
비선형 앰프의 선형화를 위한 다항식 기반 직접 학습 방식의 디지털 사전왜곡 기법

정 의 립*

A New Polynomial Digital Predistortion Method Based on Direct Learning for Linearizing
Nonlinear Power Amplifier

Eui-Rim Jeong*

요 약

본 논문에서는 비선형 앰프를 선형화 하는 다항식에 기반한 사전왜곡 알고리즘을 제안한다. 제안된 방식은 기존의 다항식 기반 방식과는 다르게 사후왜곡기의 도움 없이 직접 학습 방식으로 사전왜곡 계수를 추정한다. 먼저 앰프의 특성이 부분 선형으로 가정하여 알고리즘이 유도되고, 다음에 이 알고리즘을 앰프에 대한 어떠한 가정이 필요 없는 구조로 변경한다. 제안된 사전왜곡기는 복소 계수를 가지는 다항식으로 구성되며 다항식의 계수는 RLS(recursive least squares)에 기반하여 찾게 된다. 컴퓨터 모의실험에 의하면 제안된 직접방식의 알고리즘이 기존의 간접 학습 방식에 비해 앰프의 초기 계수나 포화 영역에서 강인한 특성을 보인다.

ABSTRACT

A new polynomial-based predistortion method for linearizing nonlinear power amplifier is proposed. The proposed method finds the predistortion parameter directly without the help of postdistorter whereas most existing polynomial-based predistortion methods calculate the predistortion parameter indirectly from the postdistorter. First, a new predistortion algorithm is derived based on the assumption that the characteristic of the amplifier is modeled by piecewise linear function. Then it is modified into a proposed method which does not require any assumption or prior knowledge of the amplifier. The proposed method is derived based on the RLS (recursive least squares) algorithm. The proposed technique is simpler to implement than the existing methods and the computer simulation demonstrates that the proposed method is more robust to the initial condition and the saturation region of the amplifier.

키워드

사전왜곡(predistortion), 직접학습방식, 전력증폭기(power amplifier), RLS, 다항식(polynomial)

I. 서 론

최근 이동통신 시스템은 제한된 주파수 자원을 이용해 여러 사용자를 지원하기 위해 CDMA(code division multiple access)나 OFDM(orthogonal frequency division multiplexing) 방식과 같은 다중화 방식을 적용하고 있다.

이러한 신호들은 진폭의 변동폭이 크기 때문에 이를 증폭하기 위해서는 선형 앰프가 필요하게 된다. 하지만 일반적인 클래스A, A/B 앰프인 경우에도 AM-AM, AM-PM으로 표현되는 앰프의 비선형 특성을 피할 수 없으며 이는 인접채널 간섭 및 시스템 성능 저하를 발생시킬 수 있기 때문에 이를 해결해야 한다. 한가지 방법으로

* 한국과학기술원

앰프의 출력을 포화전력 (saturation power)보다 훨씬 작게 사용하는 것을 고려할 수 있는데 이는 앰프의 효율이 낮고 큰 포화출력의 앰프 설계가 요구되기 때문에 바람직하지 않다.

이러한 문제를 해결하기 위한 보다 진보된 방법은 사전왜곡을 이용하여 앰프를 선형화 하는 것이다[1]-[9]. 사전왜곡 방식은 앰프 앞 단에 앰프의 AM-AM, AM-PM 특성과 역함수의 관계를 가지는 사전왜곡기를 구현함으로써 사전왜곡기와 앰프의 결합특성이 선형이 되도록 하는 것이 목적이다. 이 때 사전왜곡기는 일반적으로 기저대역에서 디지털 방식으로 구현되며 적응형 알고리즘을 적용하여 사전왜곡 특성을 찾는다. 왜냐하면 앰프의 특성은 시간, 온도, 입력신호의 전력, 사용 반송파 주파수 등에 의해 달라질 수 있기 때문에 이를 시간에 따라 적응적으로 보상해야 하기 때문이다.

디지털 사전왜곡 알고리즘은 크게 검색 테이블 (lookup table)을 이용하는 방식[1]-[4]과 다항식을 이용하는 방식[5]-[9]으로 구분할 수 있다. 검색 테이블 방식은 사전왜곡기의 특성을 부분 선형(piecewise linear)으로 가정하여 구현하는데 사전왜곡기 입력 신호의 크기 (magnitude)를 양자화 하여 양자화 된 값에 해당하는 사전왜곡 검색 테이블 값을 읽어 온 신호에 곱하는 형태로 구성된다. 이러한 검색 테이블 방식에서 충분한 성능을 얻기 위해서는 검색 테이블의 크기가 커져야 하며 전체 검색 테이블 값이 수렴하는데 많은 시간이 요구되는 단점이 있다. 이에 반해 다항식을 이용하는 방식은 비선형인 사전왜곡 특성을 다항식으로 모델링하여 구현하는데 수렴속도가 검색 테이블 방식보다 빠르다는 장점이 있다. 대부분의 다항식 방식은 앰프 다음 단에 사후왜곡기를 도입하고 이를 훈련시킨 다음 이 계수를 다시 사전왜곡기에 이용하는 간접 학습방식을 이용한다 [5]-[9]. 이들 방식에서는 앰프와 사후왜곡기의 결합특성이 선형이 되도록 사후왜곡기의 다항식을 적응형 알고리즘을 통해 찾는다. 하지만, 비선형 시스템은 일반적으로 교환법칙이 성립하지 않기 때문에 앰프-사후왜곡기가 선형화 되더라도, 이 사후왜곡기 계수가 사전왜곡기-앰프를 선형화 할 수 없을 수 있다 [6]. 실제로 모의실험 결과에 의하면 앰프의 포화 영역 근처의 동작에서 사후왜곡기가 민감하게 동작하여 발산할 수 있음이 관찰되었고 초기 사전왜곡 계수에 의해서도 수렴 성능이 큰 영향을 받는 것으로 관찰되었다. 또한, 최근에 직접학습 방식에

