

新的射频功放预失真线性化方法

詹 鹏¹, 秦开宇¹, 蔡顺燕²

(1. 电子科技大学空天科学技术研究院 成都 611731; 2. 西华师范大学物电学院 四川 南充 637002)

[摘要]理论推导证明了预失真器和射频功放两个无记忆的非线性系统的顺序可交换, 针对常用的预失真学习结构的不足, 提出了将直接型和间接型相结合的新预失真学习结构, 该方法简单且易实现, 并将该射频功放预失真线性化方法推广到了有记忆效应的情况。仿真结果表明, 所提出的预失真线性化方法可行, 其线性化性能优于采用直接逆间接学习结构的情况。

关键词 可交换性; 记忆多项式; 非线性; 功率放大器; 预失真

中图分类号 TN919

文献标识码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2011.05.008

New Predistortion Method for RF Power Amplifier Linearization

ZHAN Peng¹, QIN Kai-yu¹, and CAI Shun-yan²

(1. Institute of Astronautics and Aeronautics, University of Electronic Science and Technology of China Chengdu 610054;

2. Institute of Physics and Electronic Information, China West Normal University Nanchong Sichuan 637002)

Abstract This paper proves that the sequence of two memoryless nonlinear systems, predistorter and RF power amplifier, is commutative through theoretical derivation. For the disadvantages of frequently used predistortion structures, this paper proposes a new predistortion structure combining direct learning structure with indirect learning structure, which is simple and easy to implement. The RF power amplifier predistortion linearization method is extended to the situation with memory effect. Simulation results show the correctness of this predistortion linearization method. Its linearization performance is better than that using the direct inverse indirect learning structure.

Key words commutativity; memory polynomial; nonlinearity; power amplifier; predistortion

功率放大器是通信系统中的重要组成部分, 非线性是其固有的特性, 功放的非线性会导致输出信号频谱扩展, 从而对邻信道产生干扰, 增大通信系统误码率。而QAM、OFDM等具有高频谱利用率的新兴调制和传输技术具有非恒定包络、宽频带和高峰平比等特点, 这些特点决定了必须采用高线性度的功放。于是, 人们提出了许多功放线性化方法, 常用的有功率回退、前馈、负反馈、预失真等。预失真的原理是在功率放大器之前加入一个与功放非线性特性相逆的预失真器, 从而使整个系统呈现出线性特性。其中, 数字预失真技术具有稳定、高效、宽带宽与自适应等优势, 能达到中等程度的线性化, 是比较有前途的一种线性化技术^[1]。

为得到预失真器的模型参数, 数字预失真常采用直接型和间接型学习结构。直接学习结构不能直接使用经典的自适应学习算法, 而只能选用神经网络、随机搜索、多方向搜索^[2]等学习算法; 间接学

习结构有两种: 1) 直接逆间接学习结构, 其缺点是求得的预失真器模型参数易受功放系统噪声的影响; 2) 基于模型识别的间接学习结构, 该结构求得的预失真器模型的精度取决于功放模型的精度及其逆模型算法的误差。为了克服常用的预失真结构的缺点, 提高预失真线性化性能, 文献[3-4]根据经典的LMS算法, 推导出一种基于NFxLMS的预失真结构; 文献[5]提出了一种高效预失真结构, 可显著提高预失真的性能。

本文从无记忆功放的非线性变换特性出发, 经理论推导证明: 信号依次通过预失真器和功放系统, 在保持输出结果不变且放大倍数为1的前提下, 预失真器和功放这两个非线性系统的顺序可交换, 该结论证明了直接逆间接学习结构的正确性。针对直接逆间接学习结构和直接学习结构的缺点, 本文提出一种新的预失真方法, 该方法只需要两次简单的LMS自适应算法, 就可获得使预失真线性化性能更

佳的预失真器模型参数。最后, 将该方法推广到有记忆效应的情况。仿真结果表明, 本文提出的预失真学习结构是正确的, 与直接逆间接学习结构相比, 能进一步提高预失真的线性化性能, 且所需的运算量较低, 易于在硬件上实现。

