

디지털 적응 전치왜곡 선형화기를 위한 새로운 VSS-NLMS 알고리즘에 관한 연구

김희곤*, 장정석**, 최용규**, 강동진***, 홍의석**

A study on New VSS-NLMS Algorithm for Digital adaptive Predistortion Linearizer

Hee-Gon Kim*, Jeong-seok Jang**, Yong-Gyu Choi**,
Dong-Jin Kang***, Ui-Seok Hong**

요 약

본 논문에서는 새로운 VSS(Valuable step-size) NLMS(Normalized Least Mean Square)알고리즘을 사용한 디지털 전치왜곡 선형화기를 제안하였다. 이 알고리즘은 Quasi-Newton family에 기반, DFP(Davidon-Fletcher-Powell) method를 활용하여, 가중치 갱신 step-size를 초기 설정값 없이, 매 루틴 마다 적절한 값을 실시간으로 갱신한다. 전력증폭기 모델링에는 memory polynomial 모델을 사용하였고, 선형화기의 전체적인 구성은 간접 학습(Indirect learning) 구조를 따랐다. 제안된 알고리즘의 성능을 나타내기 위해 기존의 LMS, RLS 알고리즘과 비교하여 보다 빠른 수렴속도와 선형화 결과를 보였다. WCDMA 1FA 신호원의 전력증폭기를 사용하여, 안정상태의 MSE 값은 약 -70 dB이고, 최종 선형화결과는 주파수 오프셋 $\pm 5\text{MHz}$ 에서 약 -74 dBc의 ACLR을 얻었다.

Key word : adaptive algorithm, DPD, predistortion, DFP, VSS-NLMS

ABSTRACT

In this paper, we propose an adaptive digital predistortion linearization based on a new VSS(Valuable step-size) NLMS(Normalized Least Mean Square) algorithm. This new proposed algorithm is derived based on the Quasi-Newton family. And this algorithm is used DFP(Davidon-Fletcher-Powell) update recursion, Simulation results are presented to compare the convergence of proposed algorithm with LMS algorithm and RLS algorithm. From the compared results, the new VSS-NLMS algorithm has advantage of more efficient computational complexity than the other algorithm and also the convergence speed of this algorithm is faster than others. The VSS based DPD has achieved -74 dBc (offset $\pm 5\text{MHz}$) ACLR at power amplifier for WCDMA 1FA test signal.

I. 서 론

적응 필터는 전치왜곡 선형화기, 통신용 등화기, 능동 소음 제거기 등 많은 분야에 응용되고 있다.

그 중 전치왜곡 선형화기에 이용되는 적응 필터는 전력증폭기의 특성변화에 대응하여 빠르고 정확

하게 전치왜곡함수를 생성해 내는 것이 중요하다. 이를 위해서는 전력증폭기의 입출력을 실시간으로 비교해야하는데, 이러한 알고리즘들로 LMS(Least mean-Squares), RLS(Recursive Least squares) 알고리즘 등이 있다.^[1] LMS 알고리즘은 구현상의 간략함과 안정성 등으로 인해 많이 이용되고 있으나 수렴속

※ 본 연구는 2008년도 광운대학교 교내학술연구비 지원에 의해 연구되었음.

* 광운대학교 임베디드소프트웨어공학과 초고주파연구실(hx3gon@kw.ac.kr), ** 광운대학교 전파공학과, *** 한국정보통신기술대학, 논문번호 10017-0323 논문투고일자 2010년 3월23일

도가 매우 느리다는 치명적인 단점을 가진다. 또한, RLS 알고리즘은 수렴속도는 빠르나 그 구현상의 복잡한 특징을 가진다.

본 논문에서는 기존 LMS 알고리즘의 수렴상수를 초기설정 없이 입력크기로 정규화한 후, 시간에 따라 변화시켜주는 VSS(Variable Step Size) NLMS 알고리즘에 DFP(Davidon-Fletcher-Powell) 기법을 적용하여 새로운 알고리즘을 제안하였다. 또한 제안된 알고리즘을 전치왜곡 선형화기에 응용하였으며, 그 결과를 기존 LMS 알고리즘과 RLS 알고리즘 결과와 비교하였다.

