

文章编号:1004-9037(2014)05-0795-06

仿射投影自适应算法在数字预失真系统中的应用

唐可然¹ 张冬生¹ 熊于菽²

(1. 重庆大学通信工程学院, 重庆, 400044; 2. 重庆工程职业技术学院, 重庆, 400037)

摘要:基于自适应滤波器的仿射投影算法,结合复数增益查找表结构,建立预失真系统模型。研究了步长参数和多重约束数对仿射投影算法收敛速率的影响;比较了仿射投影算法和归一化最小均方算法的性能。结果表明,在取值范围内的步长参数和多重约束数越大,仿射投影算法收敛速率越快;相同迭代次数、步长参数和正则化系数时,偏离归一化载波中心频率 5 MHz 处,仿射投影算法的系统邻信道功率比达到 -59.3 dB,效果好于归一化最小均方算法的 -44.2 dB。

关键词:仿射投影;归一化最小均方;数字预失真;查找表;复数增益

中图分类号:TN919

文献标志码:A

Application of Affine Projection Algorithm in Digital Predistortion System

Tang Keran¹, Zhang Dongsheng¹, Xiong Yushu²

(1. College of Communications Engineering, Chongqing University, Chongqing, 400044, China;

2. Chongqing Vocational Institute of Engineering, Chongqing, 400037, China)

Abstract: An algorithm is proposed based on the affine projection (AP) adaptive filter theory for digital predistortion (DPD) system. A method of look-up table (LUT) with complex gain is applied to the system. The effects of step size parameter and the number of multiple constraints on the affine projection algorithm convergence rate are analyzed. The performance of AP algorithm and the normalized least mean square (NLMS) algorithm is compared. Simulation result shows the AP algorithm has a faster convergence rate when the numbers of step size parameter and multiple constraints are greater. The adjacent channel power ratio (ACPR) of AP algorithm is -59.3 dB while the one of NLMS algorithm is -44.2 dB at offset normalized frequency of 5 MHz with same iteration times, step size parameter and regularization coefficient. The performance of AP algorithm is better than that of NLMS.

Key words: affine projection; normalized least mean square; digital predistortion; look-up table; complex gain

引 言

现代移动通信系统大多采用基于非恒定包络的多载波数字调制技术。这些技术要求非线性的功率放大器具有较高的线性度,否则信号经放大输出后,会产生众多互调失真分量,导致其输出频谱扩展,形成对邻近信道的干扰。传统的提高功率放大器线性度的方法如:前馈法、Cartesian 负反馈

法、功率合成(Linear amplification with nonlinear components, LINC)法等,在提高线性度的同时会降低功率放大器的工作效率^[1]。数字预失真技术如图 1 所示,该技术不但能够在提高功率放大器线性度的同时保证其工作效率,还可以利用自适应算法来跟踪补偿功率放大器由于温度、湿度、电源漂移、机械振动、线路老化等原因造成的误差。因此近年来出现众多自适应预失真方案,例如最小均方算法(Least mean square, LMS),归一化最小均

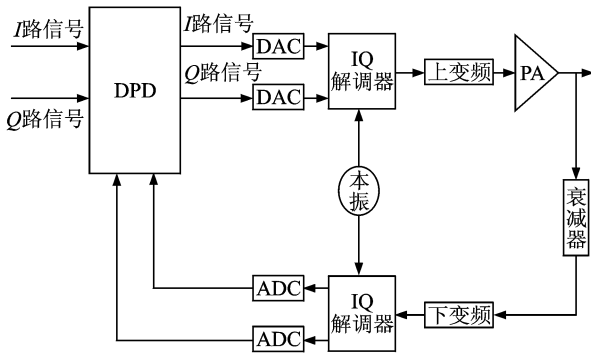


图 1 数字预失真系统

Fig. 1 Digital predistortion system

方算法(Normalized least mean square, NLMS)^[2]和递归最小二乘法(Recursive least squares, RLS)^[3-4]等。数字预失真技术的主要方法之一是查找表(Look up table, LUT)法。