기반한 사전왜곡기가 개발되었으나 이 방식들은 사전왜곡기 외에 앰프 특성을 추정하기 위한 블록이 추가로 필요하기 때문에 간접학습 방식보다 복잡한 구조를 가진다 [14].

본 논문에서는 직접 학습 방식에 기반한 새로운 적응형 사전왜곡 알고리즘을 제안한다. 제안된 방식 역시 다항식으로 구성되며 그 계수는 RLS (recursive least squares) 알고리즘을 이용하여 적용된다. 제안된 방식은 송신 신호와 되먹임(feedback) 된 앰프 출력 신호로부터 곧바로 사전왜곡 다항식을 얻는 직접 학습 방식을 취한다. 이때 앰프의 비선형 함수를 부분 선형 모델로 가정하고 알고리즘을 유도하는데, 제안된 알고리즘은 각 선형 부분의 기울기를 필요로 한다. 하지만 이 기울기가 앰프의 입출력 신호의 관계에 의해 구해질 수 있음에 착안하여, 최종적으로 앰프에 대한 어떠한 사전 정보 필요 없이 동작하는 사전왜곡기를 개발한다. 따라서 기존의 간접 방식 및 앰프 특성을 추정해야만 하는 기존 직접방식보다 구조가 간단하다. 모의실험에 의하면 기존의 간접 학습 방식에 비해 포화 영역에서 더 안정된 특성을 보이며 초기 탭 계수에도 덜 민감하게 동작한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II 장에서는 본 논문에서 다루는 사전왜곡 시스템 구조에 대해 설명하고 III 장에서는 새로운 다항식 기반의 사전왜곡 알고리즘을 제안한다. IV 장에서는 모의실험을 통하여 제안된 방식의 성능을 보인다. 끝으로 V 장에서 결론을 맺는다.

II. 사전왜곡 시스템 모델

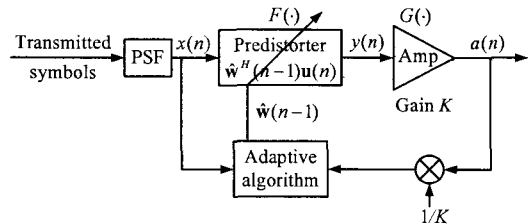


그림 1. 직접 학습 방식의 사전왜곡 송신기 블록도
Fig. 1. Block diagram of direct learning predistorter

그림 1은 본 논문에서 사용된 직접 학습 방식을 채택한 사전왜곡 송신기의 모델을 나타낸다. 그림과 같이 직접 학습 방식의 사전왜곡기는 송신할 신호와 앰프 출력에

서 되먹임 된 신호로부터 사전왜곡 특성을 곧바로 찾는다. 전체적인 사전왜곡 송신기의 동작은 다음과 같다. 송신할 심볼은 파형성형 여파기(PSF: pulse shaping filter)를 통하여 대역이 제한되고 대역이 제한된 신호 $x(n)$ 은 사전 왜곡기에 의해 $y(n)$ 으로 변환된다. $y(n)$ 은 이득이 K 인 앰프에 의해 증폭이 되어 $a(n)$ 의 출력이 되고 앰프의 이득으로 나누어진 되먹임 신호는 적응형 알고리즘 블록의 입력이 된다. 적응형 알고리즘은 송신할 신호 $x(n)$ 과 이득으로 나누어진 앰프 출력 $a(n)/K$ 이 같아지도록 사전왜곡 특성을 찾게 된다.

본 논문에서는 앰프가 기억을 가지지 않는다고(memoryless) 가정하는데 이러한 앰프는 AM-AM, AM-PM으로 그의 특성을 나타낼 수 있다 [13]. AM-AM 특성은 앰프 입력 신호의 크기와 출력 신호의 크기와의 관계를 나타내는 함수이고 AM-PM 특성은 앰프 입력 신호의 크기와 출력 신호의 위상과의 관계를 나타내는 함수이다. 본 논문에서는 실수값을 가지는 이들 두 함수를 구분하지 않고 복소수 값을 가지는 하나의 함수 G 로 정의한다. 이에 따라 앰프의 출력 $a(n)$ 은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$a(n) = G(y(n)) \tag{1}$$

마찬가지로 사전왜곡기를 함수 F 로 정의하면 이의 출력은 식 (2)와 같이 나타낼 수 있으므로

$$y(n) = F(x(n)) \tag{2}$$

사전왜곡기가 이상적으로 동작한다면 식 (1)과 식 (2)로부터 다음이 성립해야 한다.

$$a(n) = G(F(x(n))) = Kx(n) \tag{3}$$

따라서 본 논문의 목적은 식 (3)을 성립하도록 하는 사전왜곡 특성 F 를 찾는 것이다.

