

# 통계적 경사 근사법에 의한 채널 인식 및 전치 보상기의 설계

정회원 인민교\*, 은창수\*\*, 김용진\*

## Channel Identification and Predistorter Design Using Stochastic Gradient Method

Minkyoo In\*, Changsoo Eun\*\*, Yongjin-Kim\* *Regular Members*

### 요 약

이 논문은 선형 송·수신 필터의 메모리와 증폭기의 비선형성에 기인하는, 메모리 있는 비선형 시스템의 인식 (identification)과 보상에 대해 다룬다. 이와 같은 비선형 시스템은 메모리가 있는 두개의 선형 시스템 사이에 메모리 없는 비선형 시스템이 있는 것으로 모델링할 수 있으며, 통계적 경사 근사법(stochastic gradient method)으로 선형 시스템의 필터 계수와, 다항식으로 표현되는 비선형 시스템의 계수를 구한다. 이렇게 모델링 되는 통신 채널은 통계적 경사 근사법과 간접 학습 구조를 사용하여 전치 보상기를 설계함으로써 보상한다. 여기서 제시한 비선형 보상 방법은 특정한 통신 채널 모델이 필요 없으며, 적응적으로도 적용이 가능하다.

### ABSTRACT

We present the identification and compensation method for non-linear systems with memory which arise due to the transmit/receive filters and the non-linearity of a power amplifier. Such a non-linear system can be modeled as a linear system, a memory-less nonlinear system, and a linear system cascaded sequentially. We obtain the filter coefficients of the linear systems and the coefficients of a polynomial approximating the memory-less non-linear system through the stochastic gradient method (SGM). We compensate for a non-linear communication system that can be modeled as above with a predistorter using the same method SGM and the indirect learning architecture. The non-linear compensation method presented here does not need a specific modeling scheme and can be applied adaptively.

### I. 서 론

통신 시스템에서 전력 효율 증대를 위하여 전력 증폭기의 입력 전력을 증가시키면, 증폭기는 포화영역에서 동작하게 되고 비선형 왜곡이 발생한다. 이러한 비선형 왜곡은 출력 신호의 주파수 대역을 확장 시키거나, 필터 통과와 작용으로 인하여 출력 신호를 복잡하게 왜곡 시킨다. 전력 증폭기는 출력 전력에 한계가 있으므로 포화영역에 도달하면 선형성

을 잃게 되어 출력 신호의 파형을 왜곡 시키는데 이를 AM/AM 왜곡이라 한다. 또한 신호의 전력 레벨에 따라 반송파의 위상이 변하는 현상이 나타나는데 이것을 AM/PM 왜곡이라 한다. 이러한 비선형성의 영향을 줄이는 방법으로는 증폭기의 입력 전력 백-오프를 크게하는 방법이 있으나 이는 전력 사용의 효율성을 감소 시킨다. 전력을 효율적으로 이용하면서 비선형성을 보상할 수 있는 장치로 등화기와 전치 보상기가 있는데, 등화기는 수신측에서

\* 한국전자통신연구원 차세대인터넷표준연구팀(mkin@etri.re.kr, yjkim@pec.etri.re.kr)

\*\* 충남대학교 정보통신공학과(eun@ieee.org)

논문번호: 00383-1004, 접수일자: 2000년 10월 4일

비선형 왜곡된 신호를 보상하는 것이고 전치 보상은 비선형 왜곡이 발생하기 전에 역으로 왜곡시키는 방법이다.

지금까지의 보상 방법으로는, 수신단에서 블레라 채널 모델과 비터비 알고리즘을 이용한 보상 기법 등을 이용하는 등화기<sup>[1]</sup>, MMSE (minimum mean-squared error)를 사용하는 아날로그 전치 보상기 등의 보상기법<sup>[2]</sup>, 비선형성을 갖는 증폭기의 전단에 LUT(look up table)을 두어 LMS 알고리즘에 의해 내용을 수정하는 방법의 전치 보상기<sup>[3]</sup>, 등이 발표되었다. 등화기를 사용할 경우에는 잡음 상승 효과(noise enhancement effect)의 문제가 발생할 수 있고, LUT를 이용한 비선형 보상은 고속의 업데이트가 요구되며, 아날로그 전치 보상기의 경우는 구현이 어렵다는 단점이 있다.