查找表法由于其结构简单,易于硬件实现等特点而被广泛运用。查找表法常采用复数增益结构,如图 2 所示。该结构针对数字调制产生的复数信号,将环路增益看作一个复数来处理,使得系统的运算复杂度大大降低,便于硬件实现。系统建立一个查找表后,输入信号 u_n 经过一个地址产生模块后有指向性地在含有参数的查找表中得到系统的环路增益 G_n 。然后再与经过延时器的输入信号作乘法运算得到预失真信号 P_n ,该信号通过上变频器送至射频端的功率放大器得到输出 y_n ,输出信号 y_n 的一部分作为反馈与输入信号进行自适应运算后通过与该输入信号相同的地址向查找表中更新一个参数 G_{n+1} 。系统通过自适应算法不断更新查找表里的参数达到拟合功放非线性曲线的目的。

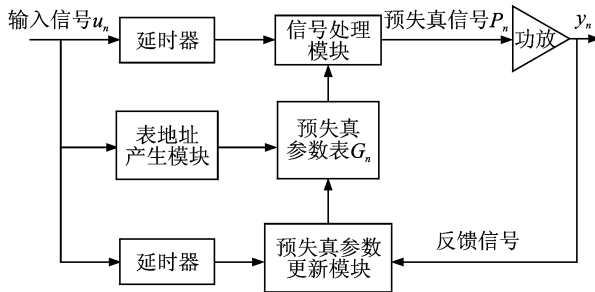


图 2 复数增益查找表法原理

Fig. 2 LUT with complex gain

常用的自适应算法有 LMS 算法和 NLMS 算法。利用查找表法的 LMS 算法和 NLMS 算法在硬件实现时,如果算法迭代次数过多,会导致硬件系统运算速率较慢;如果算法迭代次数较少,系统

环路误差收敛速率就会较慢,从而影响系统线性度^[5]。仿射投影算法(Affine projection, AP)针对上述算法收敛慢的不足,利用多重输入向量组成的输入矩阵构造权向量系数,加快权向量的最优化速率,从而提高环路误差的收敛速度,在相同的迭代次数下相比 NLMS 算法和 LMS 算法可以达到更好的效果^[6]。

1 AP 自适应算法

设向量 \mathbf{u}_n 为一个 $M \times 1$ 的输入向量, $\mathbf{u}_n = [u_n, u_{n-1}, \dots, u_{n-M+1}]^T$; 向量 \mathbf{G}_n 是 $M \times 1$ 的复数增益权值空间, $\mathbf{G}_n = [G_n, G_{n-1}, \dots, G_{n-M+1}]^T$ 。 y_n 是功率放大器的输出, $\Delta \mathbf{G}_{n+1}$ 是复数增益权值向量的增量,即

$$\Delta \mathbf{G}_{n+1} = \mathbf{G}_{n+1} - \mathbf{G}_n \quad (1)$$

为了得到权值的最优化变化量,最小化 $\Delta \mathbf{G}_n$ 平方欧式范数,其约束条件为

$$y_{n-k} = \mathbf{G}_{n+1}^H \cdot \mathbf{u}_{n-k} \quad k=0, 1, \dots, N-1 \quad (2)$$

式中: N 为多重约束数, $N < M$ 。

根据多约束拉格朗日乘法^[5],其成本函数为

$$J_n = \|\mathbf{G}_{n+1} - \mathbf{G}_n\|^2 + \sum_{k=0}^{N-1} \text{Re}[\lambda_k \cdot (y_{n-k} - \mathbf{G}_{n+1}^H \cdot \mathbf{u}_{n-k})] \quad (3)$$

