

一种新的用于 Hammerstein 预失真器的自适应结构

侣秀杰* 金明录

(大连理工大学电子信息与电气工程学部 大连 116024)

摘要: 针对目前的自适应预失真结构不利于高效的最小二乘算法直接对 Hammerstein 预失真器参数进行更新的问题, 该文提出了一种新的自适应预失真结构。应用该结构可以得到 Hammerstein 预失真器中两个子系统的误差, 因此可使用高效的最小二乘算法直接对 Hammerstein 预失真器进行自适应更新, 避免了结构误差以及子系统误差对预失真器性能的影响。仿真结果表明: 该文提出的自适应结构可使 Hammerstein 预失真器快速高效地补偿带记忆效应功率放大器的非线性失真。

关键词: 预失真结构; Hammerstein 预失真器; 多项式; FIR 滤波器

中图分类号: TN919; TN722

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2011)06-1345-05

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2010.01189

A Novel Adaptive Structure for Hammerstein Predistorter

Si Xiu-jie Jin Ming-lu

(Faculty of Electronic Information and Electrical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: Present adaptive predistortion structures make against the utilization of efficient least-square algorithms in the parameters update of Hammerstein predistorter. In order to solve the problem, a novel adaptive structure is proposed. Using the structure, errors of the two subsystems of a Hammerstein predistorter can be obtained, so efficient least-square algorithm can be used in the parameters update of a Hammerstein predistorter directly. By this means, the effect on the performance of predistorter induced by the structure error and the imprecision of subsystem errors become evitable. It is confirmed by computer simulation that Hammerstein predistorter could more efficiently compensate the nonlinear distortion of power amplifier with memory effects by the proposed adaptive predistortion structure.

Key words: Predistortion structure; Hammerstein predistorter; Polynomial; FIR filter

1 引言

现代通信技术中的宽带信号具有非恒包络、高峰均比的特性。当这些非恒包络的信号通过射频功率放大器(Power Amplifier, PA)时, 不仅加重了非线性失真程度, 而且使得 PA 的记忆效应不能再被忽视。PA 的记忆效应给系统引入了更严重的带内和带外的失真, 增加了系统误码率和相邻信道间干扰^[1,2]。预失真技术通过在 PA 前级联一个与 PA 特性相反的预失真器(Predistorter, 简记为 PD)达到线性化目的。传统的无记忆 PD 不能很好地补偿带记忆效应 PA 的非线性, 因此对有记忆预失真器的研究成为这一领域的研究热点。

为了补偿带记忆效应的 PA 的非线性失真, PD 多采用记忆多项式模型^[3-5]和 Hammerstein 模型^[6-10]。记忆多项式模型是由 Volterra 级数模型简

化而来, 它只保留 Volterra 级数核函数对角线部分, 该模型的主要缺点在于对 PD 记忆效应的描述不充分, 且保留了 Volterra 级数模型只在有限系统输入幅度范围内收敛的问题^[11]。基于 Hammerstein 模型的预失真器是由非线性系统级联线性系统而成, 能够较准确地描述 PA 的逆特性, 即能够较好地补偿带记忆效应功率放大器的非线性失真。但是, 基于 Hammerstein 模型的预失真器的自适应更新一直是研究的难点。

目前, 自适应预失真结构主要有以下两种:

(1)直接学习结构^[5,6]。应用直接学习结构可以直接更新 PD, 较高效地实现对 PA 的线性化。但是, 直接学习结构需要辨识 PA, 当预失真器采用 Hammerstein 模型时, 多采用 Wiener 模型作为 PA 模型, Wiener PA 的辨识较 Hammerstein 预失真器的辨识还要困难, 算法复杂度高, 且需要在线处理; 另外, 直接学习结构并不利于高效的最小二乘算法(如 LMS 类和 RLS 类算法)对 Hammerstein 预失真