이 논문에서는 통신 시스템 상에서 발생하는 비선형성에 대해 간접 학습 비선형 전치 보상 방식<sup>[4]</sup>과, 통계적 경사 근사법(stochastic gradient method)<sup>[4]</sup>을 이용한 시스템의 인식(identification)과 비선형성 보상에 대해 논한다. 논문에서 고려하는 시스템 모델은 송신측 선형 시스템과 비선형 시스템이 연결된 Winer model을 적용한 통신 시스템의 보상<sup>[3]</sup>과는 달리 수신측까지를 고려한 모델이며, 시스템에 대한 인식 과정 없이도 전치 보상기의 설계가 가능한 구조를 지니고 있다.

논문 II장 1절에서는 메모리를 갖는 비선형 시스템의 특성과 BPSK 신호를 이용한 채널 인식에 대해 논의하고, II장 2절에서 메모리를 갖는 비선형 시스템에 대한 보상에 대해 논의 한다. II장 3절에서는 선형 등화기와 본 논문에서 제안한 비선형 전치 보상기와의 성능을 비교 분석하며, III장에서 본 논문의 결론을 제시한다.

## II. 본론

### 1. 메모리 있는 비선형 통신 시스템의 인식

#### 1.1 메모리 있는 비선형 시스템

1990년 Bendat은 메모리 있는 비선형 시스템을, 메모리를 갖지 않은 비선형 시스템의 앞이나 뒤 또는, 앞과 뒤에 메모리를 갖는 선형 시스템이 직렬 연결된 모델로 정의하였다<sup>[5]</sup>. 본 논문에서 사용한 비선형 모델은 이에 기초한 것으로, 통신 채널에서 디지털 신호가 송수신 필터를 거치는 동안 메모리를 갖게 되고 전력 증폭기 등을 통과하면서 비선형

성을 갖게 된다. 수신기의 샘플링 과정에서 정확한 동기가 이루어질 경우 메모리의 영향은 나타나지 않지만 실제 시스템에서는 완벽한 샘플링 시점을 찾아내기가 거의 불가능하다. 따라서 전체 시스템은 메모리가 있는 비선형 시스템을 이루게 된다. 그림 1에 이러한 시스템의 구성도를 보였다. 선형 시스템  $h$ 는 송신 필터의 영향을, 비선형 시스템  $\sigma$ 는 전력 증폭기의 영향을, 선형 시스템  $g$ 는 수신 필터의 영향을 각각 나타내며, 채널의 영향은 고려하지 않았다.

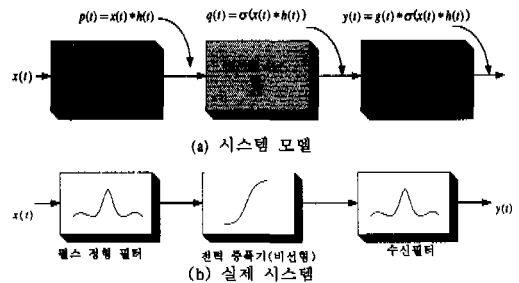


그림 1. 통신 시스템의 구성 (a) 모델 (b) 실제.

첫번째 시스템 출력  $p(t)$ 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$p(t) = h(t) * x(t) \tag{1}$$

$x(t)$ 는 시스템의 입력 신호이고,  $h(t)$ 는 선형 시스템의 임펄스 응답이며,  $*$ 는 컨볼루션을 나타낸다. 시스템을 이산 시간 영역(또는 샘플된 영역)에서 표현하면 선형 시스템의 출력은 식 (2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$p[n] = \sum_{k=-\beta}^{\alpha} h_k x[n-k] \tag{2}$$

$K$ 를 이산 시간 영역에서 임펄스 응답의 샘플 개수라 정의 하면, 위식에서  $K = \alpha + \beta + 1$ 이고  $h_k$ 는 선형 시스템 필터 계수를 의미한다.  $\alpha$  값과  $\beta$  값은 현시점의 신호에 영향을 미치는 과거의 신호와 미래의 신호의 범위를 의미한다. 두 번째 시스템은 식 (3)과 같이 메모리 없는 3차 다항식 모델로 근사화 시킬 수 있다.

$$q[n] = a_1 p[n] + a_3 p^3[n] \tag{3}$$

세 번째 시스템 출력을 이산 시간 영역에서 식

(4)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned}
 y[n] &= g[n] * q[n] = \sum_{l=-\mu}^{\nu} g_l[n-l] \\
 &= \sum_{l=-\mu}^{\nu} g_l \left( a_1 \sum_{k=-\beta}^{\alpha} h_k x[n-l-k] \right. \\
 &\quad \left. + a_3 \left( \sum_{k=-\beta}^{\alpha} h_k x[n-l-k] \right)^3 \right)
 \end{aligned} \tag{4}$$