式中: λ_k 是多重约束的拉格朗日算子。设 $N \times M$ 的矩阵 \mathbf{A}_n , 其共轭转置为 $\mathbf{A}_n^H = [\mathbf{u}_n, \mathbf{u}_{n-1}, \dots, \mathbf{u}_{n-N+1}]$, 其中 \mathbf{u}_n 为 $M \times 1$ 的向量; $N \times 1$ 的向量 \mathbf{Y}_n , 其共轭转置为 $\mathbf{Y}_n^H = [y_n, y_{n-1}, \dots, y_{n-N+1}]$; $N \times 1$ 的向量 \mathbf{I}_n , 其共轭转置为 $\mathbf{I}_n^H = [\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_{N-1}]$ 。式(2)可表示为

$$\mathbf{Y}_n = \mathbf{A}_n \mathbf{G}_{n+1} \quad (4)$$

式(3)的成本函数为

$$J_n = \|\mathbf{G}_{n+1} - \mathbf{G}_n\|^2 + \text{Re}[(\mathbf{Y}_n - \mathbf{A}_n \mathbf{G}_{n+1}^H) \mathbf{I}] \quad (5)$$

成本函数 J_n 对权向量 \mathbf{G}_{n+1} 进行偏微分

$$\frac{\partial J_n}{\partial \mathbf{G}_{n+1}} = 2(\mathbf{G}_{n+1} - \mathbf{G}_n) - \mathbf{A}_n^H \mathbf{I} \quad (6)$$

为得到权值向量增量的极小值,设该导数为零,可得

$$\Delta \mathbf{G}_{n+1} = \frac{1}{2} \mathbf{A}_n^H \mathbf{I} \quad (7)$$

式(7)两边同时左乘矩阵 \mathbf{A}_n , 并利用式(1,4)消去 \mathbf{G}_{n+1} , 则得到

$$\mathbf{Y}_n = \mathbf{A}_n \mathbf{G}_n + \frac{1}{2} \mathbf{A}_n \mathbf{A}_n^H \mathbf{I} \quad (8)$$

求出拉格朗日向量 \mathbf{I} 为

$$\mathbf{I} = 2(\mathbf{A}_n \mathbf{A}_n^H)^{-1} \mathbf{e}_n \quad (9)$$

式中: $\mathbf{e}_n = \mathbf{Y}_n - \mathbf{A}_n \mathbf{G}_n$ 是一个 $N \times 1$ 的向量。将其代入式(7)中,可得到权值向量的最优化变化量

$$\Delta \mathbf{G}_{n+1} = \mathbf{A}_n^H (\mathbf{A}_n \mathbf{A}_n^H)^{-1} \mathbf{e}_n \quad (10)$$

由式(10)可得权值向量的更新公式为

$$\mathbf{G}_{n+1} = \mathbf{G}_n + \mu \mathbf{A}_n^H (\mathbf{A}_n \mathbf{A}_n^H)^{-1} \mathbf{e}_n \quad (11)$$

式中: $\mu > 0$ 为步长参数,其作用是保证权向量在迭代过程中保持方向一致。由式(11)中可知,在仿射投影算法的权向量更新迭代公式中存在矩阵乘积 $\mathbf{A}_n \mathbf{A}^H$ 的求逆过程,在实际系统中,由于噪声环境存在,当 $\mathbf{A}_n \mathbf{A}^H$ 为一个奇异矩阵时,它的逆不存在,此时可能造成逆运算产生数值的困难。为保证 $\mathbf{A}_n \mathbf{A}^H$ 为一个非奇异矩阵,需在更新公式中加入正则化部分,即

$$\mathbf{G}_{n+1} = \mathbf{G}_n + \mu \mathbf{A}_n^H (\mathbf{A}_n \mathbf{A}_n^H + \delta \mathbf{E})^{-1} \mathbf{e}_n \quad (12)$$

式中: δ 为正则化系数,一般为一个较小的正常数,矩阵 \mathbf{E} 为一个 $N \times N$ 的单位阵。

将仿射投影算法和 NLMS 算法进行对比, NLMS 算法的权向量复数增益更新^[7] 为

$$\mathbf{G}_{n+1} = \mathbf{G}_n + \frac{\mu'}{\delta' + \|\mathbf{u}_n\|^2} \mathbf{u}_n \cdot \mathbf{r}_n \quad (13)$$