1 预失真学习结构

1.1 直接学习结构

直接学习结构是将预失真器输出经非线性放大后与期望信号比较, 用所得误差去调节预失真器的参数。直接学习结构框图如图1所示。

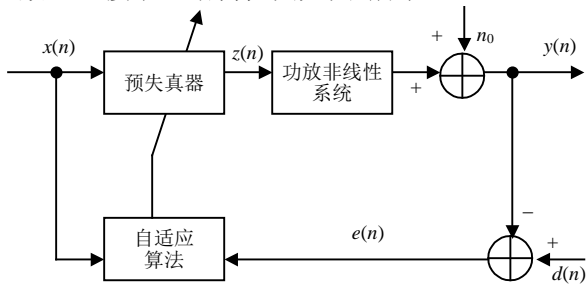


图1 直接学习结构

图中的功放非线性系统是指由D/A转换器、上变频调制器、射频功放、衰减器、正交解调器和A/D转换器所组成的系统, 即把从预失真器输出到反馈回来的通路看作一个整体的非线性系统, 且除射频功放外不考虑其他部分的非线性。通常, 该非线性系统包含一个加性噪声(如放大器的热噪声, 反馈支路的正交解调器、A/D转换器等都会引入噪声), 且该噪声通常与功放输入和输出信号是不相关的。设该噪声 n_0 的均值为0, 方差为 δ^2 , 则经功放输出后的反馈信号为:

$$y(n) = P(z(n)) + n_0(n) = P(UW^T) + n_0(n) \quad (1)$$

式中, $P(\cdot)$ 为功放非线性变换系统函数; 输入向量 U 由输入信号 $x(n)$ 构成; 向量 W 为预失真器模型参数向量。此时的均方误差为:

$$E\{e^2(n)\} = E\{(d(n) - y(n))^2\} = E\{d^2(n)\} - 2E\{d(n)P(UW^T)\} + E\{P^2(UW^T)\} + \delta^2 \quad (2)$$

其中, $E\{\cdot\}$ 表示取期望值。由于直接学习结构在算法的输出端插入了功放, 此时的均方误差不是关于权值向量 W 的二次性能函数, 可能存在局部最优解。若直接用经典的基于梯度的LMS自适应算法, 根据权值向量初始值选取的不同, 会出现算法不收敛或不能收敛到最优解的情况, 即无法保证一定能收敛到全局最优解。如果LMS自适应算法收敛到全局最优解, 则该解将逼近Wiener解:

$$W_0 = R^{-1}P \quad (3)$$

式中, W_0 为理想的预失真器模型参数权值向量; R 为输入向量 U 的自相关矩阵; P 为期望信号与输入信号的互相关向量, 且:

$$R = E\{UU^T\} \quad (4)$$

$$P = E\{d(n)U^T\} \quad (5)$$

由式(2)和式(3)可知, 加性噪声会影响均方误差的值, 但不会影响收敛到全局最优的Wiener解。

由以上分析可知, 采用LMS算法的直接学习结构具有结构简单和抗噪声的特点, 若算法收敛到全局最优解, 则可得到接近理想值的预失真器模型参数, 相应的其预失真效果就会很好。但其缺点是不能保证一定能收敛到全局最优解。所以, 该预失真学习结构常选用随机搜索、启发式算法等来获取全局最优的预失真器参数, 导致算法收敛速度慢或者是计算过于复杂, 阻碍了其在工程实际中的应用。

1.2 间接学习结构

常用的间接型学习结构有直接逆间接学习结构^[6-9]和基于模型识别的间接学习结构^[10]。本文介绍的直接逆间接学习结构, 如图2所示。该结构用功放输出反馈回的信号作为自适应算法的输入, 将输入功放前的信号作为期望信号, 算法收敛后所得的模型为功放的逆模型, 最后将学习到的逆模型参数直接复制到预失真器中。