2010-11-04 收到, 2011-03-18 改回

国家自然科学基金(60871046)资助课题

*通信作者: 侣秀杰 sixiujie98@126.com

器进行更新。

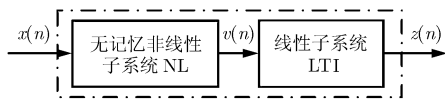
(2)间接学习结构^[9,10]。间接学习结构不需要辨识 PA, 对参数的自适应调整可离线完成, 且计算复杂度低等优点; 其不足在于系统对初值敏感, 对某些记忆预失真器适用性不高, 如 Hammerstein 预失真器, 因为非线性系统的滤波运算具有不可交换的特性。

针对以上两种预失真结构存在的问题并根据 Hammerstein 模型的特性, 本文提出了一种新的预失真结构, 该结构使 Hammerstein 预失真器在整个自适应过程中可直接应用高效的最小二乘算法, 快速高效地实现了对带记忆效应 PA 的线性化。

2 Hammerstein 模型与预失真结构

2.1 Hammerstein 模型

Hammerstein 模型的结构如图 1 所示, 它是一个两箱结构, 由无记忆非线性(NL)子系统级联线性子系统组成, 其中线性子系统一般指线性时不变(LTI)系统, 且为因果系统。



Hammerstein 模型的数学表达为

$$z(n) = f(l)g[x(n)] = \sum_{l=0}^{\infty} h(l)g(x(n-l)) \quad (1)$$

其中 $x(n)$, $z(n)$ 分别表示系统在时刻 n 的输入和输出, f 表示线性系统的传输函数, h 为线性系统的冲激响应, g 是非线性函数。

当预失真器采用 Hammerstein 模型时, 其非线性子系统和线性子系统分别用于补偿 PA 的非线性和记忆效应引起的失真, 即 Hammerstein 预失真器的两个子系统分别具有与 PA 的非线性和记忆效应相反的特性。

2.2 直接学习结构

直接学习结构首先需要自适应辨识 PA 模型的参数, 预失真器根据其输入 $x(n)$ 与误差信号 $e(n)$ 直接更新其参数, 如图 2 所示。当预失真器采用 Hammerstein 模型应用直接学习结构时, 因为 Wiener 模型具有与 Hammerstein 模型相对称的结构, 一般采用 Wiener 模型对 PA 进行辨识。

Wiener 模型由线性子系统级联非线性子系统而成, 公式表示为

$$y(n) = g[f(l)z(n)] = g\left[\sum_{l=1}^{\infty} h(l)z(n-l)\right] \quad (2)$$

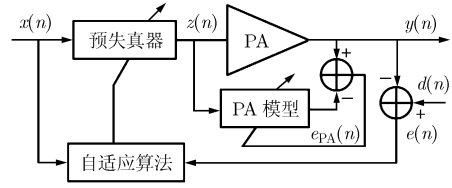


图 2 直接学习结构

由式(1)和式(2)可以看出 Wiener 模型的辨识较 Hammerstein 模型更加困难。

另外, 直接学习结构不能或不能直接使用高效最小二乘算法自适应调整预失真器的权系数。这是因为 LMS 类和 RLS 类算法中用于求梯度的误差“ $e(n)$ ”都是相对于待辨识模型的输出, 而预失真结构中的误差“ $e(n)$ ”则是对应于待辨识模型的输出再经过 PA 后的输出, 造成梯度求解困难的问题^[12]。虽然有研究人员提出新的预失真结构解决问题, 如文献[12], 但这些结构一般只适用于一箱结构的预失真器, 如基于记忆多项式或神经网络等模型的预失真器有效; 由于 Hammerstein 模型的两箱结构使改进的结构也无法获取各子系统的期望信号, 因此仍不能直接使用高效的最小二乘算法实现 Hammerstein 预失真器的自适应更新。

2.3 间接学习结构

间接学习结构是在 PA 后级联一个“后失真器”, 通过其输入 $y(n)$ 和误差 $e(n)$ 自适应调整“后失真器”的参数, 使其与 PA 具有相反的特性, 最后将求解得到的参数复制给预失真器, 如图 3 所示。与直接学习结构相比, 间接学习结构具有不需要辨识 PA, 对参数的自适应调整可离线完成, 且计算复杂度低等优点。目前, Hammerstein 预失真器多采用间接学习结构对其参数进行更新。