III. 다항식 기반의 RLS 사전왜곡 알고리즘

사전왜곡기를 차수 P 의 복소 다항식으로 구현한다면

사전왜곡기는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$F(x(n)) = \sum_{p=0}^P w_p^*(n)x(n)|x(n)|^p = \mathbf{w}^H(n)\mathbf{u}(n) \tag{4}$$

여기에서

$$\mathbf{w}(n) = [w_0(n), w_1(n), \dots, w_P(n)]^T$$

$$\mathbf{u}(n) = x(n)[|x(n)|^0, |x(n)|^1, \dots, |x(n)|^P]^T$$

이다. 따라서 식 (4)를 식 (3)에 대입하면 앰프 출력 $a(n)$ 은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$a(n) = G(\mathbf{w}^H(n)\mathbf{u}(n)) \tag{5}$$

만약 사전 왜곡기가 이상적으로 동작한다면 앰프 출력은 $Kx(n)$ 이 되고 이때의 앰프 입력신호는 $G^{-1}(Kx(n))$ 와 같이 나타낼 수 있다. 물론 $G^{-1}(Kx(n))$ 은 사전왜곡기의 이상적인 출력신호가 된다. 본 논문에서는 RLS 알고리즘을 유도하기 위한 에리신호를 사전왜곡기의 이상적인 출력 $G^{-1}(Kx(n))$ 과 실제 출력 $\mathbf{w}^H(n)\mathbf{u}(n)$ 의 차이로 정의한다. 즉,

$$e(n) = G^{-1}(Kx(n)) - \mathbf{w}^H(n)\mathbf{u}(n) \tag{6}$$

식 (6)의 에리신호로부터 앞으로 최소화 해야할 비용 함수(cost function)는 다음과 같이 에리 자승의 합으로 정의한다.

$$\varepsilon(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} |e(i)|^2 \tag{7}$$

λ 는 잊음계수(forgetting factor)로써 0과 1사이의 값을 가진다. 이는 과거 에리 값보다 현재의 에리 값에 더가 중치를 주는 의미가 있다. $\varepsilon(n)$ 은 탭 계수 $w_p(n)$ ($p=0, \dots, P$)에 대해 2차 함수(quadratic function)이므로 최적의 탭 계수를 구하기 위해 $\varepsilon(n)$ 를 탭 계수에 대해 미분하고 0으로 놓으면 다음과 같은 정규식(normal equation)을 얻을 수 있다.

$$\Phi(n)\hat{\mathbf{w}}(n) = \mathbf{z}(n) \tag{8}$$

여기에서 $\hat{\mathbf{w}}(n)$ 은 $\varepsilon(n)$ 이 최소가 되는 탭 계수 벡터를 의미하고 $\Phi(n)$ 와 $\mathbf{z}(n)$ 은 다음과 같이 정의된다.

$$\Phi(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \mathbf{u}(n) \mathbf{u}^H(i)$$

$$\mathbf{z}(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \mathbf{u}(i) G^{-1*}(Kx(i))$$

더 나아가 식 (8)에서 $\hat{\mathbf{w}}(n)$ 을 구하기 위해 $\Phi(n)$ 의 역함수를 직접 구하는 대신 회귀적인(recursive) 방법을 이용하면[12, pp.565-569] RLS 사전왜곡 알고리즘은 다음과 같이 유도될 수 있다.

$$\boldsymbol{\kappa}(n) = \frac{\lambda^{-1} \mathbf{Q}(n-1) \mathbf{u}(n)}{1 + \lambda^{-1} \mathbf{u}^H(n) \mathbf{Q}(n-1) \mathbf{u}(n)} \quad (9)$$

$$\xi(n) = G^{-1}(Kx(n)) - \hat{\mathbf{w}}^H(n-1) \mathbf{u}(n) \quad (10)$$

$$\hat{\mathbf{w}}^H(n) = \hat{\mathbf{w}}^H(n-1) + \boldsymbol{\kappa}(n) \xi^*(n) \quad (11)$$

$$\mathbf{Q}(n) = \lambda^{-1} \mathbf{Q}(n-1) - \lambda^{-1} \boldsymbol{\kappa}(n) \mathbf{u}^H(n) \mathbf{Q}(n-1) \quad (12)$$

하지만 식 (9) - 식 (12)의 RLS 사전왜곡 알고리즘은 실제 적용하기 힘든 문제가 있다. 에러를 구하는 식 (10)의 과정에서 $G^{-1}(Kx(n))$ 값이 필요한데 앰프 특성의 역함수는 실제로 알 수 없기 때문이다. 따라서 실용적인 사전왜곡 알고리즘을 유도하기 위해 앰프 특성함수 G 에 대해 다음과 같은 근사를 한다.