L을 선형 시스템 g의 이산 시간 영역에서의 임펄스 응답의 샘플 개수라 정의하면, 위 식에서  $L = \nu + \mu + 1$ 이며  $\nu$ 와  $\mu$ 값은 L로 나타내는 임펄스 응답 개수 중에 시간상으로 앞과 뒤의 신호에 대한 간섭 범위를 의미한다. 식 (4)를 살펴보면 과거와 미래의 신호에 영향을 받는 모습과 고차 항에 의한 비선형성이 나타나는 것을 알 수 있다. 결과적으로는 메모리를 갖는 비선형 시스템을 이루는 것이다.

1.3 통계적 경사 근사법 (stochastic gradient method)

통계적 경사 근사법은 입출력 데이터 쌍을 이용하여 오차 평면(error-performance surface)상의 주어진 지점에서 오차를 줄일 수 있는 방향벡터 (steepest descent gradient)를 찾아서 필터 계수를 갱신해 가는 방법이다. 여기서는 이를 메모리를 갖는 비선형 시스템에 적용한다. 시간 영역에서 그림 1의  $h_k$ 과  $g_n$ 을 각각 선형 시스템 h와 g의 임펄스 응답이라 하고, 비선형 시스템을 3차 다항식으로 표현하면, 각 시스템의 출력은 앞의 식 (2)-(4)와 같이 쓸 수 있다. 실제 출력 값과 모델 출력 값을 최소화 하기 위한 비용함수를 아래 식 (5)와 같이 정의한다.

$$J[n] = |s[n] - y[n]|^2 \tag{5}$$

$s[n]$ 은 전체 시스템의 실제 출력 값을 뜻하며  $y[n]$ 은 모델 출력 값을 나타낸다. 모델링의 목표는  $h_n, g_n, a_1, a_3$  등의 계수 값을 조정해서  $J[n]$  값이 최소가 되게 하는 것이다. 각각의 계수들은 통계적 경사 근사법을 이용하여,  $J[n]$ 으로 표현되는 오차 표면상에서 기울기가 가장 큰 방향, 즉 오차를 최소화 하는 방향으로 이동하도록 계수 값들을 조정한다. 각 계수들을 수정해 가는 방법을 수학적으로 표현하면 아래 식 (6)-(8)과 같이 된다.

$$\hat{h}^{(m+1)} = \hat{h}^{(m)} + \eta(-\nabla_h J[n]) \tag{6}$$

$$\hat{a}^{(m+1)} = \hat{a}^{(m)} + \eta(-\nabla_a J[n]) \tag{7}$$

$$\hat{g}^{(m+1)} = \hat{g}^{(m)} + \eta(-\nabla_g J[n]) \tag{8}$$

$\eta$ 는 필터 계수들을 수정하는 폭을 결정하는 상수이다. 각 계수의 위첨자 (m+1)과 m은 각 계수들의 업데이트 단계를 나타낸다.

$$\hat{h}^{(m+1)} = \hat{h}^{(m)} + \eta e[n] \left\{ \sum_{l=-\beta}^{\alpha} g_l x[n-l-k] (a_1 + 3a_3 x^{2(n-l)}) \right\}^* \tag{9}$$

$$\hat{a}^{(m+1)} = \hat{a}^{(m)} + \eta e[n] \left( \sum_{l=-\beta}^{\alpha} g_l x^{l(n-l)} \right)^* \tag{10}$$

$$\hat{g}^{(m+1)} = \hat{g}^{(m)} + \eta e[n] (a_1 x[n-l] + a_3 x^{3(n-l)})^* \tag{11}$$

식(2)-(4)와 식(6)-(8)을 이용하여, 주어진 각 계수 값에서 가장 경사가 큰 기울기는 각각의 계수에 대한 편미분을 통하여 식(9)-(11)과 같이 얻을 수 있다<sup>[7]</sup>.  $e[n]$ 은 오차 값, 즉,  $s[n]-y[n]$ 의 값이며,  $\eta$ 는 계수 업데이트 크기를 나타내고, 위첨자 \*는 공액 복소수를 나타낸다.