式中: $\mathbf{r}_n = y_n - \mathbf{G}_n^H \mathbf{u}_n$, $\mu' > 0$ 为步长参数, $\delta' > 0$ 为可控的修正参数, $\|\mathbf{u}_n\|$ 为输入信号的欧式范数。

复数增益增量 $\Delta \mathbf{G}_{n+1} = \mathbf{G}_{n+1} - \mathbf{G}_n$ 用于 $n+1$ 次迭代的 NLMS 滤波器,可以看出其方向与输入向量 \mathbf{u}_n 一致;其大小取决于输入向量 \mathbf{u}_n 与 \mathbf{u}_{n-1} 的样值相关系数。对于实数 \mathbf{u}_n ,相关系数可以表示为

$$\rho_n = \frac{\mathbf{u}_n^T \mathbf{u}_{n-1}}{\|\mathbf{u}_n\| \cdot \|\mathbf{u}_{n-1}\|} \quad (14)$$

当步长参数 $\mu' = 1$ 时,如图 3 所示, π_n 是所有权向量 \mathbf{G}_n 的集合,类似的 π_{n-1} 则是权向量 \mathbf{G}_{n-1} 的集合,方向都与输入向量一致,因此 π_n 与 π_{n-1} 之间的夹角 θ 就是 \mathbf{u}_n 与 \mathbf{u}_{n-1} 的夹角。由信号空间理论

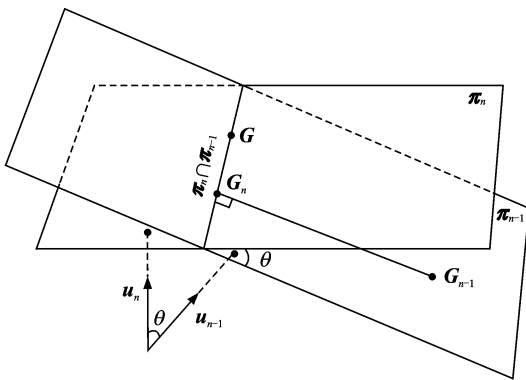


图 3 NLMS 算法几何意义

Fig. 3 Geometric significance of NLMS algorithm

可知,向量 \mathbf{u}_n 与 \mathbf{u}_{n-1} 的夹角的余弦定义为它们的内积被其欧式范数 $\|\mathbf{u}_n\|$ 和 $\|\mathbf{u}_{n-1}\|$ 的乘积相除。从其几何角度,当 $\theta = \pm 90^\circ$ (即输入向量 \mathbf{u}_n 与 \mathbf{u}_{n-1} 相互正交)时,归一化滤波器的收敛速率达到最快;当 $\theta = 0$ 或 180° (即输入向量 \mathbf{u}_n 与 \mathbf{u}_{n-1} 处于同向或反向)时,归一化滤波器的收敛速率最慢。因此,为了使滤波器的收敛速度率达到最快,则要求权向量 \mathbf{G}_n 与 \mathbf{G}_{n-1} 的连线正交于 $\pi_n \cap \pi_{n-1}$,如图 4 所示。

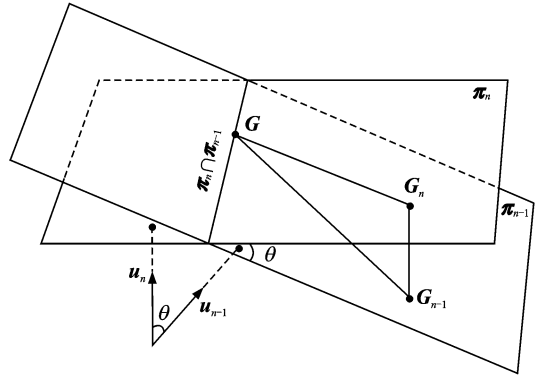


图 4 仿射投影算法几何意义

Fig. 4 Geometric significance of AP algorithm

从上述几何意义可以看出,仿射投影算法是一种广义的 NLMS 算法,其实质就是利用由多个输入向量组成的输入矩阵组成的仿射投影算子来取代 NLMS 算法中的权向量系数,这使复数增益的增量 $\Delta \mathbf{G}_{n+1}$ 的最优化速率有明显的提升,从而加快了系统环路误差 \mathbf{e}_n 的收敛速率。因此在相同的迭代次数下,仿射投影算法比 NLMS 算法有更快的收敛速率。