근사1: 앰프특성 $G(\cdot)$ 를 그림 2와 같이 M 개의 영역을 갖는 부분 선형 함수로 근사 한다. 따라서 앰프 입력 신호 $y(n)$ 이 m 번째 영역에 있을 때, $G(y(n))$ 은 다음과 같이 표현된다.

$$G_m(y(n)) \approx K_m(y(n) - a_m) + c_m, \quad 1 \leq m \leq M, \quad (13)$$

또한 이의 역함수는 다음과 같다.

$$G_m^{-1}(y(n)) \approx \frac{1}{K_m}(y(n) - c_m) + a_m, \quad 1 \leq m \leq M, \quad (14)$$

여기에서 K_m, a_m 그리고 c_m 은 각각 M 번째 영역의 기울기, 입력과 출력의 절편을 나타낸다.

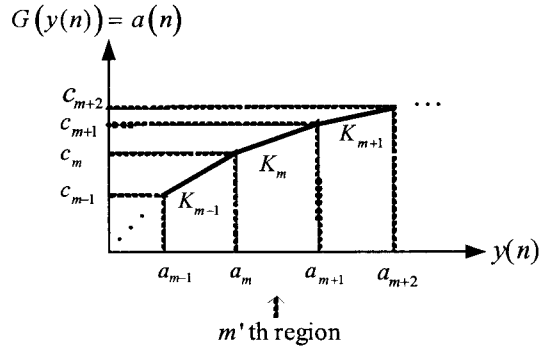


그림 2. 앰프 특성에 대한 부분 선형 모델
Fig. 2. Piece-wise linear model for amplifier characteristic

근사1로부터 앰프 입력신호가 m 번째 영역에 위치한다면 식 (10)의 $\xi(n)$ 은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} \xi(n) &= G^{-1}(Kx(n)) - \mathbf{w}^H(n-1) \mathbf{u}(n) \\ &\approx \frac{Kx(n)}{K_m} - \frac{c_m}{K_m} + a_m - \mathbf{w}^H(n-1) \mathbf{u}(n) \\ &= \frac{1}{K_m} \left(Kx(n) - \overbrace{\left(K_m (\mathbf{w}^H(n-1) \mathbf{u}(n) - a_m) + c_m \right)}^{\approx a(n)} \right) \\ &\approx \frac{1}{K_m} (Kx(n) - a(n)). \end{aligned} \quad (15)$$

따라서 식 (10)의 전치에러 $\xi(n)$ 을 구하기 위해서 앰프 특성의 역함수 대신 각 영역의 기울기 K_m 만 필요할 수 있다. 더 나아가 K_m 도 앰프 입력과 출력을 통해 추정할 수 있다. 과형성형필터의 과표본 비율이 상당히 높다고 가정하면 시간 n 에서의 기울기를 다음과 같이 구할 수 있다.

$$K_m(n) = \frac{a(n) - a(n-1)}{y(n) - y(n-1)} \quad (16)$$

단, $y(n) = y(n-1)$ 인 경우와 $a(n) = a(n-1)$ 의 경우에 기울기 계산이 제대로 이루어 지지 않는 점을 고려하여 다음과 같이 K_m 을 구하는 방법을 제안한다.

$$K_m(n) = \begin{cases} \frac{a(n) - a(n-1)}{y(n) - y(n-1)}, & \text{for } y(n) \neq y(n-1) \\ K_m(n-1) & \text{for } y(n) = y(n-1) \\ & \text{or } a(n) = a(n-1) \end{cases} \quad (17)$$

결국 새롭게 변형된 전치에러 계산에서는 앰프 특성에 대한 어떠한 정보도 필요하지 않게 된다. 표 1은 제안하는 직접 방식 사전왜곡 알고리즘을 요약한다.

표 1. 제안된 사전왜곡 방식 1
Table 1. Proposed predistortion method

<p>알고리즘 초기화</p> <p>$Q(n) = c^{-1}I, \quad c = \text{small positive constant}$</p> <p>$\hat{w}(0) = [0, 0, \dots, 0]^T$</p> <p>$n=1, 2, \dots$에 대해서 다음 계산을 수행한다.</p> <p>$\kappa(n) = \frac{\lambda^{-1}Q(n-1)u(n)}{1 + \lambda^{-1}u^H(n)Q(n-1)u(n)}$</p> <p>$\xi(n) = \frac{K}{K_m(n)} \left(x(n) - \frac{a(n)}{K} \right) \text{ where}$</p> <p>$K_m(n) = \begin{cases} K_m(n-1), & y(n) = y(n-1), \text{ or} \\ & a(n) = a(n-1) \\ \frac{a(n) - a(n-1)}{y(n) - y(n-1)}, & \text{otherwise} \end{cases}$</p> <p>$\hat{w}^H(n) = \hat{w}^H(n-1) + \kappa(n)\xi^*(n)$</p> <p>$Q(n) = \lambda^{-1}Q(n-1) - \lambda^{-1}\kappa(n)u^H(n)Q(n-1)$</p>
--

부분 선형 모델의 한가지 극단적인 경우로 앰프 전체를 하나의 기울기를 가지는 직선으로 모델링 하는 경우

도 생각할 수 있다. 만약 이 모델의 기울기가 앰프 이득인 K 와 유사하다고 가정하면 전치에러를 구하는 식은 다음과 같이 간략하게 나타낼 수 있다.

$$\xi(n) = x(n) - \frac{a(n)}{K} \quad (18)$$

이 경우 역시 앰프에 대한 어떠한 정보도 필요치 않고 앞서 제안한 방법보다 더 간단하다. 식 (18)의 전치에러를 적용한 사전왜곡 방식을 앞으로 제안된 사전왜곡 방식 2 라고 부른다.