II. Memory polynomial 모델

본 논문에서는 전력증폭기의 두 가지 비선형 특성인 AM to AM 특성과 AM to PM 특성을 모두 고려하여 모델링이 가능한 Memory polynomial 모델을 활용하였다.^[2]

식 (1)은 Memory polynomial 모델의 이산 신호에 대한 기본 식이다.

$$y(n) = \sum_{k=1}^N \sum_{q=0}^Q a_{k,q} |x(n-q)|^{k-1} \cdot x(n-q) \quad (1)$$

식 (1)에서 $x(n)$, $y(n)$ 은 각각 전력 증폭기 입력과 출력에 대한 이산화된 신호이며, N은 최대 비선형 차수를 Q는 고려할 메모리 길이의 최대 차수를 나타낸다. 또한 $a_{i,j}$ 는 다항식의 계수이다.

다항식의 계수를 구하기 위해 실제와 모델사이의 에러(e)를 포함한 식 (1)은 다음 식 (2)와 같은 행렬식으로 표현할 수 있다.

$$y + e = \mathbf{X} \cdot \mathbf{a} \quad (2)$$

여기서 모델 기본 식에 따라 입력신호의 정렬 \mathbf{X} 는 다음과 같다.

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{1-q} & |x_{1-q}|x_{1-q} & |x_{1-q}|^2x_{1-q} & \dots & |x_{1-q}|^{N-1}x_{1-q} \\ x_{2-q} & |x_{2-q}|x_{2-q} & |x_{2-q}|^2x_{2-q} & \dots & |x_{2-q}|^{N-1}x_{2-q} \\ x_{3-q} & |x_{3-q}|x_{3-q} & |x_{3-q}|^2x_{3-q} & \dots & |x_{3-q}|^{N-1}x_{3-q} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m-q} & |x_{m-q}|x_{m-q} & |x_{m-q}|^2x_{m-q} & \dots & |x_{m-q}|^{N-1}x_{m-q} \end{bmatrix} \quad (3)$$

식 (2)에 에러 자승을 최소화하는 LS(least square) solution의 이용하여 다항식의 계수 \mathbf{a} 를 구하면 식 (4)과 같다.

$$\mathbf{a} = (\mathbf{X}^H \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^H \mathbf{y} \quad (4)$$

III. 간접학습(Indirect Learning) 구조

간접학습 구조는 그림 1과 같이 전력증폭기와 주 전치왜곡기(A), 그리고 보조 전치왜곡기(Copy of A)로 구성된다.

간접학습 구조의 선형화 원리는 다음과 같다. 첫 루틴에서 입력 $x(n)$ 은 곧바로 전력증폭기의 입력으로 사용된다. 전력증폭기를 통해 비선형 특성의 출력 $y(n)$ 이 생성되고, 출력성분의 일부를 주 전치왜곡기의 입력으로 사용한다. 주 전치왜곡기에서는 입력으로 받은 전력증폭기의 출력과 전력증폭기의 입력 $z(n)$ 을 비교하여 그 오차 $e(n)$ 의 자승이 최소가 되도록 전치왜곡함수를 생성한다. 생성된 왜곡함수는 다음 루틴의 입력에 곱해져 전력증폭기로 입력된다. $e(n) = 0$ 인 경우 전치왜곡기는 전력증폭기의 비선형 특성에 대한 완벽한 역함수 생성하여 $y(n) = G \cdot \mathbf{X}(n)$ 이 되고, 전력증폭기의 입력 $z(n)$ 과 전치왜곡기의 출력 $\hat{z}(n)$ 은 $z(n) = \hat{z}(n)$ 이 된다.

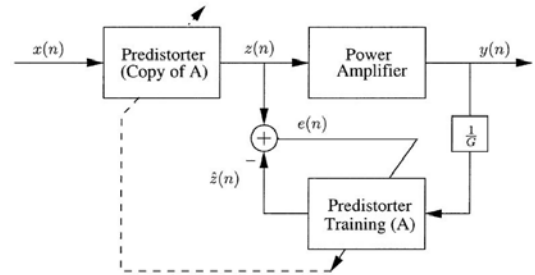


그림 1. Indirect Learning 구조
Fig. 1. Indirect Learning architecture

IV. 적응 필터 알고리즘

적응 필터는 그림 2와 같은 구조를 가진다. 입력 $x(n)$ 과 필터 계수 $w(n)$ 이 곱해져 생성되는 필터의 출력 $y(n)$ 과 이상적인 신호 $d(n)$ 을 비교하여 오차 $e(n)$ 의 제곱을 최소화하는 새로운 계수 $w(n+1)$ 을 생성하는 것이 적응 필터의 목적이다.