仿射投影算法的收敛速率受步长参数 μ 和约束长度 N 影响。一般步长 μ 需满足条件

$$0 < \mu < \frac{2E\{\text{Re}[\xi_u^H(n)(\mathbf{A}_n \mathbf{A}_n^H)^{-1} \mathbf{e}_n]\}}{E[\mathbf{e}^H(n)(\mathbf{A}_n \mathbf{A}_n^H)^{-1} \mathbf{e}_n]} \quad (15)$$

式中: $\xi_u^H(n) = \mathbf{A}_n (\mathbf{G} - \mathbf{G}(n))$ 是无干扰误差向量; \mathbf{G} 是多重回归模型的未知权向量。

2 算法性能比较

基于仿射投影算法和 NLMS 算法建立数字预失真系统。其中系统的输入信号为 16QAM 调制信号,信号带宽为 10 MHz,随机生成 1 024 的个数数据点,经过升余弦成型滤波器和 8 倍过采样后形成 8 192 个抽样点,功率放大器使用 Saleh 无记忆模型。

首先比较仿射投影算法在不同步长参数下的算法性能。正则化系数 $\delta = 0.01$,多重约束数 $N =$

2,迭代次数为 20 次,步长参数 μ 分别取 0.1 和 0.2,得到结果如图 5,6 所示。

图 5,6 分别是 16QAM 调制信号的星座图和经过没有预失真系统的 Saleh 无记忆功放模型后的功放输出信号星座图。由图 6 可知,在没有预失真系统的情况下,功率放大器的输出信号星座图的相位坐标发生了明显的偏移,表明信号产生了较为明显的失真。

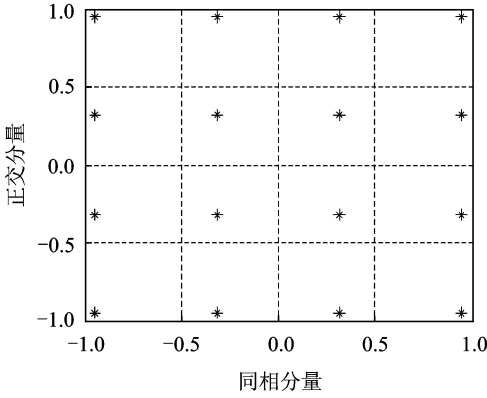


图 5 16QAM 调制信号星座图

Fig. 5 Constellation of 16QAM signal

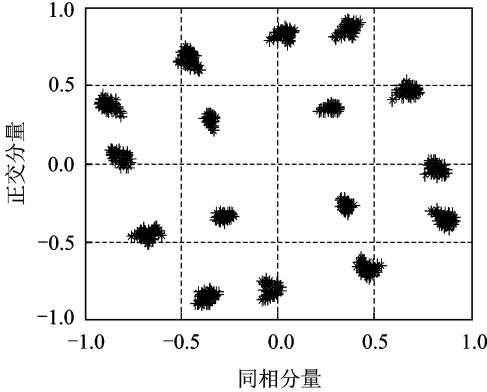


图 6 无预失真系统的功放输出信号星座图

Fig. 6 Constellation of PA output without DPD

图 7,8 是分别是不同步长参数条件下的 AP 算法的输出信号星座图。与图 5,6 相比,功放输出信号的相位与输入信号基本保持一致,只有很少的一部分信号有相位偏离,说明使用预失真系统对非线性系统的带内失真有明显改善。图 8 与图 7 相比, $\mu=0.2$ 时,输出信号的星座图与输入信号更接近,带内失真更小,说明此时算法的收敛速率更快。

图 9 所示是 3 种情况(即没有预失真系统、AP 算法步长 $\mu=0.1$,AP 算法步长 $\mu=0.2$)下的功率放大器输出信号的功率谱密度(Power spectral density, PSD)。由于 16QAM 信号的带宽为