但是, 在 Hammerstein 预失真器应用间接学习结构时仍然存在如下的问题: Hammerstein 模型中的线性子系统一般由 FIR 滤波器, IIR 滤波器或基于它们的组合滤波器实现, 但是非线性系统的滤波运算具有不可交换性。也就是说, 虽然 K 和 \hat{K} 都是 PA 功能函数 P 的逆函数, 假设 $u(n)$ 是 PD 级联 PA 和 PA 级联“后失真器”的输入, 那么有 $P(K(u(n)))$

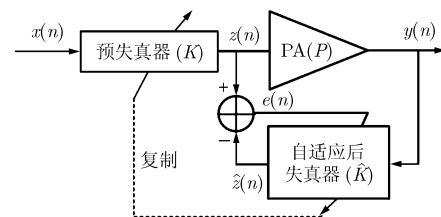


图 3 间接学习结构

$= \widehat{K}(P(u(n))) = \beta \cdot u(n)$ ，其中 β 是 PA 理想放大倍数，但是 $K(\cdot) \neq \widehat{K}(\cdot)$ 。因此，Hammerstein 预失真器采用间接学习结构必然会为其参数的自适应更新引入结构误差。

3 新的预失真结构

针对直接学习结构和间接学习结构存在的问题，本文提出一种新的预失真结构。应用该结构能够得到 Hammerstein 预失真器两个子系统的误差，使得 Hammerstein 预失真器能够应用高效的最小二乘算法直接对其参数进行更新，提高了系统的效能。

本文提出的改进的预失真结构如图 4 所示。应用该结构更新预失真器，首先需要精确辨识“后失真器”，然后再根据得到的误差 e_f 和 e_g 分别对预失真器中的 LTI 子系统和 NL 子系统的参数进行更新。

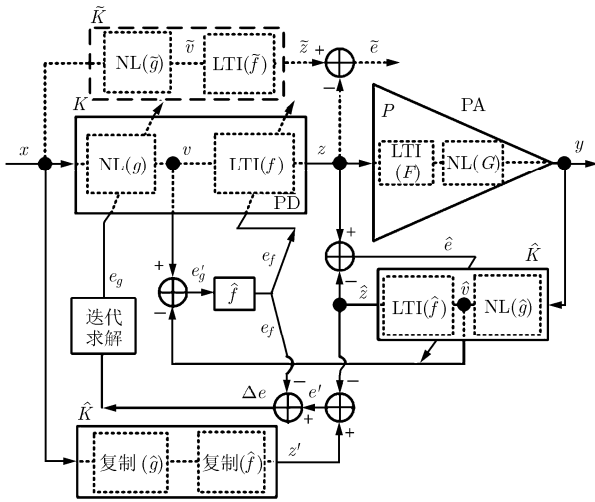


图4 新的预失真结构

假设 Hammerstein 预失真器函数 K 的 LTI 子系统和 NL 子系统分别由函数 f 和 g 表示，而其理想函数为 \widehat{K} ，其中 NL 子系统和 LTI 子系统的理想函数分别为 \tilde{g} 和 \tilde{f} 。因此预失真器整体的理想误差以及各子系统的理想误差分别为 \tilde{e} ， \tilde{e}_g 和 \tilde{e}_f 。

$$\begin{aligned} \tilde{e}(n) &= \widehat{K}(x(n)) - K(x(n)) = \tilde{f}(\tilde{g}(x(n))) \\ &\quad - f(g(x(n))) = \tilde{f}(\tilde{v}(n)) - f(v(n)) \end{aligned} \quad (3)$$

$$\tilde{e}_g(n) = \tilde{g}(x(n)) - g(x(n)) = \tilde{v}(n) - v(n) \quad (4)$$

$$\tilde{e}_f(n) = \tilde{f}(v(n)) - f(v(n)) \quad (5)$$

由式(4)知 $\tilde{v}(n) = v(n) + \tilde{e}_g(n)$ ，将其代入式(3)，根据线性系统的性质和式(5)得到

$$\tilde{e}(n) = \tilde{e}_f(n) + \tilde{f}(\tilde{e}_g(n)) \quad (6)$$

假设 PA 的函数 P 可以由理想的 Wiener 模型精确描述，其 LTI 子系统和 NL 子系统分别由函数 F 和 G 表示，并假设“后失真器”函数 \widehat{K} 的 LTI 子系统

