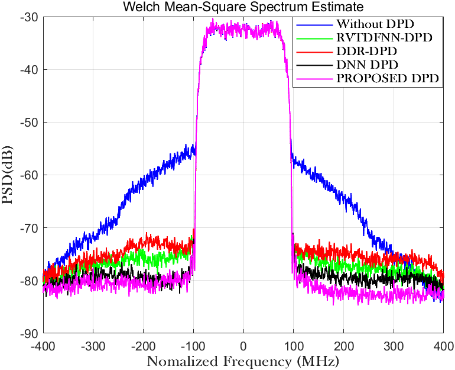
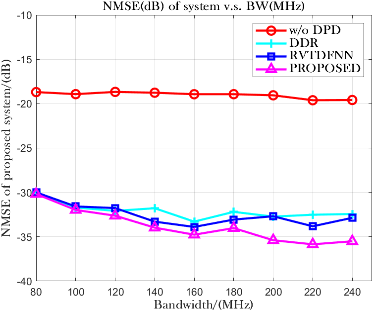
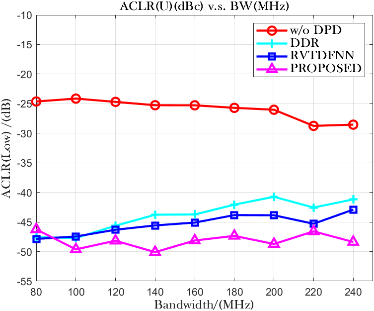
摘要——文章提出了一种基于增广实值时延项的深度神经网络数字预失真技术，采用ELU激活函数来代替Sigmoid来加快训练速度与避免梯度消失问题。在一个SLCG PA上进行了大量的数字预失真实验，实验的输入信号调制带宽从10MHz扫描至200MHz。实验结果显示了，SLCG PA的记忆效应与非线性特性随着信号带宽的增加不断上升，导致DPD线性化难度增加。然而，相较于传统的polynomial DPD与RVTDFNN-DPD，所提出的DPD方法能够进一步降低邻道泄露比约5-7dBc并减少归一化均方误差约3dB。同时，相较于传统的基于RVTDFNN的深层神经网络DPD，所提出的模型能够减少网络复杂度与加快训练速度。这展示了所提出的算法在线性化大带宽信号驱动的SLCG PA时的优势。

*关键词——*SLCG功率放大器，数字预失真, 神经网络，ARVTDNN，ELU激活函数，无线发射机。

修改思路：在文章中加入SLCG PA有助于增加文章的特色，通过对SLCG PA的非线性特性的分析能够为应用复杂人工神经网络提供合理的动机。但是我们需要注意不能非常武断地认为SLCG PA 具体很强的非线性特性，只能强调在大带宽下SLCG难以使用常规的方式进行线性化。

由SLCG在10MHz带宽信号下成功进行ML DPD的例子可知，该PA在小带宽信号下实际上并不具备很大的非线性特性，但随着带宽的增加，我们发现DPD的效果逐渐变差，相比于Doherty PA等仅工作于第一象限的高效率功放，SLCG中主晶体管存在着两象限调制，并且第三象限主晶体管的工作状态会受到谐波阻抗的影响，因此在大带宽调制信号的作用下，谐波阻抗随频率的变化将影响主晶体管的工作，这展示为大带宽下的记忆效应。

I. INTRODUCTION

为了提升功率放大器的线性度，数字预失真技术广泛应用于现代无线通信系统中。随着通信系统传输信号调制带宽和PAPR不断增加，这类信号对于PA的非线性特征更加敏感，进而导致严重的失真与效率降低。

已有多种基于多项式模型的DPD技术被提出，如Volterra、MP、DDR[1]等。近年来，随着人工神经网络的发展，许多基于神经网络的算法被应用于DPD技术当中，并取得了丰富的成果[3-5]。其中，典型的神经网络算法包括实值时延神经网络(RVTDFNN)[2][3]与将增广实值时延神经网络ARVTDNN[4]。以上文献中均围绕浅层神经网络DPD算法进行讨论。最近，深度神经网络在图像识别、分类等领域表现出的优异性能也引起了PA建模研究者的关注[8]。

此外，高能效功放构架的不断革新也带来了功放的线性化方面的挑战。无开关G类PA是一种新型的宽带回退效率增强技术，相比与Doherty PA等仅工作于第一象限的高效率功放，SLCG中主晶体管存在着两象限调制。并且，其在第三象限工作时主晶体管的工作状态会受到谐波阻抗的影响，因此在大带宽调制信号的作用下，谐波阻抗随频率的快速变化将影响主晶体管的工作，这导致大带宽信号下SLCG PA具备较强的记忆效应和非线性特性。