IV. 제안된 사전 왜곡 방식과 기존 방식의 구조 비교

먼저 제안된 사전 왜곡 방식과 검색 테이블에 기반한 기존의 방식들과는 많은 차이가 있다. 제안된 사전 왜곡 방식은 비선형인 사전왜곡 특성을 하나의 다항식으로 구현하는 반면에 검색 테이블에 기반한 방식들은 사전 왜곡 특성을 부분부분으로 나누어 각 부분 내에서는 선형으로 가정하여 구현한다. 이에 따라 검색 테이블 방식은 각 부분 별로 1 탭 적용 알고리즘을 구현하면 되기 때문에 연산량이 작은 장점이 있다. 하지만 부분 선형으로 구현하는 검색 테이블 방식과 실제 이상적인 사전 왜곡 특성 사이에 양자잡음(quantization noise)이 발생할 수 있기 때문에 충분한 성능을 얻기 위해서는 테이블의 크기가 커져야 하고 이에 비례하여 이러한 테이블 값을 저장하는 공간 및 테이블 크기만큼 독립적으로 필요한 적응 알고리즘을 수행하기 위하여 저장하여야 하는 변수들을 위한 저장 공간이 커져야 하는 단점이 있다. 뿐만 아니라 전체 테이블 값이 수렴하는데 많은 시간이 소요될 수 있다. 이에 비해 다항식에 기반한 사전왜곡 방식은 사전 왜곡 특성을 하나의 다항식으로 구현하기 때문에 적응 알고리즘이 여러 탭을 가지게 되고 이 탭을 찾기 위한 연산량 및 사전왜곡을 위한 연산량이 검색 테이블 방식에 비해 크지만 탭 계수나 적응형 알고리즘에 필요한 저장 공간은 검색 테이블 방식에 비해 훨씬 작고 무엇보다도 수렴시간이 짧은 것이 큰 장점이다.

제안된 사전왜곡 방식은 다항식에 기반한 기존의 사

전왜곡 방식들 [7]-[9], [14]과도 구현 구조 측면에서 차이가 있다. 그림 3(a)의 제안된 방식의 구조와 그림 3(b)와 3(c)의 [7]-[9]와 [14]에서 제안된 방식을 비교하면 [7]-[9]의 방식에서는 사전왜곡기 외에도 사후왜곡기를 구현해야 한다. 적응 알고리즘을 이용해 사후왜곡기를 먼저 찾고 그 다음에 이를 사전왜곡기에 복사하는 형태를 취하고 있다. 따라서 먼저 행해지는 동작은 그림 3의 (b)에서 처럼 사전왜곡기의 출력신호와 사후왜곡기를 거친 앰프의 되먹임 신호의 차이가 작아지도록 적응알고리즘을 동작하는 것이다. 이 때 사전/사후 왜곡기의 초기값이 $[0, 0, \dots, 0]^T$, 즉, 0 벡터일 경우 0이 아닌 신호가 사전왜곡기로 입력되더라도 사전왜곡기의 출력이 0이 되고 역시 사후왜곡기를 통과한 앰프의 되먹임 신호도 0이 된다. 이 경우 두 신호의 차이가 0이기 때문에 적응알고리즘이 동작하지 않는다. 즉, 0 벡터도 [7]-[9]의 구조에서는 하나의 답이 된다. 일반적으로 RLS 알고리즘의 초기값으로 많이 쓰이는 0 벡터를 초기 값으로 쓸 수 없기 때문에 적절한 초기값을 잘 선택해 줘야 한다. 반면 제안된 방식의 경우 사전왜곡기의 초기값을 0 벡터로 설정하더라도 사전왜곡기의 입력값과 앰프로부터의 되먹임 신호를 직접 비교하기 때문에 정상적으로 적응 알고리즘이 동작한다. 실제로 V 장에서는 이를 증명하는 모의실험 결과를 보인다. 반면, 그림 3의 (c)에서 보이는 [14]의 직접학습 구조의 경우에는 앰프 특성에 대한 추정을 필요로 한다. 다음에 추정된 앰프 특성으로부터 사전왜곡 특성을 찾아가는 두 단계를 거쳐 사전왜곡 특성을 찾게 된다. 결국, 앰프에 대한 모델 오차가 사전왜곡 특성을 열화시키기 때문에 앰프 모델링이 중요하다. 이에 반해, 제안된 직접 방식이나 [7]-[9]의 사후왜곡을 이용한 방식은 앰프 모델에 대한 어떠한 가정도 필요치 않는다.

V. 컴퓨터 모의실험

제안된 사전왜곡 알고리즘의 성능은 컴퓨터 모의실험을 통하여 확인되는데 모의실험 환경은 다음과 같다. 송신신호는 16-QAM 변조신호를 이용하였으며 파형성형은 10배 과표본된(over-sampling) Roll-off 지수 0.22의 RRC (square root raised cosine) 파형을 이용하였다.