和 NL 子系统分别由函数 \hat{f} 和 \hat{g} 表示，并将其复制到 PA 前面相应的模块，如图 4 所示，可知

$$e'_g(n) = v(n) - \hat{v}(n) = v(n) - \hat{g}(G(F(\hat{f}(v(n)))))) \quad (7)$$

在精确辨识“后失真器” \widehat{K} 的基础上， \widehat{K} 是 P 很好的估计，有

$$\widehat{K}(P(u)) = u, \quad \hat{g}(G(u)) = u, \quad \hat{f}(F(u)) = u \quad (8)$$

其中，假设 u 为系统输入。

由式(5)知 $f(v(n)) = \tilde{f}(v(n)) - \tilde{e}_f(n)$ 。因此，式(7)可以写为

$$e'_g(n) = v(n) - F(\tilde{f}(v(n)) - \tilde{e}_f(n)) \quad (9)$$

因为 \tilde{f} 是 F 理想的逆，有 $F(\tilde{f}(u)) = u$ ，并根据线性系统的可叠加性，由式(9)可进一步得到

$$e'_g(n) = F(\tilde{e}_f(n)) \quad (10)$$

由图 4 知

$$e_f(n) = \hat{f}(e'_g(n)) \quad (11)$$

将式(10)代入式(11)，并根据式(8)可以推得

$$e_f(n) = \tilde{e}_f(n) \quad (12)$$

文献[12]已经证明，在精确辨识 \widehat{K} 的基础上，可以由 e' 代替理想的误差 \tilde{e} ，即有

$$e'(n) = \widehat{K}(x(n)) - \widehat{K}(P(K(x(n)))) = \tilde{e}(n) \quad (13)$$

将式(12)和式(13)代入式(6)并整理得

$$\tilde{f}(\tilde{e}_g(n)) = e'(n) - e_f(n) \quad (14)$$

利用得到 e_f 对 LTI 子系统的参数进行更新，当算法收敛时 f 是 F 很好的逆，即 $F(f(u)) = \beta \cdot u$ 。因为 $F(\tilde{f}(u)) = \beta \cdot u$ ，所以 $\tilde{f} = f$ 。设 $\Delta e(n) = e'(n) - e_f(n)$ ，因此式(14)可以写为

$$f(\tilde{e}_g(n)) = \Delta e(n) \quad (15)$$

假设线性系统的记忆深度为 L ，其参数向量为

$\mathbf{h} = [h_0 \ h_1 \ \dots \ h_L]^T$ ，则式(15)写为矩阵形式为

$$\begin{bmatrix} \tilde{e}_g(1) & 0 & \dots & 0 \\ \tilde{e}_g(2) & \tilde{e}_g(1) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{e}_g(N) & \tilde{e}_g(N-1) & \dots & \tilde{e}_g(N-L) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_0 \\ h_1 \\ \vdots \\ h_L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta e(1) \\ \Delta e(2) \\ \vdots \\ \Delta e(N) \end{bmatrix} \quad (16)$$

由线性迭代可以求解得到 $\tilde{e}_g(n)$ ，即图 4 中 $e_g(n) = \tilde{e}_g(n)$ 。

因此，应用本文提出的预失真结构可以得到 Hammerstein 预失真器两个子系统的误差 e_f 和 e_g ，它们可以替代相应的理想误差 \tilde{e}_f 和 \tilde{e}_g ，使得高效的最小二乘法可以直接用于 Hammerstein 预失真器参数的自适应更新，本文以 LMS 算法为例。