本文展示了一个基于ARVTDNN的深度神经网络结构的数字预失真。该预失真算法利用ELU激活函数来克服深层神经网络训练的梯度消失问题。通过对SLCG非线性特性的讨论，以及该算法对SLCG PA的应用实验结果，可以发现与传统的DDR-DPD与NN-DPD相比，所提出的结构能够在调制带宽在200MHz信号的作用下将PA输出信号的ACLR和NMSE分别提升5-7dB和2-3dB。



Figure 1

II. THE PROPOSED DPD

1. **ARVTD-DNN**

图1展示了所提出的ARVTD-DNN，该网络模型的输入由实值基带输入以及其的当前与过去的值和它们相应的包络相关项(envelope-dependent terms)组成。输入信号包含笛卡尔I/Q分量的当前和过去样本以及包络相关项，相应的输入信号向量表示为:



其中，与表示当前与过去样本的同向和正交分量,为当前与过去输入样本的包络幅度，。M表示记忆深度，k表示包络项的阶数（本文中，k=2，m=4）。

在图1中对于样本的延迟响应是通过使用作为延迟运算符来实现的，其中是单元延迟运算符，例如将其用时，会产生其延迟信号。抽头延迟线会存储来自先前时间步长的值。

该网络的训练过程与RVTDFNN的训练过程一致，前向传播与文章[2]-[6]中描述相同，本文中所使用的反向传播算法为1维Levenberg-Marquart[6]算法。