1.4 구성요소순차보상 (Successive Component Compensation)

앞에서 언급한 메모리를 갖는 비선형 시스템은 선형 시스템, 비선형 시스템 및 선형 시스템이 직렬로 연결된 복합적인 구조를 가진다. 따라서 이러한 시스템에 대한 보상은 하부 시스템(sub-system)들을 단계적으로 보상하는 구성요소순차보상 방법을 이용한다. 그림 2에 구성요소순차보상 방법을 보였다. 전체적인 시스템은 선형 시스템 h와 비선형 시스템  $\sigma$  그리고 선형 시스템 g로 구성된다. h와 g시스템에서 ISI(inter symbol interference)가 발생하며, 시스템  $\sigma$ 에 의해서 비선형 왜곡이 발생한다. 먼저 수신 시스템,  $g$ 는 역 시스템인  $g^{-1}$ 에 의해 보상되고, 다음으로 비선형 시스템  $\sigma$ 는  $\sigma^{-1}$ 에 의해, 선형 시스템 h는 역 시스템인  $h^{-1}$ 에 의해 순차적으로 보상이 이루어져 결과적으로 전체적인 보상이 이루어

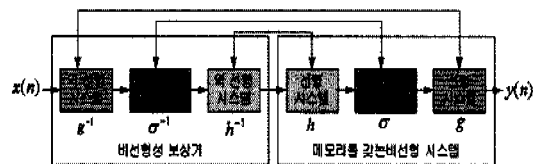


그림 2. 메모리를 갖는 비선형 시스템의 구성 요소 순차 보상 방법.

어 지는 것이다. 여기서 모든 하부 시스템은 가역적 (invertible) 이어야 함은 물론이다.

1.5 통신 시스템 인식 (identification)

우선 비선형 시스템의 보상에 앞서, 제안된 알고리즘 및 방법으로 앞에서 언급한 메모리를 갖는 비선형 시스템이 통신 시스템을 어느 정도 인식할 수 있는지에 대해서 알아 본다. 통신 시스템은 송신측의 선형 필터, 비선형 증폭기 그리고 수신측의 선형 필터의 영향을 고려 하였다. 이 연구에서는 펄스 정형 필터와 수신 필터로 자승근 상승 여현 필터 (squared-root raised cosine filter)를 가정 하였으며, 롤-오프 인수로는  $\gamma = 0.5$ 를 사용하였다. 전력 증폭기의 비선형성은 다항식으로 근사 시켰으며, 일차와 삼차의 계수를 각각 1.5, -0.1729로 하였다. 계수의 값은 임의로 잡은 것이며 일반적인 소프트 리미터 (soft limiter) 특성을 갖는다. 여기서 사용된 전력 증폭기의 비선형 특성을 그림 3에 보였다.

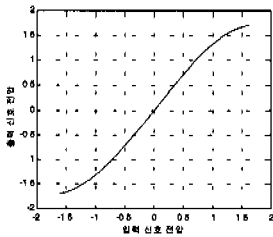


그림 3. 비선형 채널 특성.

식 (3)에서 2차항 성분이 빠진 것은 짝수 차수항은 신호 대역 내에서 간섭 신호를 발생시키지 않으며, 이에 대한 영향은 대역통과 필터 등으로 제거할 수 있기 때문이다. 통신 시스템 모델에서 선형 시스템은 FIR필터 ( $h', g'$ )로, 메모리 없는 비선형 시스템은 다항식으로 모델링 하였다. 샘플링 시점의 오차로 인한 인접신호 간섭을 표현하기 위해 사용된 선형 시스템의  $h'$ 와  $g'$ 의 계수는 각각 7 개씩이었으며, 비선형 증폭기의 특성은 3차 다항식으로 근사하였다. 각 계수들은 통신 시스템 출력과 모델 출력 값의 차이를 이용하여 통계적 경사 근사법으로 갱신하였다. 시스템의 인식 정도를 평가하기 위해서 정규 제곱평균 오류(NMSE: Normalized Mean Squared Error)를 이용하였다. 정규 제곱 평균 오류의 정의는 다음과 같다.

$$NMSE = \frac{\sum_{k=1}^K |\hat{y}[k] - y[k]|^2}{\sum_{k=1}^K |y[k]|^2} \quad (12)$$

$K$ 는 데이터의 개수를,  $\hat{y}[k]$ 는 인식 모델의 출력 값을,  $y[k]$ 는 실제 통신 시스템의 출력을 나타내며,  $k$ 는 샘플링 되는 순간을 의미하는 것이다. NMSE값 작을 수록 모델 출력 값과 실제 시스템의 출력 값의 차이가 작다는 것을 뜻한다.