Hammerstein 预失真器应用本文提出的预失真结构进行更新的主要步骤如下：

(1)对训练序列进行离线处理，首先辨识“后失真器”

真器”的参数，并将其复制给 PA 前面相应的模块。

(2)利用 e_f 最小仅对 Hammerstein 预失真器中线性子系统的参数进行自适应更新直到收敛。令代价函数 $J_{LTI} = |e_f(n)|^2$ 最小，LTI 子系统参数向量 \mathbf{h} 的更新公式^[6]如下：

$$\mathbf{h}^{(k+1)} = \mathbf{h}^{(k)} + 2\delta e_f^*(n)\mathbf{v}(n) \quad (17)$$

其中 k 表示迭代次数， $\mathbf{v}(n) = [v(n) \ v(n-1) \ \dots \ v(n-L)]^T$ ， δ 是自适应步长，上标“*”表示共轭运算。

(3)利用 e_g 最小对 Hammerstein 预失真器中 NL 子系统的参数向量 \mathbf{c} 进行自适应更新，同时更新 LTI 子系统参数。令代价函数 $J_{NL} = |e_g(n)|^2$ 最小，NL 子系统参数向量 \mathbf{c} 的更新公式如下：

$$\mathbf{c}^{(k+1)} = \mathbf{c}^{(k)} + 2\lambda e_g^*(n)\mathbf{x}(n) \quad (18)$$

其中 $\mathbf{c} = [c(1)\dots c(Q)]^T$ ， $\mathbf{x}(n) = [x(n)\dots x^Q(n)]^T$ ， λ 是自适应步长。

4 仿真分析

为验证本文所提出的预失真结构的可行性和有效性，下面对 PA 进行自适应预失真仿真。

PA 采用 Wiener 模型，LTI 部分由三阶 FIR 来描述，系数分别为 $\mathbf{a} = [0.7692 \ 0.1538 \ 0.0769]$ ；NL 部分由仅含奇次幂的五阶多项式描述，系数分别为 $\mathbf{b} = [14.9740 + j0.0519 \ -23.0954 + j4.9680 \ 21.3936 + j0.4305]$ 。

系统输入采用 16QAM 调制信号，并通过升余弦滚降滤波器进行波形成形，其参数分别为：滚降系数为 0.5，延迟为 3，升采样率为 8。对成形后的信号进行归一化处理，使得输出采样值的最大包络值为 1，并进行峰值回退 PBO 处理，PBO 值为 0.98。

仿真实验中，Hammerstein 预失真器中 NL 子系统和 LTI 子系统分别由仅含奇次幂的多项式和 FIR 滤波器实现，其中 $Q = 3$ ， $L = 15$ ；参数的初值为训练序列(100个采样点)辨识“后失真器”得到的参数值；自适应更新步长分别为 $\delta(17) = 0.2$ 和 $\lambda(18) = 0.1$ 。

图5所示为采用以下3种自适应结构的 MSE 系

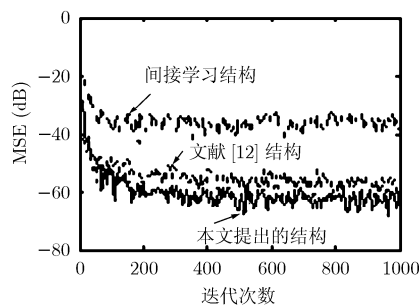


图5 系统的学习曲线

统学习曲线：间接学习结构、文献[12]提出的结构和本文提出的自适应结构。需要说明的是：(1)3种学习结构皆需要较精确地辨识“后失真器”，可以采用文献 [9,10,13]等提出的算法。本文在仿真中，采用的是经典的最优两步辨识算法^[13]，该算法第1步将 PA 的输入与输出作为“后失真器”的输出与输入，求其两个子系统参数 \mathbf{h}' ， \mathbf{c}' 乘积矩阵 \mathbf{D} 的最小二乘解，第2步根据奇异值分解(SVD)求得两个子系统的参数值；(2)应用文献[12]提出的自适应结构更新 Hammerstein 预失真器时，其两个子系统皆采用 e' 作为其误差；(3)为了更清晰地显示3条曲线的区别，图中的 MSE 曲线作了平滑处理。