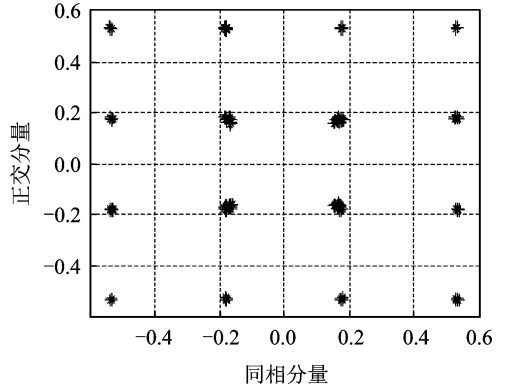


图 7 AP 算法功放输出信号星座图($\mu=0.1$)

Fig. 7 Constellation of AP algorithm ($\mu=0.1$)

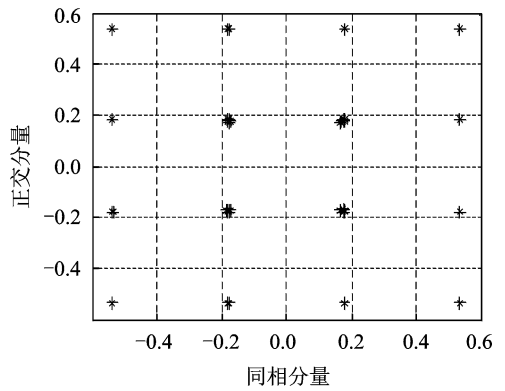


图 8 AP 算法功放输出信号星座图($\mu=0.2$)

Fig. 8 Constellation of AP algorithm ($\mu=0.2$)

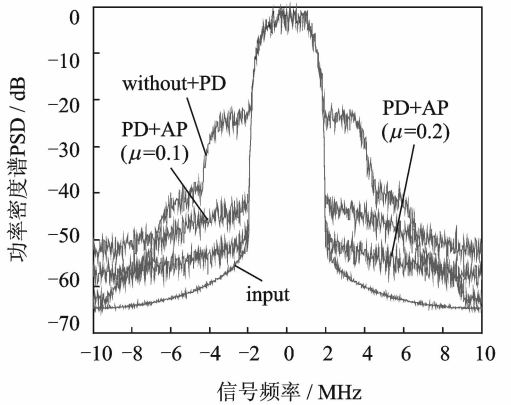


图 9 功率放大器输出信号的功率谱密度

Fig. 9 PSD of PA output

10 MHz,因此一般选取偏离中心频率 5 MHz 处的 ACPR 来观察信号对邻近信道的干扰情况。从图中看出,使用预失真后,信号在 5 MHz 处的 ACPR 明显改善;在 $\mu=0.2$ 时的 AP 算法性能更好,说明在步长参数的取值范围内,步长参数越大,算法的收敛速率越快。

仿射投影算法的多重约束数,同样是影响算法

性能的重要参数。图 10~12 分别是多重约束数 $N=2$ 和 $N=3$ 时的输出信号星座图和功率谱密度。同样使用之前的 16QAM 调制信号和 Saleh 功放模型,信号带宽为 10 MHz, $\delta=0.01$,步长参数 $\mu=0.1$,迭代次数为 20。可以看出,在相同迭代次数和步长参数下,仿射投影算法的多重约束数 N 越大,算法的收敛速率就越快。其原因是 N 值

越大,相关的输入信号 u_n 越多,组成的输入矩阵 A_n 的维数也越多,加快了误差向量 e_n 的收敛。特别地,当 $N=1$ 时,仿射投影算法等效于 NLMS 算法。

图 13~15 是 NLMS 算法和 AP 算法的输出信号星座图和功率谱密度比较。其中信号带宽为 10 MHz,使用 16QAM 信号,功放使用 Saleh 无记忆型,两种算法均使用相同的步长参数和正则化系