考虑加性噪声的影响, 此时自适应算法的输入信号包含了加性噪声的 $y(n)$, 而输入向量 U 由 $y(n)$ 组成, 故噪声会影响输入向量 U , 从而影响了输入相关矩阵 R 和互相关向量 P , 所以由式(3)可知, 算法收敛后所逼近的Wiener解会受到加性噪声的影响而偏离理想值。加性噪声 n_0 越强, 用该结构所求得的逆模型参数与理想逆模型参数的偏差就越大, 从而导致预失真的效果变差。

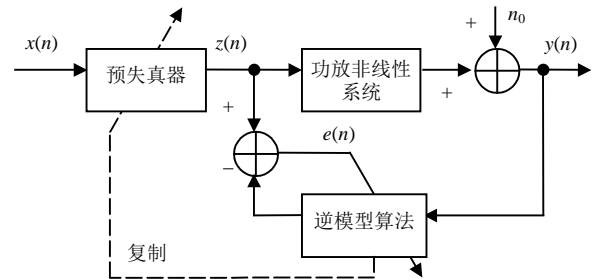


图2 直接逆间接学习结构

由以上分析可知, 直接逆间接学习结构可用经典的自适应学习算法实现, 但缺点是加性噪声会使学习到的逆模型参数偏离最佳值, 从而使预失真的效果变差。此外, 采用该结构需满足可交换性(即预

失真器与功放系统顺序可变换)。

2 预失真器和功放系统可交换性原理

对于无记忆的功放非线性系统,常用AM/AM和AM/PM变换来描述其非线性特性。设预失真器的AM/AM和AM/PM变换函数为 $A_1(r)$ 和 $\Phi_1(r)$,功放的AM/AM和AM/PM变换函数为 $A_2(r)$ 和 $\Phi_2(r)$,它们都是关于信号幅度 r 的函数。若输入信号为 $x=re^{j\theta}$,则信号经预失真器处理后变为:

$$z = A_1(r)e^{j(\theta+\Phi_1(r))} \quad (6)$$

预失真器处理后的信号 z 的幅度为 $A_1(r)$,该信号经过功放系统后,输出为:

$$y_1 = A_2(A_1(r))e^{j(\theta+\Phi_1(r)+\Phi_2(A_1(r)))} \quad (7)$$

同理,若信号先经过功放系统,再经过预失真器,则输出相应地变成:

$$y_2 = A_1(A_2(r))e^{j(\theta+\Phi_2(r)+\Phi_1(A_2(r)))} \quad (8)$$

在信号以不同顺序通过功放和预失真器的两种情况下,为了使输出信号相对于输入信号都保持线性特性(设放大倍数为 k),且两种情况下都得到相同的输出,则要求下面两式同时成立:

$$A_2(A_1(r))e^{j(\theta+\Phi_1(r)+\Phi_2(A_1(r)))} = kre^{j\theta} \quad (9)$$

$$A_1(A_2(r))e^{j(\theta+\Phi_2(r)+\Phi_1(A_2(r)))} = kre^{j\theta} \quad (10)$$

为了使式(9)和式(10)同时成立,从幅度和相位上看,需要满足以下3个等式:

$$A_2(A_1(r)) = A_1(A_2(r)) = kr \quad (11)$$

$$\Phi_1(r) + \Phi_2(A_1(r)) = 0 \quad (12)$$

$$\Phi_2(r) + \Phi_1(A_2(r)) = 0 \quad (13)$$

AM/AM变换函数 $A_1(\cdot)$ 和 $A_2(\cdot)$ 都是关于输入信号幅度的非线性函数,可用关于输入信号幅度的实系数多项式来表示。为使式(11)成立,需要满足 $k=1$ (即放大倍数为1),且要求AM/AM变换函数 $A_1(\cdot)$ 和 $A_2(\cdot)$ 互为逆运算的函数,在直角坐标系中,它们是关于直角坐标系对角线 $y=x$ 对称的函数。在放大倍数为1的前提下,只要功放的AM/AM变换函数 $A_2(\cdot)$ 确定,就一定能找到其对应的逆函数 $A_1(\cdot)$ 使式(11)成立。