由图 5 可以看到，在更新初始阶段，应用本文提出的自适应结构的算法较文献[12]算法的 MSE 要高，这是因为本文首先利用 e_f 仅对 Hammerstein 预失真器中线性子系统的参数进行更新的原因；当算法收敛后，应用本文提出的结构对 Hammerstein 预失真器进行自适应更新，其 MSE 达到-63 dB 左右，较传统采用间接学习结构的系统，约降低 28 dB；与文献[12]提出的结构相比，也有约 7.8 dB 的降低，能更好地满足系统的要求。

下面给出本文算法收敛(1000 次迭代)时，预失真器的参数值： $\mathbf{h} = [-0.6806+0.0634i \ 0.5244 -0.0671i \ -0.1105-0.0927i \ -0.1527+0.1798i \ 0.0165 -0.1434i \ 0.0551+0.1121i \ -0.0384-0.0760i \ 0.0308 +0.0622i \ -0.0210-0.0482i \ 0.0352+0.0322i \ -0.0375 -0.0325i \ 0.0581+0.0086i \ -0.0451-0.0128i \ 0.0671 +0.0244i \ -0.1318+0.0025i \ 0.0721-0.0087i]^T$ ， $\mathbf{c} = [-0.3011+0.0000i \ 0.0017-0.0013i]^T$ 。

由于本文算法中为预失真器提供了较好的初值，因此算法的收敛速度较快。如果预失真器未能得到较好的初值，将会影响算法的收敛速度。在相同“后失真器”辨识精度的条件下，分别以 10，100 和 1000 个采样点得到的参数值作为预失真器的初值，其系统 MSE 曲线如图 6 所示。可以看到，预失真器初值越好算法收敛速度越快；反之，则越慢。

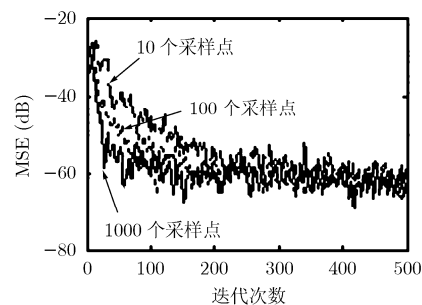


图6 不同初值的学习

图 7 分别为 PA 输出信号的星座图和带 Hammerstein 预失真器 PA 系统(简记为 H-PD+PA) 输出信号的星座图。由图可以看出：应用本文提出的预失真结构，Hammerstein 预失真器能够有效地克服由 PA 非线性及记忆效应引起的信号星座图的偏转和扩散。

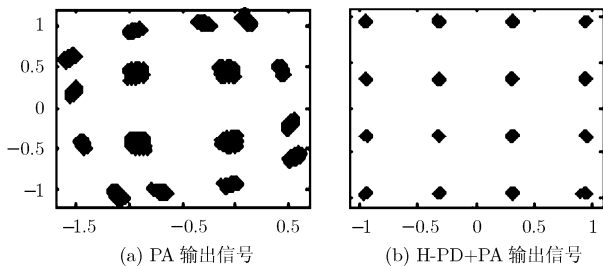


图 7 星座图

图 8 为以下信号的功率谱密度(PSD)曲线：(1) 输入信号，即理想输出信号；(2) 仅经过 PA 的输出信号；(3) 应用本文提出的预失真结构的 H-PD+PA 输出信号。由图可以看出：应用本文提出的预失真结构，Hammerstein 预失真器能够更有效的抑制 PA 引起的带外失真。