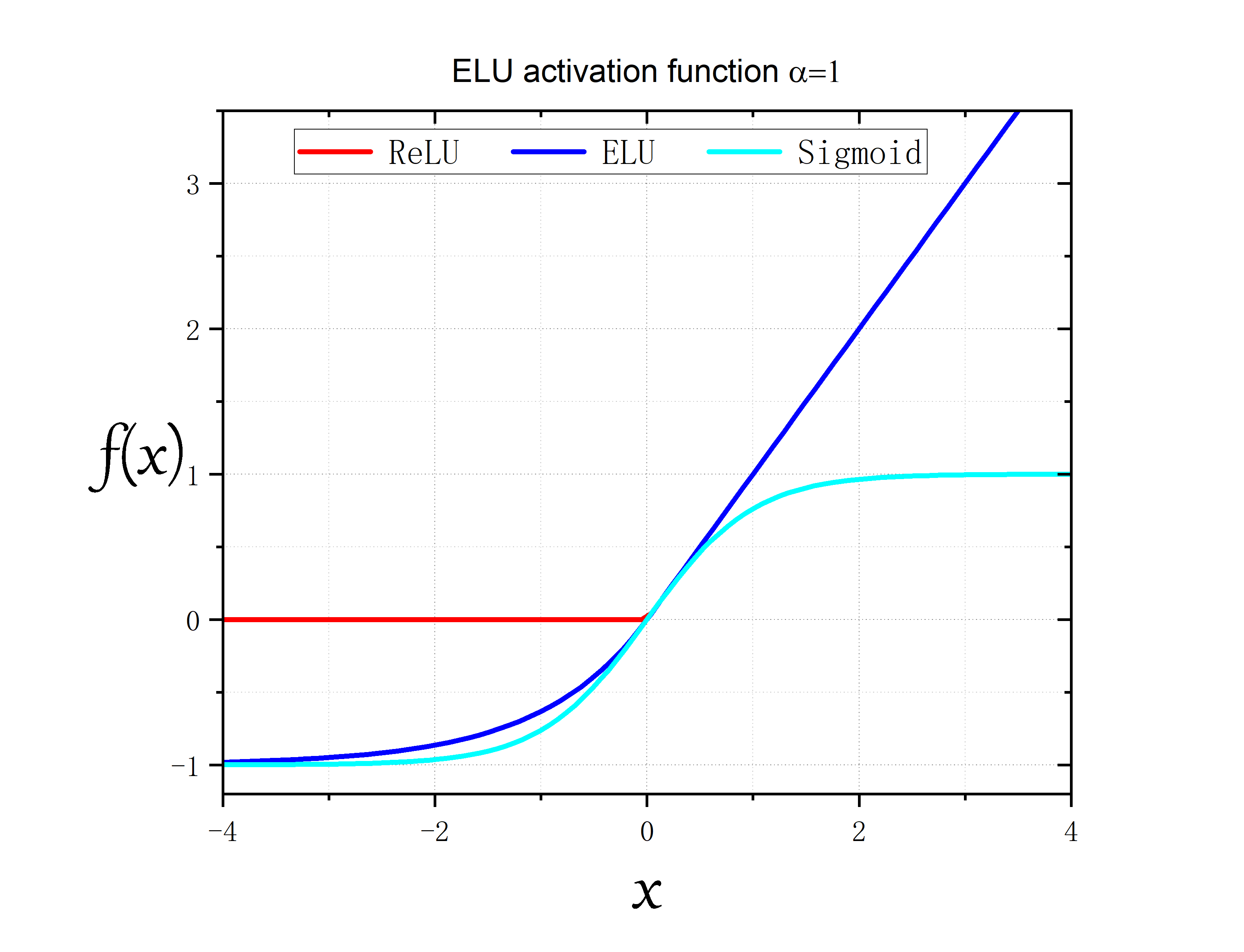
1. **Activation**

在[3-5]中，所提到的神经网络中神经元的激活函数均采用的是Sigmoid函数（如图2所示）数学上等于双曲正切，其数学公式如下：



但是S型函数，在处理深度神经网络会出现梯度消失问题[7]。在[8]这篇文章中，使用了ReLU激活函数代替Sigmoid激活函数来解决上述问题，并得到更好的补偿性能。但是，在PA的逆向建模过程中，为了完成输入和输出信号之间的时间对准与加快神经网络的训练速度，我们将用于建模的信号（input与output）进行平均功率归一化处理。在测试过程中，我们发现这些训练数据用于采用ReLU作为激活函数的深度神经网络中会造成比较严重的“神经元坏死现象”[10]，原因是进行了归一化后的训练样本中存在大量的负值部分，由于这些负值通过加权求和得到的负值自变量会造成ReLU神经元“关闭”，引发“神经元死亡现象”，最终导致网络的训练失败。所以，本文引入ELU[11]来替代Sigmoid函数，既能克服梯度消失问题，也能避免采用ReLU激活函数时神经元坏死问题。

ELU激活函数（如图2所示）的数学公式如下，其中为超参数，一般取1。



**Figure 2**

III. EXPERIMENTAL RESULTS & DISCUSSION

为了测量和实验验证的目的，所提出的ARVTD-DNN-DPD在MATLAB平台上实现，并与4种DPD分别在以宽带信号驱动的SLCG PA上进行了大量的线性化性能对比，它们分别是基于传统多项式模型的Memoryless (ML) DPD与DDR-DPD、基于浅层与深层结构的RVTDFNN-DPD，所使用的PA是SLCG PA，其饱和输出功率为36.6dBm，漏极效率为30%。本文中所使用的DPD均采用间接学习结构。图3展示了测量设置、预失真实现流程与所使用的SLCG PA。



Figure 3

本文针对一个工作于1-3GHz SLCG PA被用于进行DPD实验，该SLCG PA在低带宽调制信号下展示出良好的可线性化特性。图1展示了该SLCG PA在PAPR为7.5dB，调制带宽为10MHz的64QAM信号下的应用ML-DPD算法的测试结果。依据图1可以发现在ML DPD前，功放在平均功率为30dBm左右，能够提供平均效率为35-48%，EVM为2.5-7.2%，ACPR为-29~-35dBc；在应用ML DPD后，EVM和ACPR能够降低至小于3%和小于-45dBc。因此，这说明了该功放在低带宽调制信号下能够提供出较好的线性度和优异的可线性化能力。然而，由于SLCG PA中主晶体管工作于第三象限时，其工作状态容易受到谐波阻抗的影响，在大带宽调制信号下可能产生一定的记忆效应和非线性特性。因此，下面将展示该SLCG PA在调制带宽变化时应用ML-DPD，S/D based RVTDFNN-DPD，PROPOSED-DPD时非线性特性的改善情况。