적응 필터의 출력 $y(n)$ 은 식 (5)과 같고,

$$y(n) = \mathbf{w}^H(n) \mathbf{x}(n) \quad (5)$$

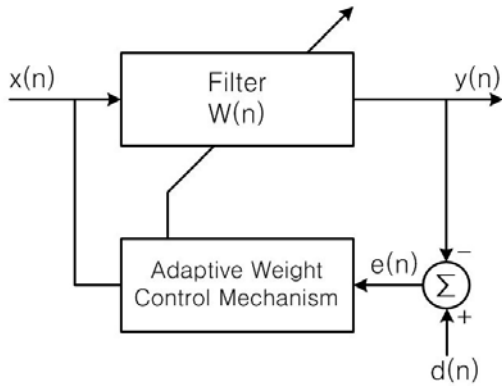


그림 2. 적응 필터 블록도
Fig. 2. Adaptive filter block diagram

이 때,

$$\mathbf{w}(n) = [w_0(n), w_1(n), \dots, w_{N-1}(n)]^T$$

$$\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-N+1)]^T$$

이고 오차 $e(n)$ 에 관한 식은 다음 식 (6)와 같다.

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (6)$$

계수 벡터 $\mathbf{w}(n)$ 은 시간에 따라 조정된다. 일반적으로 널리 사용되는 Newton 방법 관점에서의 계수 갱신식은 다음 (7)과 같다.

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu(n) \hat{\mathbf{H}}^{-1}(n) \hat{\nabla}_n \quad (7)$$

여기서 $\hat{\mathbf{H}}(n)$ 과 $\hat{\nabla}_n$ 은 각각 예측 Hessian 행렬과 기울기이며 $\hat{\nabla}_n$ 은 식 (8)과 같이 표현할 수 있다^[3].

$$\hat{\nabla}_n = -2e(n)\mathbf{x}(n) \quad (8)$$

그리고 Hessian 행렬 $\hat{\mathbf{H}}(n)$ 의 선택에 따라 적응 알고리즘이 다음과 같이 분류된다^[4].

- (i) $\hat{\mathbf{H}}(n) = \mathbf{I}$ 일 때 : LMS 알고리즘
- (ii) $\hat{\mathbf{H}}(n) = \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} \mathbf{x}(i)\mathbf{x}^T(i)$, $0 < \lambda \leq 1$,
 $\mu(n) = 1$: RLS 알고리즘

4.1 LMS(Least Mean Square) 알고리즘

LMS 알고리즘은 활용할 데이터로부터 gradient vector를 추정하여 사용하는 알고리즘으로, Wiener 필

터의 재귀적인 형태이다. $e(n)$ 의 MSE(Mean Square Error)를 식 (9)와 같이 비용함수 $J(n)$ 로 정의할 수 있다.

$$J(n) = E[e^2(n)] \quad (9)$$

갱신되는 탭 계수(가중치) 갱신식은 다음 (10)과 같다.

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu\mathbf{x}(n)e^*(n) \quad (10)$$

μ 는 스텝 크기로 가중치를 업데이트하는 간격에 대한 상수값이다. μ 값이 작을 경우 가중치를 갱신 간격이 작아지며 수렴하는데 많은 시간이 걸리지만, 안정적이고 정확한 값을 찾을 수 있다. μ 값이 크면 가중치 값을 갱신 간격이 넓어 비교적 빠르게 수렴하나 상대적으로 안정적인 정확한 값을 찾지 못하는 경우가 빈번하게 발생한다. 스텝 크기 μ 의 범위는 $0 < \mu < \frac{1}{\lambda_{\max}}$ 으로, λ_{\max} 는 입력신호에 대한 자

기상관 행렬의 maximum eigenvalue이다^[3].
LMS 적응 필터는 적은 연산량을 필요로 하지만 수렴속도가 느려 전력증폭기의 출력전력이 변화함에 따라 정확한 전치왜곡 함수를 생성하는데 오랜 시간이 소요된다.