AM/PM变换函数 $\Phi_1(\cdot)$ 和 $\Phi_2(\cdot)$ 是关于输入信号幅值的函数,同样可用关于输入信号幅度的实系数多项式来表示。由前面的条件得出 $A_1(\cdot)$ 和 $A_2(\cdot)$ 是互逆的函数,若令 $A_2(r)=u$,则 $A_1(A_2(r))=A_1(u)=r$,故换元后的式(13)变成:

$$\Phi_1(u) + \Phi_2(A_1(u)) = 0 \quad (14)$$

为了使 r 和 u 的取值范围相同,功放的非线性变

换函数 $A_2(\cdot)$ 的最大输出应不超过最大输入(可通过调节衰减器对功放系统幅度变换特性进行归一化调整)。将换元后的式(14)与式(12)比较,发现两式是等效的,所以,在函数 $A_1(\cdot)$ 和 $A_2(\cdot)$ 互为逆的前提下,式(12)和式(13)只需要满足其中之一就可以了。因函数 $A_2(\cdot)$ 和 $\Phi_2(\cdot)$ 是由特定的非线性功放所确定,而预失真器的AM/AM变换函数 $A_1(\cdot)$ 由函数 $A_2(\cdot)$ 确定,所以,根据已知条件及式(12)就能够确定预失真器的AM/PM变换函数 $\Phi_1(\cdot)$ 。

由以上分析可知,包括AM/AM和AM/PM变换的两个非线性系统(预失真器和功放系统),若其中一个系统的非线性特性是确定的,则存在一个对应的非线性逆系统,使两个非线性系统交换次序后其输出结果相等(输出相对与输入都保持线性特性,且放大倍数为1),逆系统的非线性变换特性函数由式(11)和式(12)唯一确定。

以上对于可交换性的证明也间接地证明了直接逆间接学习结构的正确性,即在放大倍数为1的情况下,用后失真的方法求出的功放的逆模型与功放系统是可交换的,当然也就可以直接作为预失真器加在功放之前。

3 一种新的预失真学习结构

上面证明了预失真器和功放系统是可交换的,采用直接逆间接学习结构来获取预失真器的模型参数是可行的。但该结构容易受到功放非线性系统加性噪声的影响,从而使预失真效果变差,而直接学习结构则能克服该弱点,其缺点是采用经典的LMS自适应算法时,无法保证一定能收敛到最优解。如果能将两种结构的优点结合起来(前提是不需要复杂的计算),则可使预失真效果得到进一步的提升。对此,本文提出一种直接学习结构和间接学习结构相结合的方法,在获得较好预失真效果的同时又不至于使计算太复杂。

图3为新的预失真学习结构框图,该结构采用两次LMS自适应算法来获取预失真器的模型参数。首先工作的是自适应算法1(如虚线框中所示),开关S置向1端,自适应算法2不工作,此时的学习结构即是上文介绍的直接逆间接学习结构,虽然该结构获得的逆模型参数与理想值有一定偏差,但还是靠近于最佳模型参数,在加性噪声不至于太大的情况下,获得的预失真器模型参数已跳出了局部最优的范围,考虑到直接学习结构有抗噪声的优点,则可在

直接逆间接学习结构的基础上用直接学习结构对学习到的预失真器模型参数进行修正。于是, 在自适应算法1收敛以后, 就改用直接学习结构(此时开关置向2端, 自适应算法2开始工作), 并用算法1收敛后的权值向量作为算法2权值向量的初始值。