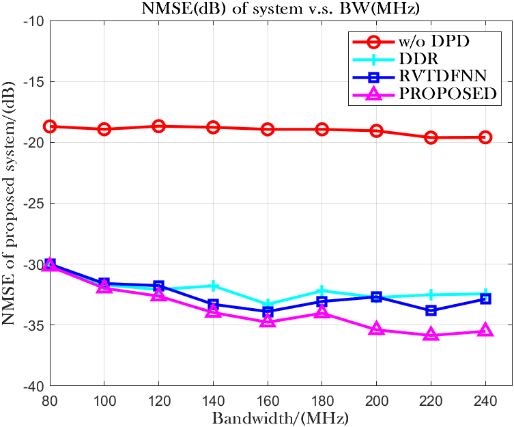
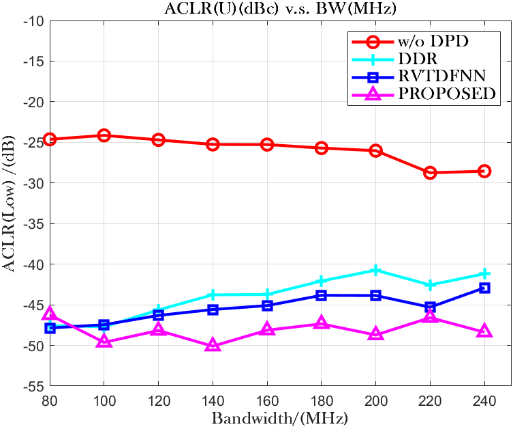
 

本文中RVTDFNN-DPD采用单隐层，根据文章[10]使用17个神经元，时延抽头数选择4。所提出的ARVTD-DNN-DPD的输入端包含阶包络项，时延抽头数选择4，隐藏层数L=8，隐藏层神经元数量均为10个，并采用ELU作为激活函数。用于DPD的样本数量均为9000。输出层均含有两个神经元，采用线性激活函数。

为了验证所提出DPD结构的鲁棒性，实验测量了在不同的大带宽调制信号的驱动下的SLCG PA的性能，输入信号为带宽为80MHz~240MHz的256QAM信号。

应用于SLCG PA的200MHz信号下DPD结果如 表1与图6所示.

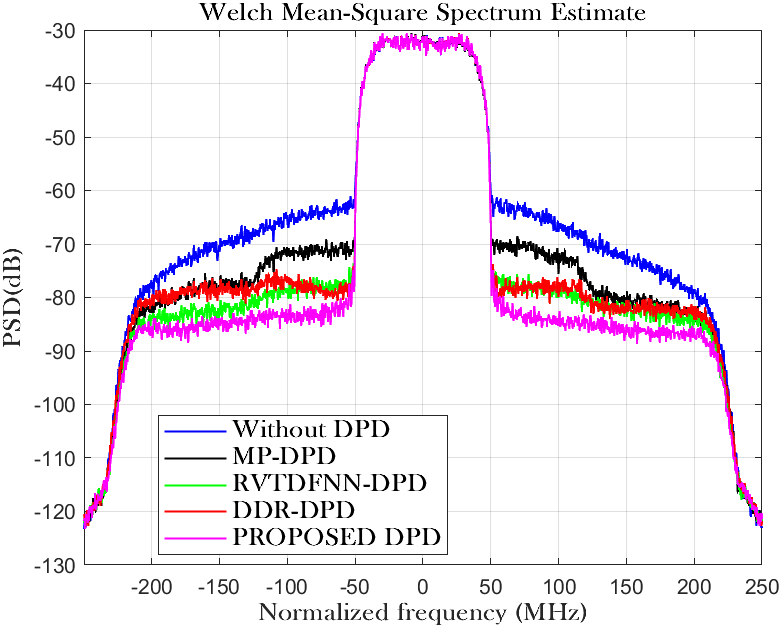
图4与图5表现了上述几种DPD在不同带宽信号下的线性化性能，可以发现，所提出的DPD相较于传统Polynomial-DPD与NNs-DPD能够更好地适应大带宽信号情况下线性化要求。

**Figure 4 Figure 5**

IV. CONCLUSION

本文提出了ARVTD-DNN-DPD模型，并采用ELU激活函数来代替DNN中的ReLU激活函数，以避免神经元坏死现象。使用在大带宽调制信号驱动下具体较高非线性和记忆效应的SLCG PA进行的实验证明，所提出的DPD方法可以实现很好的补偿效果，并且在大宽带下仍能保持其优良的线性化性能。具有5-7dB的ACLR和ACPR抑制效果，建模精度NMSE也有大约3dB的提升。与基于传统多项式模型的DPD与NNs-DPD相比较，所提出的DPD在随着带宽不断增加的情况下，仍然能够保持较好的线性化能力。同时，在大带宽调制信号驱动下，所提出的ARVTD-DNN-DPD能够改善SLCG PA中主晶体管工作于第三象限时出现的谐波阻抗随频率的快速变化所造成的不良影响（造成较高的非线性特性和记忆效应）。在采用140MHz以上的大带宽信号驱动下，DDR-DPD与NNs-DPD失去了其线性化能力，而所提出的DPD仍然能够进行有效的线性化。