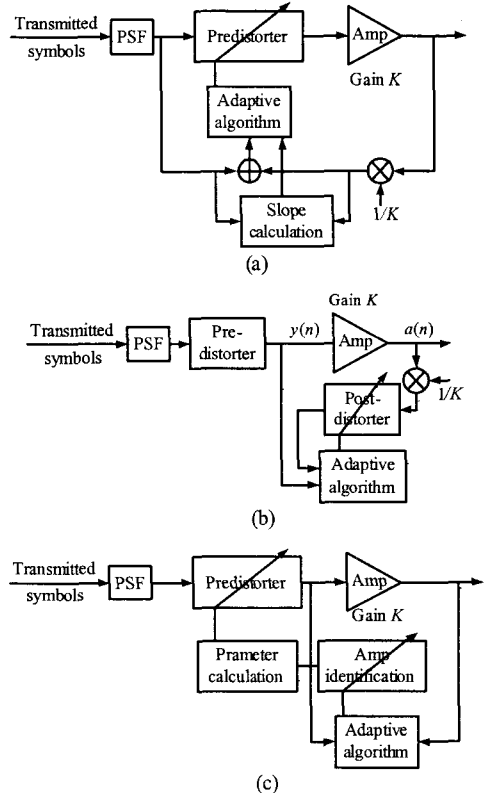


그림 3 사전왜곡 방식들의 구조비교. (a) 제안된 방식 (b) [7]-[9]에서 제안한 방식 (c) [14]에서 제안한 구조

Fig. 3. Comparison of predistorter structures. (a) proposed method (b) methods in [7]-[9] (c) method in [14]

앰프 모델은 [10]에서 제안된 모델을 사용하였는데 식 (17)와 같은 특성을 가진다. 본 앰프 모델의 이득은 1이라 가정하였다. ($K = 1$) 이 모델은 원래 위성에 쓰이는 앰프를 모델링하기 위해 만들었으나 일반 반도체 앰프 특성보다도 잘 일치하는 것으로 알려져 있다.

$$G(y(n)) = \frac{1.1y(n)}{1 + 0.3|y(n)|^2} \exp\left(j \frac{|y(n)|^2}{1 + |y(n)|^2}\right) \quad (19)$$

그림 4는 식 (19)의 앰프 모델에 대한 AM-AM, AM-PM 특성을 보인다. 점선으로 표시된 이상적인 앰프 특성에 비해 상당히 왜곡되어 있는 것을 알 수 있다.

일반적으로 사전왜곡을 적용하지 않는 경우 앰프의 순간 최대 출력이 포화 전력을 넘지 않도록 사용하고 선형성을 얻기 위해서는 포화 전력보다 훨씬 낮은 영역을 사용하는데 앰프 출력이 포화 전력에서 얼마나 떨어져 있는지를 나타내기 위해 앰프 출력에서 포화 전력과 신호의 순간 최대 출력과의 비를 PBO(peak back-off)라고 정의한다[1]. PBO는 신호가 앰프에 의해 포화되지 않도록 출력을 포화전력에서 후퇴(back-off)시키는 값이기 때문에 $PBO \geq 0dB$ 이면 신호가 포화되는 상황이 발생하지 않고 $PBO < 0dB$ 이면 신호의 일부가 앰프에 의해 포화되는 상황이 발생하게 된다.

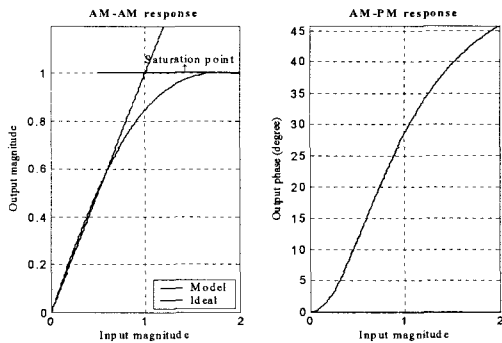


그림 4. 앰프 모델의 AM-AM, AM-PM 특성
Fig. 4. AM-AM and AM-PM characteristic for amplifier model

그림 5는 사전왜곡 알고리즘을 적용했을 때 $|x(n) - a(n)/K|^2$ 에 대한 학습 곡선을 보인다. 본 모의실험에서 RLS 알고리즘의 잊음 계수는 $0.95(\lambda=0.95)$, PBO는 1.5dB로 설정하였다. 기존의 방식과 비교하기 위해 간접 학습 방식 역시 같이 모의실험을 수행하였는데 현재 간접 학습 방식 중 널리 사용되고 있는 그림 3(b)의 방식을 채택하였다 [7]-[9]. [14]의 직접 학습 방식은 앰프 모델링이 사전왜곡 성능에 큰 영향을 미치는데, 이에 대한 성능을 보는 것이 본 논문의 방향과 맞지 않아 비교 대상에서 제외하였다. 제안된 방식 및 간접 학습 방법 모두 탭 계수의 초기값으로 $[1, 0, \dots, 0]T$ 를 사용하였다. 그림 5는 500번의 독립시행에 대한 평균을 통해 얻었다. 결과에 의하면 제안된 방식 1과 간접 학습 방법이 유사한 수렴속도를 보이고 있고 제안된 방식 2는 상대적으로 더 느린 수렴 속도를 보인다. 또한 수렴 후 자승에러 값도 제안된 방식 2가 다른 방식들에 비해 조금 크게 나타

났다. 모든 방식들이 다항식 차수가 커짐에 따라 수렴 후 자승에러가 더 작아 짐을 확인할 수 있다. 그림 6은 사전 왜곡 알고리즘 수렴 후 사전왜곡 다항식 차수에 따른 스펙트럼 특성을 보인다. $P=1$ 인 사전왜곡기만 도입해도 바로 인접 주파수 대역에서 50dB 이상의 인접대역 간섭을 줄일 수 있고 P를 증가시키면 더 많은 간섭을 줄일 수 있다. 그림 5의 학습 곡선에 의하면 제안된 방식 2가 다른 방식들에 비해 자승에러가 크게 나타났으나 스펙트럼에서는 이 영향이 거의 무시되어 세 방식이 모두 유사한 성능을 보인다.