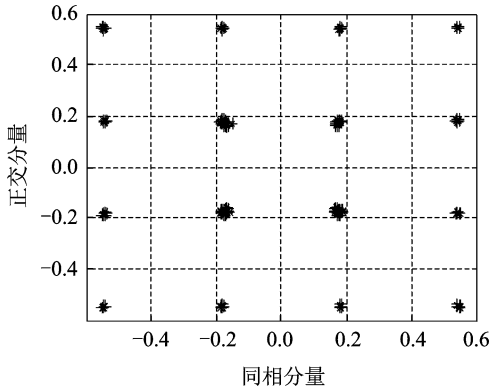


图 10 $N=2$ 时的输出信号星座图

Fig. 10 Constellation of PA output under conditional $N=2$

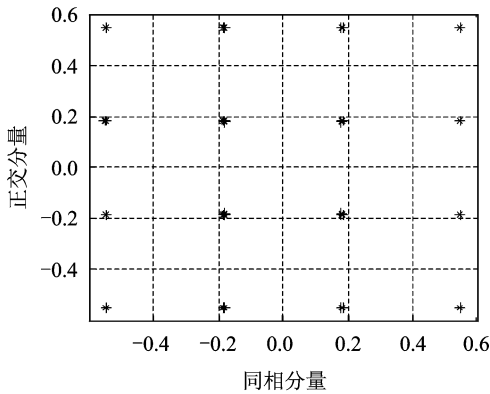


图 11 $N=3$ 时的输出信号星座图

Fig. 11 Constellation of PA output under conditional $N=3$

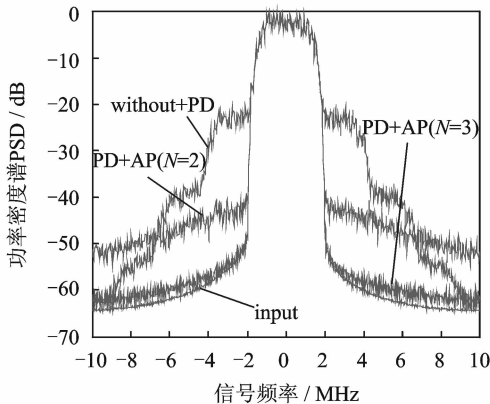


图 12 $N=2$ 和 $N=3$ 时 AP 算法的输出信号功率谱密度
Fig. 12 PSD of PA output under conditional $N=2$ and $N=3$