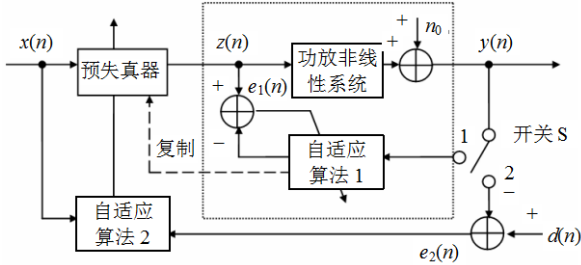


图3 新的预失真学习结构

在直接学习结构中, 由于自适应算法的输出端插入了一个非线性功放系统, 使得均方误差不再是关于权值向量的二次函数, 存在多个局部最优解, 若用梯度类的LMS算法则无法保证一定能收敛到全局最优解, 所以, 在该结构中不能直接使用经典的自适应算法。本文提出的预失真结构的自适应算法2可以直接使用经典的LMS算法, 因为首先采用了直接逆间接学习结构, 得到了与最佳值比较接近的权值向量, 已经跳出了局部最优解(前提是功放非线性系统的加性噪声不至于太大), 此时用基于梯度搜索的LMS算法, 并用已获得的权值向量作为初始值, 就可使预失真器的模型参数更加接近于最佳值, 从而克服加性噪声带来的影响。该方法在结合直接逆间接学习结构和直接学习结构各自优点的同时, 没有使计算的复杂度大幅提高, 只使用了两次经典的LMS自适应学习算法, 就可使预失真效果得到提升。

4 包含记忆效应的预失真

下面将本文提出的新的预失真方法推广到有记忆效应的情况。记忆效应系统常用的非线性模型有Volterra级数模型^[6]、Wiener模型、Hammerstein模型^[7-8]、记忆多项式模型^[9]等。Wiener模型和Hammerstein模型都是由两个子系统构成, 其中, Wiener模型由LTI系统(线性时不变系统)串联一个无记忆非线性系统构成, Hammerstein模型由无记忆非线性系统串联一个LTI系统构成。LTI系统具备可交换性, 且上文已证明了无记忆非线性系统的可交换性。在Wiener系统和Hammerstein系统的无记忆非线性系统和LTI系统都互为逆的情况下, Wiener系统和Hammerstein系统的顺序可交换, 所以本文所提出的预失真方法在

含有记忆效应的情况下同样适用。可用Hammerstein模型作为预失真器模型, Wiener模型作为功放的失真模型。

Hammerstein模型的无记忆非线性部分可以用复系数多项式表示:

$$y(n) = \sum_{k=1}^N a_k |x(n)|^{k-1} x(n) \tag{15}$$

式中, a_k 为多项式复系数; N 为多项式的最高阶次; $x(n)$ 和 $y(n)$ 分别为输入和输出信号。Hammerstein模型的LTI部分可用FIR滤波器表示:

$$z(n) = \sum_{q=0}^{M-1} b_q y(n-q) \tag{16}$$

式中, b_q 为FIR滤波器系数; $y(n)$ 和 $z(n)$ 分别表示滤波器输入和输出信号。将式(15)代入式(16), 得到Hammerstein模型的简化关系式:

$$z(n) = \sum_{q=0}^{M-1} \sum_{k=1}^N a_k b_q |x(n-q)|^{k-1} x(n-q) = \sum_{q=0}^{M-1} \sum_{k=1}^N c_{kq} |x(n-q)|^{k-1} x(n-q) \tag{17}$$

式中, $c_{kq} = a_k b_q$ 。经化简后的Hammerstein模型成了记忆多项式的形式, 就可把对参数 a_k 和 b_q 的识别转化为对参数 c_{kq} 的识别, 所以可将Hammerstein模型用记忆多项式模型代替, 从而降低模型参数获取的复杂性。

由以上分析可知, 在包含记忆效应的预失真线性化系统中, 预失真器和功放系统同样是可交换的, 同样可采用本文提出的学习结构来获取预失真器的模型参数, 且用记忆多项式模型作为预失真器的模型, 从而可以避免Hammerstein模型中的两个子系统参数识别所带来的复杂的计算, 降低在工程实际应用中的难度。