증폭기 출력에서 송신신호의 품질은 EVM (error vector magnitude) 값으로 측정될 수 있다. EVM은 다음과 같이 정의된다.

$$EVM = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N |\hat{r}(n) - r(n)|^2}{\sum_{n=1}^N |r(n)|^2}}, \quad (20)$$

여기서, $\hat{r}(n)$ 은 증폭기 출력 신호를 복조 했을 때 얻어지는 복조 신호 이고 $r(n)$ 은 $\hat{r}(n)$ 이 가져야 할 이상적인 값을 나타낸다. 따라서 EVM값이 0에 가까울수록 송신 신호의 품질이 우수함을 나타낸다. 그림 7은 PBO 값에 따른 EVM값을 보인다. PBO값은 -3~3dB까지 0.5dB 단위로 실험하였다. 모의실험 결과에 의하면 PBO 값이 -0.5dB보다 큰 경우 제안 방식들과 기존 간접학습 방식은 0.1%이내의 EVM값을 가지며, 거의 동일한 성능을 보인다. 하지만 -0.5dB보다 작은 PBO값에서, 즉 앰프가 포화영역 근처 혹은 그 이상에서 동작할 때 간접학습 방식은 성능이 크게 열화되기 시작하여 -1dB보다 작은 PBO에서는 알고리즘이 발산하여 정상적인 동작하지 않았다. 이로 인해 -0.5dB 이하에서는 EVM이 급격히 증가한다. 반면 제안 방식은 1dB 가량더 강인하게 동작하여 PBO값이 -1.5dB까지 1% 이내의 EVM값을 보인다. 기존의 간접학습 방식은 PBO에 따라 극단적으로 0.1%이내의 EVM을 나타내거나 발산하는 바람직하지 않은 특성을 보이는 반면 제안된 방식은 상대적으로 포화영역까지 더 안정적인 동작특성을 보인다. 결국 제안된 방식을 적용하면 앰프출력을 높여도 발산한 가능성이 줄어들어 성능향상과 앰프 효율을 증가를 동시에 기대할 수 있다.

그림 7는 사전왜곡기 초기 계수 값에 의한 영향을 비교한 그림이다. 사전왜곡기의 초기 다항식 벡터 $w(0)=[\alpha,0,\dots,0]^T$ 중 첫 번째 계수를 0~5까지 0.2단위로 변화시키며 충분히 수렴시킨 후 자승에러를 측정하였다. 기존 간접학습 방식은 초기 계수 값이 0 혹은 3보다 큰 값에서 수렴하지 않는 반면, 제안 방식 1, 2는 0~5 구간에서 모두 수렴하였다. 이 결과는 제안한 방식이 기존 간접학습 구조에 비해 초기값에도 매우 강인함을 보여준다.

VI. 결론

앰프의 비선형성을 보정하기 위한 다항식 기반의 사전왜곡 알고리즘이 제안되었다. 제안된 사전왜곡기는 복소 계수를 가지는 다항식으로 이루어져 있고 RLS 방식에 기반하여 유도되었다. 컴퓨터 모의실험에 의하면 초기 탭 계수 값에 민감하지 않으며 앰프의 포화영역에서도 기존의 방식보다 더 강인한 특성을 보였다.

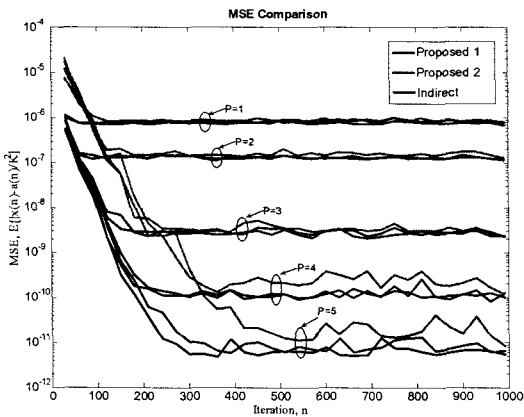


그림 5. 사전왜곡 알고리즘의 자승에러에 대한 학습곡선
Fig. 5. Learning curve for predistortion algorithms