4.2 RLS(Recursive Least Square) 알고리즘

RLS 알고리즘은 단어 그대로 Least Square solution의 재귀적 형태로, 새로운 개념의 priori estimation 오차인 $\xi(n)$ 를 비용함수로 사용한다. 다음의 (11)은 priori estimation 오차를 나타낸다.

$$\xi(n) = d(n) - \mathbf{w}^H(n-1)\mathbf{x}(n) \quad (11)$$

위의 식과 같이 과거의 탭 계수에 기반한 에러가 사용되는 것이다.

망각계수 λ 와 샘플의 역 자기상관 행렬 $\mathbf{P}(n)$, Matrix inversion lemma를 활용한 Kalman 이득 벡터 $\mathbf{k}(n)$ 는 식 (12)와 같다.

$$\mathbf{k}(n) = \frac{\mathbf{P}(n-1)\mathbf{x}(n)}{\lambda + \mathbf{x}^H(n)\mathbf{P}(n-1)\mathbf{x}(n)} \quad (12)$$

최종 가중치 갱신식은 다음 (13)과 같다.

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mathbf{k}(n)\xi^*(n) \quad (13)$$

그리고 자기상관 행렬의 갱신도 (14)와 같이 이루어진다.

$$P(n) = \lambda^{-1}P(n-1) - \lambda^{-1}k(n)x^H(n)P(n-1) \quad (14)$$

RLS알고리즘은 행렬과 벡터로 구성되는 1차 방정식의 data fitting 과정이라 할 수 있다³⁾. 그래서 RLS 알고리즘은 빠른 수렴성능을 보이는 반면, 시간 재귀적 계산의 초기값 설정이나 행렬과 벡터를 포함하는 복잡한 계수 갱신식은 연산량 부하를 가중시켜 실제로의 응용을 제한하고 있다.¹⁵⁾

4.3 제안된 VSS-NLMS 알고리즘

제안된 VSS-NLMS 알고리즘은 식 (15)와 같이 DFP update recursion¹⁴⁾을 예측 Hessian 역행렬 $H^{-1}(n)$ 의 갱신에 사용한다.

$D_n \equiv \hat{H}^{-1}(n)$, $x_n \equiv x(n)$, $w_n \equiv w(n)$, $\mu_n = \mu(n)$ 이라 하면,

$$D_{n+1} = D_n + \frac{p_n p_n^T}{2p_n^T q_n} - \frac{D_n q_n q_n^T D_n}{q_n^T D_n q_n} \quad (15)$$

여기서,

$$p_n = w(n+1) - w(n) \quad (16)$$

$$q_n = \hat{\nabla}_{n+1} - \hat{\nabla} = 2\hat{R}p_n \quad (17)$$

으로, 입력의 자기상관 행렬 \hat{R} 을 $\hat{R} = x_n x_n^T$ 로 풀어서 식을 다시 표현 해 보면, 식 (18)과 같다.

$$D_{n+1} = D_n + \frac{p_n p_n^T}{2|p_n^T q_n|^2} - \frac{D_n x_n x_n^T D_n}{x_n^T D_n x_n} \quad (18)$$

스텝 크기 μ 를 시간의 함수로 매번 갱신시키기 위해 비용함수를 $\mu \geq 0$ 인 경우의 $\xi(w_n - \mu D_n \nabla_n)$ 로 해서¹⁴⁾ μ_n 을 결정하면 식 (19)과 같다.

$$\mu_n = \frac{1}{2x_n^T D_n x_n} \quad (19)$$

식 (8)과 식 (19)를 (7)에 대입하면 적응필터의

계수 갱신식을 식 (20)과 같이 유도 할 수 있다.

$$w_{n+1} = w_n + \frac{e(n)D_n x_n}{x_n^T D_n x_n} \quad (20)$$

식 (20)과 식 (16)를 이용하여 식 (15)을 간단히 하면 식 (21)과 같이 표현 할 수 있다.

$$D_{n+1} = D_n + \frac{D_n x_n x_n^T D_n}{2|x_n^T D_n x_n|^2} (1 - 2x_n^T D_n x_n) \quad (21)$$

제안된 적응 알고리즘에 대한 내용을 표 1에 정리하였다.