5 仿真结果及其分析

5.1 无记忆预失真

为验证本文提出的预失真方法的正确性, 在Matlab中对预失真效果进行仿真。当不考虑记忆效应时, 采用Saleh模型作为功放失真模型, 采用复系数多项式作为预失真器模型(见式(15)), 预失真自适应算法采用LMS算法, 用16QAM调制的OFDM信号作为测试信号。分别采用直接逆间接学习结构和本文提出的结构获取预失真器的模型参数, 当算法收敛后, 得到的预失真器的非线性特性曲线如图4所示。其中, 理想的幅度和相位逆特性函数由式(11)和式(12)得出。从图4中可以看出, 采用本文提出的

结构得到的预失真器的特性与理想的功放逆特性比较接近, 而采用直接逆间接学习结构时的相对误差较大。

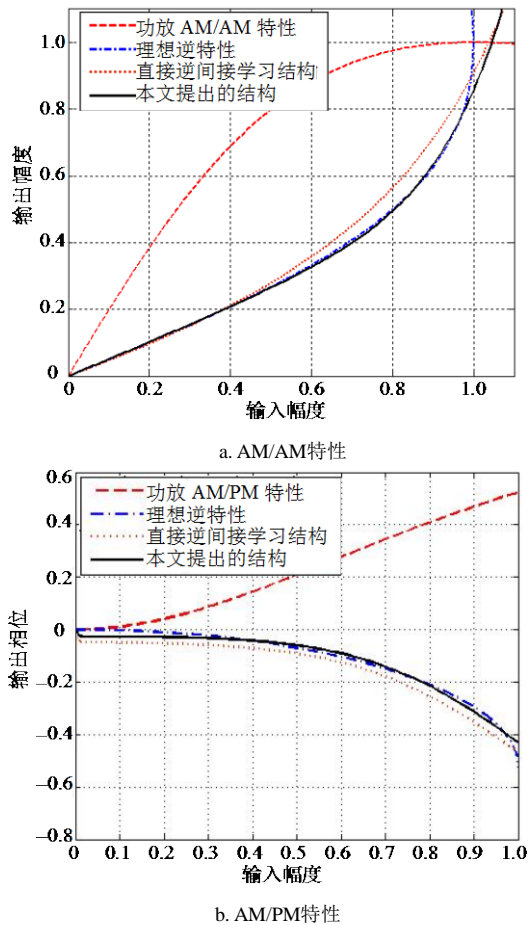


图4 功放、预失真器的非线性特性

为验证本文提出的预失真结构的抗噪声性能, 在加上不同强度加性噪声的情况下, 对加上预失真后功放输出信号的邻信道功率比进行仿真, 仿真结果如图5所示。随着噪声强度的增大, 采用直接逆间接学习结构时的邻信道功率比急剧上升, 带外失真增大, 说明采用直接逆间接学习结构时, 功放系统的加性噪声对获取的预失真器的模型参数影响比较大, 而采用本文所提出的预失真结构则受噪声影响比较小, 当加性噪声增大时, 邻信道功率比变化不大, 依然表现出很好的带外失真抑制性能。

当存在加性噪声时, 加入预失真前后的星座图如图6所示。从图中可以看出, 未加预失真时的星座图变得模糊并产生了偏转, 加上预失真后星座图变得清晰了。采用直接逆间接学习结构时, 由于加性噪声的影响, 预失真的补偿效果是有限的, 采用本文提出的预失真时的星座图相对要清晰些, 其预失真效果更好。