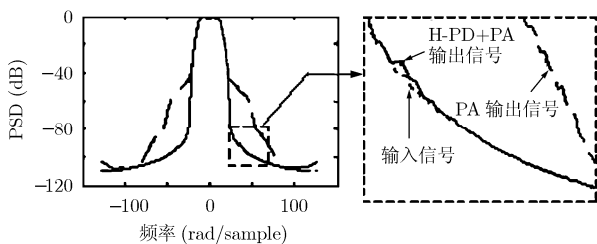


图 8 预失真前后的 PSD

通过仿真实验及结果可以证明，应用本文提出的预失真结构，Hammerstein 预失真器能够更高效地补偿带记忆效应 PA 非线性所引起的带内和带外的失真。

5 结论

为了解决目前自适应预失真结构皆不利用高效的最小二乘算法直接应用的问题，本文设计了一种新的自适应预失真结构，该结构不需要对 PA 进行辨识，但仍需要辨识“后失真器”。本文提出的预失真结构在精确辨识“后失真器”的基础上，可以获取到 Hammerstein 预失真器两个子系统相对待辨识系统的误差，因此使高效的最小二乘算法能够在 Hammerstein 预失真器参数更新中直接应用。仿真结果验证了应用本文提出的自适应结构使 Hammerstein 预失真器可以快速高效地补偿带记忆效应功率放大器的非线性失真。

参考文献

- [1] Wang Hua-dong, Bao Jing-fu, and Wu Zheng-du. Comparison of the behavioral modelings for RF power amplifier with memory effects [J]. *IEEE Microwave and Wireless Components Letters*, 2009, 19(3): 179-181.
- [2] Hammi O and Ghannouchi F M. Twin nonlinear two-box models for power amplifiers and transmitters exhibiting memory effects with application to digital predistortion [J]. *IEEE Microwave and Wireless Components Letters*, 2009, 19(8): 530-532.
- [3] Hammi O, Ghannouchi F M, and Vassilakis B. A compact envelope-memory polynomial for RF transmitters modeling with application to baseband and RF-digital predistortion [J]. *IEEE Microwave and Wireless Components Letter*, 2008, 18(5): 359-361.
- [4] Ermolova N Y and Tirkkonen O. Theoretical characterization of memory polynomial models with Gaussian inputs [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2009, 16(8): 651-654.
- [5] Choi Sungho, Jeong Eui-rim, and Lee Y H. Adaptive predistortion with direct learning based on piecewise linear approximation of amplifier nonlinearity [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2009, 3(3): 397-404.
- [6] Zhou Da-yong and DeBrunner V E. Novel adaptive nonlinear predistorters based on the direct learning algorithm [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(1): 120-133.
- [7] Mkdem F and Boumaiza S. Extended Hammerstein behavioral model using artificial neural networks [J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2009, 57(4): 745-751.
- [8] Zhai Jian-feng, Zhou Jian-yi, and Zhang Lei, et al. Dynamic behavioral modeling of power amplifiers using ANFIS-based Hammerstein [J]. *IEEE Microwave and Wireless Components Letters*, 2008, 18(10): 704-706.
- [9] 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): 47-50.
- [10] Cao Xin-rong, Huang Lian-fen, and Zhao Yi-feng. An effective algorithm based on Hammerstein digital prediction model [J]. *Journal of Xiamen University (Natural Science)*, 2009, 48(1): 47-50.
- [11] Shoaib M, Werner S, and Antonio J. Multichannel fast QR-decomposition algorithms: weight extraction method and its applications [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(1): 175-188.
- [12] Schetzen M. *The Volterra and Wiener Theories of Nonlinear System* [M]. New York: Siley and Sons, 1980: 200.
- [12] 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, 46.
- [13] Qian Ye-qing. High-efficient adaptive predistortion structure for RF power amplifier linearization [J]. *Journal on Communication*, 2006, 27(5): 35-40, 46.
- [13] Bai Er-Wei. An optimal two-stage identification algorithm for Hammerstein-Wiener nonlinear systems [J]. *Automatica*, 1998, 34(3): 333-338.

侣秀杰：女，1978 年生，博士生，研究方向为功率放大器的线性化技术。

金明录：男，1958 年生，教授，研究方向为信号与通信系统基础理论和技术。