앞에서 살펴본 바와 같이 제안된 알고리즘은 μ 값의 크기를 입력의 특성에 따라 적절하게 변화시켜 이상적인 신호에 접근하는 것을 알 수 있다.

표 1. 제안된 VSS-NLMS 알고리즘
Table 1. Proposed VSS- NLMS algorithm

Initialization : $w_0 = 0, D_0 = I$
Input vector : x_n
Compute for $n=0, 1, 2, \dots$
(i) $y(n) = w_n^T x_n$
(ii) $e(n) = d(n) - y(n)$
(iii) $\mu_n = \frac{1}{x_n^T D_n x_n}$
(iv) $w_{n+1} = w_n + 2\mu_n e(n) D_n x_n$
(v) $D_{n+1} = D_n + \frac{D_n x_n x_n^T D_n}{x_n^T D_n x_n} (\mu_n - 1)$

V. 모의실험 결과

최초 모델링된 전력증폭기의 신호원은 현재 유럽에서 사용하고 있는 WCDMA FDD(UMTS) Band IV Down Link 1FA를 사용하였고 LDMOS 사용한 Class AB 전력증폭기의 출력을 사용하여, 그 결과 각각 그림 3과 그림 4와 같은 AM-to-AM 특성과 AM-to-PM 특성을 나타내었다.

Memory polynomial의 최고 다항식 차수는 5차로 설정하였고 메모리 효과를 고려하여 3차의 메모리 길이를 주어 모델링하였다.¹⁶⁾ 이 모델의 특징인 메모리 효과를 고려하였기 때문에 전력증폭기의 특성을 적절히 나타내고 있음을 확인할 수 있다.

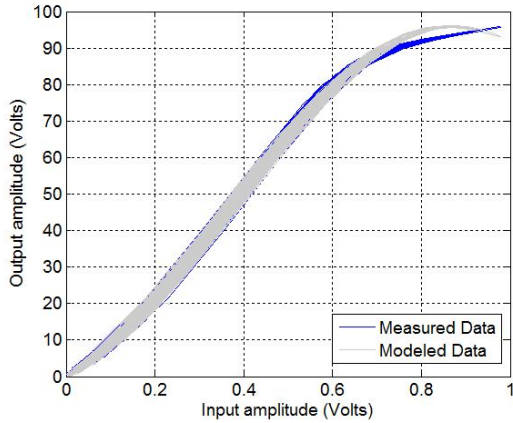


그림 3. 전력증폭기의 모델링 결과(AM/AM)
Fig. 3. Result from modeling the PA(AM/AM)

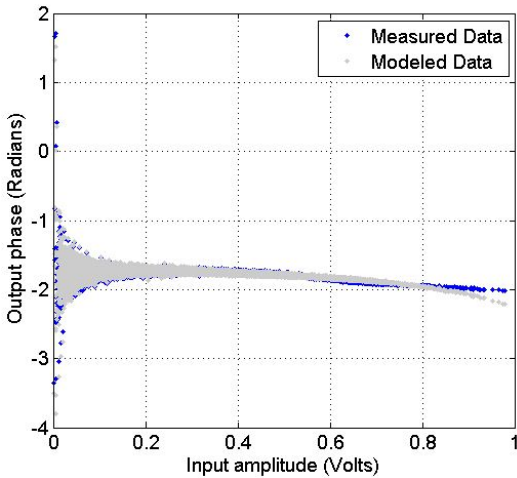


그림 4. 전력증폭기의 모델링 결과(AM/PM)
Fig. 4. Result from modeling the PA(AM/PM)

적용 알고리즘의 수렴 속도는 시간에 따른 MSE (Mean Square Error)의 적응 속도로 판단할 수 있다.

$$MSE(dB) = 10 \cdot \log(|d(n) - y(n)|^2) \quad (22)$$

식 (22)의 MSE 값은 전력증폭기의 입력신호 $d(n)$ 과 전치왜곡기의 출력신호 $y(n)$ 사이의 오차를 나타내는데, 이 값이 적을수록 정확한 전치왜곡 함수를 생성할 수 있다는 의미이고, 수렴시간이 짧을수록 전력증폭기의 특성 변화에 민첩히 대응할 수 있다.