**Figure 5 图中表现了使用不同DPD的SLCG PA线性化情况**

TABLE 1

PERFORMANCE OF VARIOUS MODELS IN TERMS OF NMSE, OPTIMAL

PARAMETERS, AND TOTAL NUMBER OF NEURONS

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **BW of Signal** | **Model** | **Layers** | **Number of** **Neurons** | **ACLR (dB)** | | **ACPR (dB)** | | **NMSE (dB)** | **EVM (%)** |
| **Low** | **High** | **Low** | **High** |
| **80MHz** | w/o DPD | 0 | 0 | -31.12 | -32.75 | -32.57 | -33.88 |  | 3.5 |
| MP | 0 | 0 | -38.55 | -40.39 | -40.01 | -41.19 | -30.16 | 1.03 |
| RVTDFNN | 2 | 27 | -43.92 | -44.53 | -44.61 | -44.95 | -35.82 | 1.04 |
| DDR | 0 | 0 | -44.92 | -45.91 | -46.49 | -46.69 | -37.57 | 0.79 |
| PROPOSED | 9 | 82 | -48.3 | -47.97 | -49.7 | -50.25 | -38.59 | 0.8 |
| **100MHz** | w/o DPD | 0 | 0 | -31.12 | -32.75 | -32.57 | -33.88 |  | 3.5 |
| MP | 0 | 0 | -38.47 | -38.28 | -39.26 | -39.45 | -30.3 | 1.19 |
| RVTDFNN | 2 | 17 | -45.28 | -44.96 | -45.21 | -45.58 | -35.97 | 0.85 |
| DDR | 0 | 0 | -44.61 | -45.2 | -44.95 | -45.42 | -36.9 | 0.94 |
| PROPOSED | 9 | 82 | -50.71 | -49.52 | -50.76 | -51.37 | -39.17 | 0.6 |

V. REFERENCES

[1] Ghannouchi, Fadhel M. Behavioral Modelling and Predistortion of Wideband Wireless Transmitters. Hoboken: John Wiley & Sons Inc., 2015. Print.

[2] T. Liu, S. Boumaiza, and F. Ghannouchi, “Dynamic behavioral modeling of 3G power amplifiers using real-valued time-delay neural networks,” IEEE Trans. Microw. Theory Tech., vol. 52, no. 3, pp.1025–1033, Mar. 2004.

[3] Rawat, M., K. Rawat, and F.M. Ghannouchi. “Adaptive Digital Predistortion of Wireless Power Amplifiers/Transmitters Using Dynamic Real-Valued Focused Time-Delay Line Neural Networks.” IEEE transactions on microwave theory and techniques 58.1 (2010): 95–104. Web.

[4] Wang, Dongming et al. “Augmented Real-Valued Time-Delay Neural Network for Compensation of Distortions and Impairments in Wireless Transmitters.” IEEE transaction on neural networks and learning systems 30.1 (2019): 242–254. Web.

[5] B. E. Watkins et al., “Neural network based adaptive predistortion for the linearization of nonlinear RF amplifiers,” Military Commun. Conf. 1995, pp. 145-149, San Diego, USA, November 1995.

[6] Hagan, M.T., and M.B. Menhaj. “Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm.” IEEE transactions on neural networks 5.6 (1994): 989–993. Web.

[7] S. Haykin, Neural Networks: A Comprehensive Foundation. UpperSaddle River, NJ: Prentice-Hall, 1999.

[8] Hongyo, Reina, Yoshimasa Egashira, and Keiichi Yamaguchi. “Deep Neural Network Based Predistorter with ReLU Activation for Doherty Power Amplifiers.” 2018 Asia-Pacific Microwave Conference (APMC). IEICE, 2018. 959–961. Web.

[9] M. S. O. Alink, E. A. M. Klumperink, M. C. M. Soer, A. B. J. Kokkeler, G. J. M. Smit, and B. Nauta, “A CMOS-compatible spectrum analyzer for cognitive radio exploiting crosscorrelation to improve linearity and noise performance,” IEEE Trans. Circuits Syst. I, Reg. Papers, vol. 59, no. 3, pp. 479–492, Mar. 2012.

[10] Lu Lu,Yeonjong Shin,Yanhui Su George E. Karniadakis.(2019).Dying ReLU and Initialization: Theory and Numerical Examples..CoRR

[11] Djork-Arné Clevert,Thomas Unterthiner Sepp Hochreiter.(2015).Fast and Accurate Deep Network Learning by Exponential Linear Units (ELUs)..CoRR