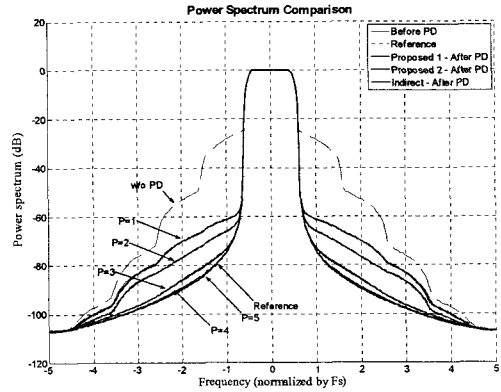


그림 6. 사전왜곡기에 의한 앰프 출력 스펙트럼
Fig. 6. Amplifier output spectrum by predistortion

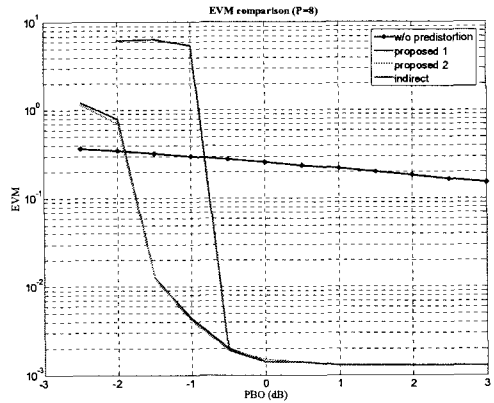


그림 7. PBO 값에 따른 EVM 특성
Fig. 7. EVM performance for various PBO values

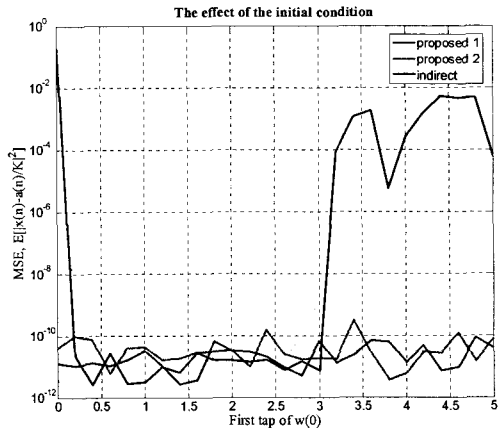


그림 8. 초기 값에 따른 사전왜곡 알고리즘의 특성
Fig. 8. Predistortion performance for various initial conditions

참고문헌

[1] J. K. Cavers, "Amplifier linearization using a digital Predistorter with fast adaptation and low memory requirements," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 39, no. 4, pp. 374-382, Nov. 1990.

[2] A. S. Wright and W. G. Durtler, "Experimental performance of an adaptive digital linearized power amplifier," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 41, no. 4, pp. 395-400, Nov. 1992.

[3] K. J. Muhonen, M. Kavehrad and R. Krishnamoorthy, "Look-up table techniques for adaptive digital predistortion: a development and comparison," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 49, no. 5, pp. 1995-2002, Sept. 2000.

[4] A. N. D'Andrea, V. Lottici and R. Reggiannini, "Efficient digital predistortion in radio relay links with nonlinear power amplifiers," *IEE Proc. Commun.*, vol. 147, no. 3, pp. 175-179, June 2000.

[5] M. Ghaderi, S. Kumar and D. E. Dodds, "Fast adaptive polynomial I and Q Predistorter with global optimization," *IEE Proc. Commun.*, vol.143, no.2, pp.78-86, Apr. 1996.

[6] Y. Qian and T. Yao, "Structure for adaptive predistortion suitable for efficient adaptive algorithm application," *Electron. Lett.*, vol.38, no.21, pp.1282-1283, Oct. 2002.

[7] R. Marsalek, P. Jardin, and G. Baudoin, "From post-distortion to pre-distortion for power amplifiers linearization," *IEEE Commun. Letters*, vol.7, no.7, pp.308-310, July 2003.

[8] C. Eun and E. J. Powers, "A new volterra predistorter based on the indirect learning architecture," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 45, no. 1, pp. 223-227, Jan. 1997.

[9] L. Ding, G. T. Zhou, D. R. Morgan, Z. Ma, S. Kenney, J. Kim, and C. R. Giardina, "A robust digital baseband predistorter constructed using memory polynomials," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 52, no.1, pp. 159-165, Jan. 2004.

[10] A. A. M. Saleh, "Frequency-independent and

frequency-dependent nonlinear models of TWT amplifiers," *IEEE Trans. Commun.*, vol.COM-29, no.11, pp.1715-1720, Nov. 1981.

[11] 3GPP TS 25.141 (V4.2.0), "Base station conformance testing (FDD)," Sept. 2001. [Online] available at: http://www.3gpp.org/ftp/Specs/2003-12/Rel-6/25_series/25141-640.zip

[12] S. Haykin, *Adaptive filter theory*, Prentice Hall, 1996.

[13] N. Potheary, *Feedforward linear power amplifier*, Artech House, 1999.

[14] D. Zhou and V.E. DeBrunner, "Novel adaptive nonlinear predistorters based on the direct learning algorithm," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 55, no. 1, pp. 120-133, Jan. 2007.

저자소개

정 의 림(Eui-Rim Jeong)



1995년 KAIST 전기및전자공학과 학사
 1997년 KAIST 전기및전자공학과 석사
 2001년 KAIST 전기및전자공학과 박사
 2001~2005년 현대시스콤 선임연구원
 2005~현재: 한국과학기술원 전자전산학과 초빙교수
 ※관심분야: 통신 신호처리, 무선 통신시스템 transceiver 설계, 동기 및 추정