그림 5와 같이 기존의 LMS 알고리즘은 안정 상태에서 약 -25 dB의 MSE 값을 보이고, RLS 알고

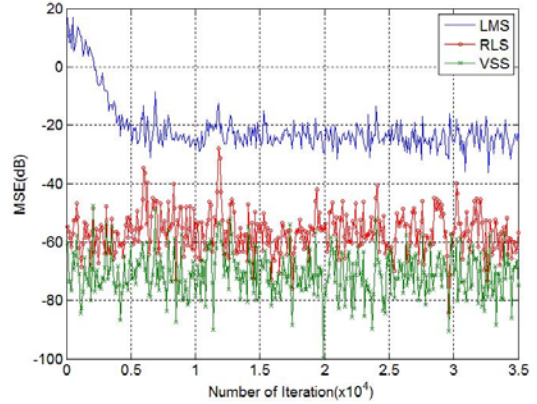


그림 5. 각 적응 알고리즘별 Learning curves 비교
Fig. 5. Learning Curves of LMS, RLS and Proposed algorithm

리즘은 안정 상태에서 약 -60 dB의 MSE 값을 보이는 반면, 제안된 VSS-NLMS 알고리즘은 안정 상태에서 약 -70 dB의 MSE 값을 보여 기존의 알고리즘보다 효율적인 수렴 속도를 갖고, 정확한 출력을 내는 것으로 나타났다.^[7]

그림 6은 적응 알고리즘을 적용하여 최종 선형화된 전력증폭기의 스펙트럼으로, 안정 상태에서의 수렴된 MSE 값이 작게 수렴한 알고리즘 일수록 효율적인 선형화 결과가 나타났음을 알 수 있다.

기존 LMS 알고리즘의 경우, ± 5 MHz offset에서 약 19 dB의 개선량을 갖는 반면, RLS 알고리즘의 경우 약 30 dB의 개선량을 나타냈고, 제안된 VSS-NLMS 알고리즘은 약 32 dB의 개선량을 나타냈다. RLS와 비교하였을 때는 큰 차이가 없거나 조금 더 높은 개선량을 보였지만, 이는 VSS-NLMS

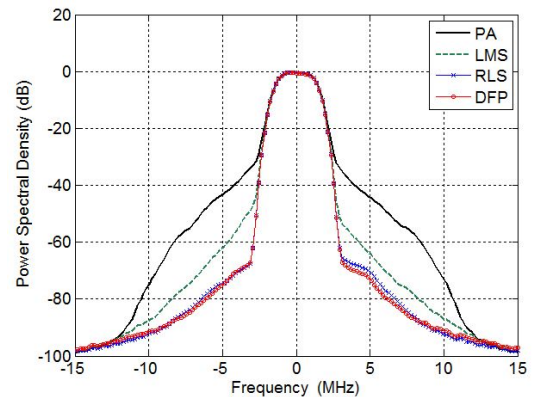


그림 6. 각 적응 알고리즘을 이용한 선형화 결과
Fig. 6. Linearization results using each algorithm

알고리즘과 RLS 알고리즘의 연산량과 구현상의 난이도 등을 따져 본다면, VSS-NLMS 알고리즘이 더 효율적임을 알 수 있다.

표 2는 각 알고리즘별 선형화된 스펙트럼의 ACLR의 결과를 정리하여 나타내었다.

표 2. 각 적응 알고리즘별 적응 선형화 결과
Table. 2. Comparison of Linearization of each algorithm
(±5MHz offset)

구 분	하측과대	상측과대	개선량
PA only	-42 dBc	-42.5 dBc	(reference)
LMS	-61 dBc	-63 dBc	약 19 dB
RLS	-74 dBc	-70 dBc	약 30 dB
Proposed	-75 dBc	-73 dBc	약 32 dB