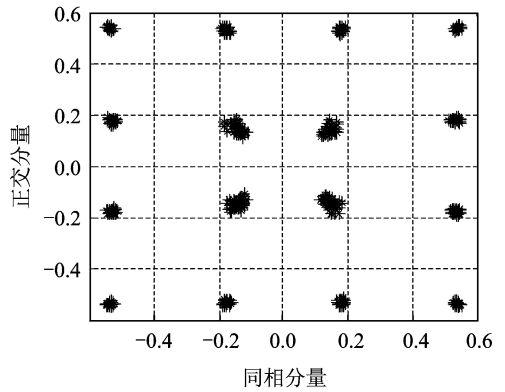


图 13 NLMS 算法的输出信号星座图

Fig. 13 Constellation of NLMS

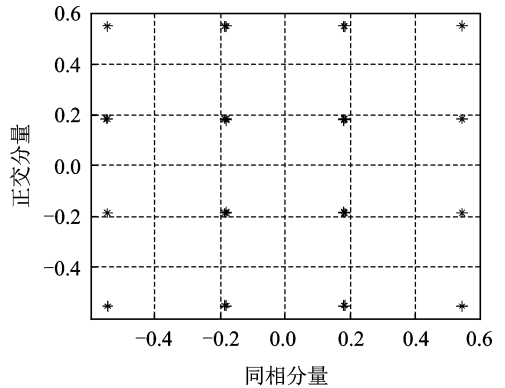


图 14 AP($N=3$)算法的输出信号星座图

Fig. 14 Constellation of AP under conditional $N=3$

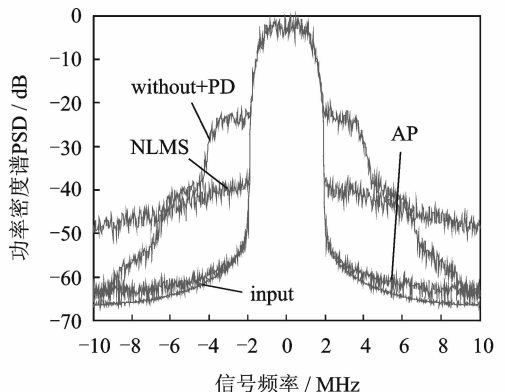


图 15 NLMS 和 AP 算法的功率谱密度
Fig. 15 PSD of PA output with NLMS and AP

数, $\mu = \mu' = 0.1$, $\delta = \delta' = 0.01$, 迭代次数为 20 次, AP 算法的多重约束数 $N = 3$ 。在偏离中心频率 5 MHz 处, NLMS 算法的 ACPR 为 -44.2 dB, AP 算法的 ACPR 为 -59.3 dB。AP 算法对系统线性度的改善效果明显好于 NLMS 算法。

3 结束语

基于仿射投影算法和 NLMS 算法建立的复数增益查找表预失真系统, 系统线性度效果明显好于没有预失真系统的效果。影响仿射投影算法的两个重要参数是步长 μ 和多重约束数 N 。在步长参数取值范围内, μ 值越大, 算法的收敛速率越快; 多重约束数越大, 算法的收敛速率也会越快。在相同迭代次数、步长参数和正则化系数的条件下, 仿射投影算法的预失真系统收敛速率要明显地快于 NLMS 算法的收敛速率。从几何意义上可以看出, 仿射投影算法之所以收敛速率快于 NLMS 算法是由于利用多重输入向量的迭代运算来完成自适应滤波的作用, 即多重约束数 N 是导致其收敛速率快于 NLMS 算法的一个关键, 当 $N = 1$ 是仿射投影算法等效于 NLMS 算法, 它是 NLMS 算法的一种推广。

参考文献:

- [1] Yoshinori N. Linear amplification technique for digital mobile communications [C]//IEEE Vehicular Technology Conference. San Francisco, USA: IEEE, 1989:159-164.
- [2] Mohr B, Wenjia L, Heinen S. Analysis of digital predistortion architectures for direct digital-to-RF

transmitter systems [C]//IEEE International Midwest Symposium on Circuits and Systems (MWS-CAS). Boise, USA: IEEE, 2012:650-653.

- [3] Muruganathan S D, Sesay A B. A QRD-RLS-based predistortion scheme for high-power amplifier linearization [C]//IEEE Transaction on Circuits and Systems II: Express Briefs. [S.l.]: IEEE, 2006:1108-1112.
- [4] 于洪霞, 胡静涛. 基于自适应卡尔曼滤波的异步电机转速和负载转矩估计 [J]. 数据采集与处理, 2012, 27(5):552-558.
Yu Hongxia, Hu Jingtao. Speed and load torque estimation of induction motors based on adaptive Kalman filtering [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2012, 27(5):552-558.
- [5] Jardin P, Baudoin G. Filter lookup table method for power amplifier linearization [C]//IEEE Transaction on Vehicular Technology Conference. Dublin, Ireland: IEEE, 2007:1076-1087.
- [6] Haykin Simon. Adaptive filter theory, fourth edition [M]. Prentice Hall, 2010.
- [7] Lee J, Jeon S, Kim J, et al. An improved LUT based DPD technique for nonlinear HPA in ATSC DTV system [C]//IEEE International Symposium on Broadband Multimedia Systems and Broadcasting (BMSB). Shanghai, China: IEEE, 2010:1-4.

作者简介:唐可然(1987-),男,硕士研究生,研究方向:射频电路与微波器件, E-mail:jonytang1987@sina.com;张冬生(1989-),男,硕士研究生,研究方向:射频电路与微波器件;熊于菽(1979-),女,讲师,研究方向:无线通信技术。