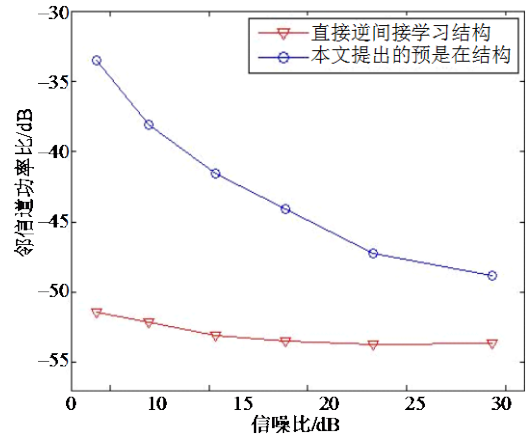


图5 邻信道功率比仿真

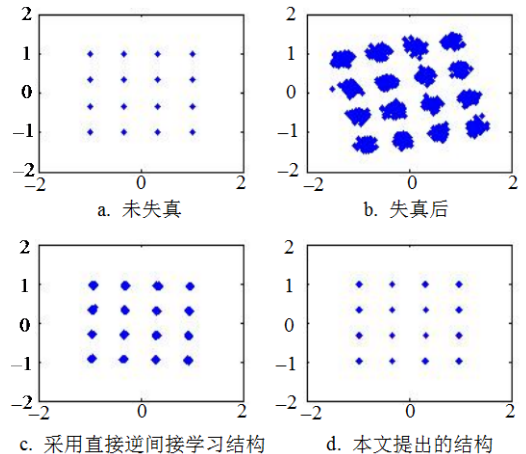


图6 星座图仿真

5.2 含记忆效应的预失真

当存在记忆效应时, 用记忆多项式模型作为预失真器模型, 用Wiener模型作为带记忆的功放失真模型。Wiener失真模型的LTI部分采用FIR滤波器, 其传递函数为:

$$h(z) = 0.7692 + 0.1538z^{-1} + 0.0769z^{-2} \quad (18)$$

Wiener失真模型的无记忆非线性部分采用Saleh模型, OFDM信号作为测试信号, 当功放非线性系统存在加性噪声时, 加入预失真前后的输出信号的功率谱密度如图7所示。图中曲线a和d分别是未加预失真和未失真时的功率谱密度, 曲线b和c分别是采用直接逆间接学习结构和本文提出结构时的功率谱密度。从仿真结果可以看出, 在功放非线性系统存在加性噪声的情况下, 加上预失真后能抑制带外频谱的扩展, 且与采用直接逆间接学习结构相比, 本文提出的预失真结构的效果更好, 其抗噪声能力强。

为验证本文所提出的预失真方法在包含记忆效应情况下的可靠性, 对加上预失真前后系统的误比特率(BER)进行了仿真。误比特率曲线如图8所示。从图中可以看到, 加上预失真后误比特率明显降低,