VI. 결 론

본 논문에서는 디지털 전치왜곡 선형화기를 설계 하는데 있어서, 전치왜곡 함수를 생성 할 때 사용되는 적응 알고리즘들을 각각 비교 분석하여, DFP method를 사용하는 새로운 VSS-NLMS 알고리즘을 적용하였다. memory polynomial 방식으로 모델링된 전력증폭기로 Indirect learning 구조의 전치왜곡기를 구성하였으며, 제안된 알고리즘을 적용한 적응 필터는 WCDMA 1FA 신호원을 전력증폭기의 입력으로 인가하였을 때, 그 출력으로 역함수를 구현해내는 데 있어서, 정상상태 MSE 값 약 -70 dB로 기존의 알고리즘들(LMS : 약 -25 dB, RLS : 약 -60 dB) 보다 빠른 수렴성능을 보였으며, 최종 선형화 결과 제안된 알고리즘은 주파수 오프셋 ±5 MHz에서 LMS, RLS 알고리즘 보다 우수한 결과인 약 -74 dBc의 ACLR 특성을 얻었다.

제안된 알고리즘은 기존의 알고리즘들의 단점을 보완할 수 있고, 향후 실제 FPGA 구현을 통한 성능 검증이 이루어져야 하겠다.

참 고 문 헌

[1] Wei Jian, Chongxiu Yu, Jianxin Wang, Jianguo Yu, Lin Wang, "OFDM adaptive digital predistortion method combines RLS and LMS

algorithm", In *IEEE Conf. on Industrial Electronics and Applications*, pp.3900-3903, May. 2009

[2] Ermolova N.Y., Tirkkonen O., "Theoretical Characterization of Memory Polynomial Models With Gaussian Inputs", In *Signal Processing Letters, IEEE* on Vol.16, pp.651-654, 2009

[3] S. Haykin, "Adaptive Filter Theory, 4th Ed", *Prentice Hall Inc., New Jersey*, 2008

[4] S. Bazarraa, Shetty and Sherali, "Nonlinear Programming: Theory and Algorithms", *John Wiley & Sons, Inc.*, 2006

[5] Carayannis G., Manolakis D., Kalouptsidis N., "A fast sequential algorithm for least-squares filtering and prediction" *IEEE Trans. Acoust. Speech and Sig. Process.*, Vol.31, No.6, pp.1394-1402, Dec. 1983

[6] 김영호, "인접투사 적응 알고리즘을 이용한 디지털 전치왜곡 선형화기 설계에 관한 연구", 석사학위 논문, 광운대학교, 2009

[7] Palanisamy, P.; Kalyanasundaram, N.; "A New Fast Convergence Adaptive Algorithm", *Signal Processing, Communications and Networking, ICSCN '07. International Conference* pp. 145-148, 2007.

김 희 곤(Hee-Gon Kim)

준회원



2008년 8월 :
강남대학교 전자공학과 졸업
2008년 9월~현재 : 광운대학교
임베디드SW 공학과 석사과정

<관심분야> DSP, RF system

홍 의 석(Ui-Seok Hong)

종신회원



1982년 11월 : 독일 Aachen 공대
전자 공학과 박사
2001년 1월~2001년 12월 :
한국통신학회 회장
2002년 5월~2003년 12월 :
한국ITS학회 초대회장
1973년 3월~현재 : 광운대학교
전자공학부 교수

<관심분야> RF system, Antenna

장 정 석(Jeong-Seok Jang)

정회원



2008년 2월 :
광운대학교 전파공학과 석사
2008년 2월~현재 :
광운대학교 전파공학과 박사

<관심분야> LPA

최 용 규(Yong-Gyu Choi)

정회원



1997년 2월 :
호원대학교 정보통신공학과 졸업
2009년 8월 :
광운대학교 정보통신대학원 석사
2009년 9월~현재 :
광운대학교 전파공학과 박사과정
1999년~현재 : 한국공항공사
R&D 사업센터 선임연구원

<관심분야> Aviation Navigation Aid System Integration

강 동 진(Dong-Jin Kang)

정회원



1993년 4월~1995년 6월 :
정보통신부 전파연구소
1996년 5월~2000년 7월 :
강원이동통신
2003년 2월 :
광운대학교 전파공학과 석사
2008년 8월 :
광운대학교 전파공학과 박사
2000년 8월~현재 : 한국 정보통신기능대학 교수

<관심분야> RF system