且采用本文提出的预失真结构的误比特率低于采用直接逆间接学习结构的情况。

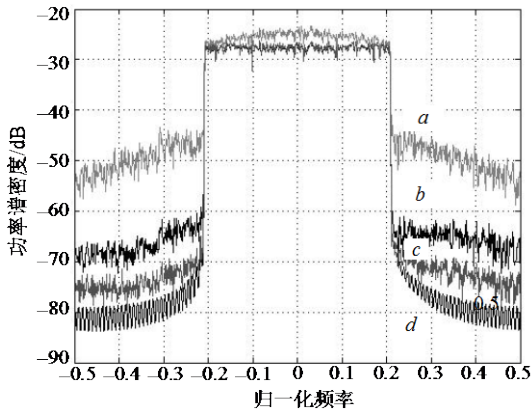


图7 加入预失真前后的功率谱

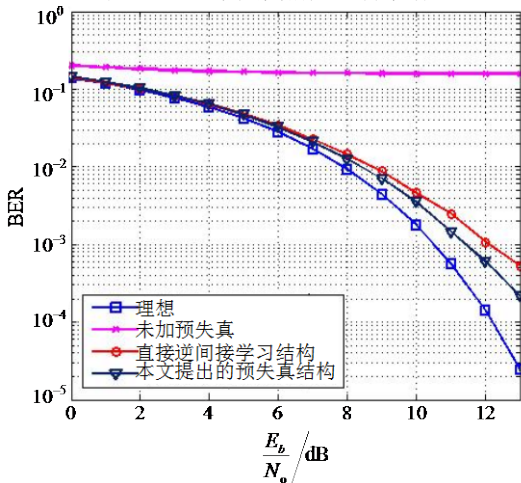


图8 误比特率(BER)仿真图

6 结论

本文从AM/AM和AM/PM非线性变换出发, 经理论推导证明: 在放大倍数为1的条件下, 将信号以不同顺序通过预失真器和功放系统, 能得到相同的线性输出结果, 即预失真器和功放系统两个非线性系统的顺序可交换, 解释了采用直接逆间接学习结构能够达到预失真效果的原因。提出一种将直接学习结构和直接逆间接学习结构相结合的预失真学习结构, 使预失真的非线性补偿效果得到提升。最后, 将该预失真结构推广到包含记忆效应的情况, 并采用记忆多项式模型代替Hammerstein模型, 简化了模型参数识别的复杂性。仿真结果表明, 本文提出的预失真方法是正确的, 与直接逆间接学习结构相比, 该方法拥有直接学习结构的特点, 能克服加性噪声的影响, 提高预失真的补偿效果, 同时其算法也不复杂, 在工程实际中易实现。

参 考 文 献

[1] QIU J X, ABE D K, ANTONSEN T M, et al. Linearizability of TWTAs using predistortion techniques[J]. IEEE Transactions on Electron Devices, 2005, 52: 718-727

[2] FENG Yong-sheng, JIA Chun-Ling, LIU Yuan-an. An adaptive optimization algorithm applicable for predistortion RF power Amplifier[C]//2006 International Conference. Guilin, China: [s.n.], 2006.

[3] ZHOU D Y, DEBRUNER V E. Novel adaptive nonlinear predistorters based on the direct learning algorithm[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(1): 120-133.

[4] LI G, EMAD A E, GERNOT K. A simplified predistorter for distortion compensation of parallel wiener-type systems based on direct learning architecture[C]//2009 IEEE 13th Digital Signal Processing Workshop and 5th IEEE Signal Processing Education Workshop. Marco Island, FL, United States: IEEE, 2009.

[5] 钱业青. 一种高效的用于RF功率放大器线性化的自适应预失真结构[J]. 通信学报, 2006, 27(5): 35-40.

QIAN Ye-qing, High-efficient adaptive predistortion structure for RF power amplifier linearization[J]. Journal on Communications, 2006, 27(5): 35-40.

[6] EMAD A E, LI G, GERNOT K. Distortion compensation of nonlinear systems based on indirect learning architecture[C]//2008 3rd International Symposium on Communications, Control, and Signal Processing. St Julians, Malta: [s.n.], 2008.

[7] 曹新容, 黄联芬, 赵毅峰. 一种基于Hammerstein模型的数字预失真算法[J]. 厦门大学学报(自然科学版), 2009, 48(1): 1031-1034.

CAO Xin-rong, HUANG Lian-fen, ZHAO Yi-feng. An effective algorithm based on hammerstein digital predistortion model[J]. Journal of Xiamen University (Natural Science), 2009, 48(1): 1031-1034.

[8] EMAD A E, LI, G. Adaptive predistortion of hammerstein systems based on indirect learning architecture and prediction error method[C]//ICSES 2008 International Conference on Signals and Electronic Systems, Proceedings. [S.l.]: [s.n.], 2008.

[9] DING L, MA Z X, MORGAN D R, et al. A least-squares newton method for digital predistortion of wideband signals[J]. IEEE Transactions on Commuicaions, 2006, 54(5): 833-840.

[10] MONTORO G, GILABERT P L, BERTRAN E, et al. A new digital predictive predistorter for behavioral power amplifier linearization[J]. IEEE Microwave and Wireless Components Letters, 2007, 17(6): 448-450.

编辑 税红