입력에는 랜덤한 BPSK 신호를 사용하였으며, 통신 시스템의 출력과 모델 출력을 비교하여 인식 작업을 수행하였다. 인식 작업을 수행한 후 각 필터의 계수에 대한 값이 식 (13)-(14)와 그림 4에 나타나 있다.

$$\sigma = [1.2061 \ 0.0055] \quad (13)$$

$$h' = [0.0515 \ 0.1881 \ 0.4741 \ 0.4913 \ -0.4972 \ 0.1405 \ -0.0061] \quad (14)$$

$$g' = [0.0408 \ 0.0832 \ -0.6164 \ 0.9821 \ 0.5952 \ 0.2834 \ 0.0851] \quad (15)$$

식 (13)에서 비선형 시스템  $\sigma$ 에 대한 계수 값을 살펴 보면 1차 항 성분과 3차 항 성분 값이 시스템에 적용된 수치(1.5, -0.1729) 값과 다소 차이가 있는 모습을 볼 수 있지만, 인식 작업 후의 NMSE의 값으로 볼 때 입출력 관계는 정확하게 모델링 된 것으로 생각할 수 있다. 이는 비선형성에 기인하는, 오류 성능 평면 상에서 다수의 수렴 지점이 있기 때문으로 추측 된다. 식(14)-(15)에 나타난 FIR 필터의 계수를 보면 인접한 신호일수록 영향이 크게 나타남을 볼 수 있다. 이는 송신 및 수신측에 자승근 상승 여현 필터(root raised cosine filter)를 사용함으로 샘플과정에서 동기가 맞지 않을 경우, 가까운 신호의 영향을 더 크게 받기 때문이다.

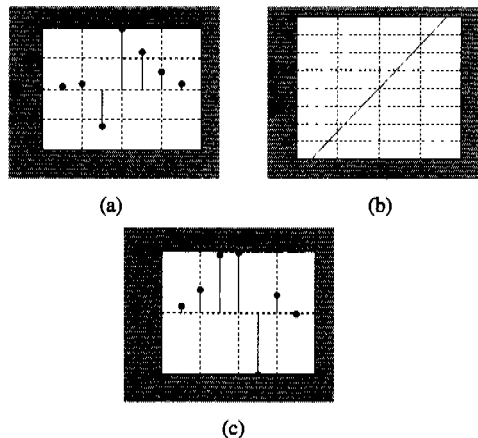


그림 4. 비선형 시스템 인식 작업 결과. (a) 선형 시스템  $h'$ 의 계수 값 (b) 비선형 시스템의 특성 곡선 (c) 선형 시스템  $g'$ 의 계수 값.

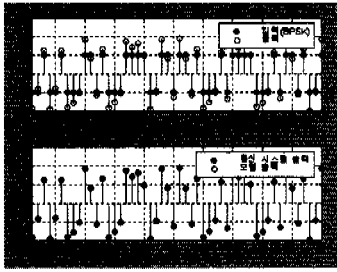


그림 5. 메모리 있는 비선형 시스템의 입출력 신호 및 시스템 인식 결과. (a) 입력 신호와 비선형 통신 시스템 출력 신호 (b)통신 시스템 출력과 모델 출력

비선형 시스템 인식에 관한 모의실험 수행결과를 그림 5에 나타나 있다. 그림 5(a)는 이진 입력 신호와, 메모리 있는 비선형 시스템을 통과한 BPSK 신호를 검출한 값을 함께 보인 것으로 입력 신호에 비해 출력 신호에 많은 왜곡이 있음을 알 수 있다. 또한 같은 값의 입력 신호라 하더라도 선형 필터의 메모리의 영향, 즉 인접 신호의 간섭에 의해 출력은 같은 값이 나오지 않을 수 있다는 것이다. 그림 5(b)는 통신 시스템을 통과한 신호와 모델링한 시스템의 출력을 함께 나타낸 것이다. 최종적으로 구한 NMSE는  $2.4 \times 10^{-6}$  정도로 육안으로 두 출력을 구분하기가 힘들다.

인식 작업을 위해 사용된 총 계수의 개수는 16 (송신: 7, 비선형 중폭: 2, 수신: 7)개로  $2.4 \times 10^{-6}$  정도의 NMSE를 구하기 위해 1000개의 입력 신호가 사용되었다. 따라서 이 논문에서 사용한 비선형 모델을 사용할 경우 볼테라 급수 모델<sup>[8]</sup> 등에 비하여 적은 계수를 사용하여 메모리 있는 비선형 시스템을 모델링할 수 있는 것이다. 실제로 3차 항까지만을 고려할 때 볼테라 급수 모델은 약 200여 개의 계수가 필요한 반면 논문에서 사용한 모델의 경우에는 FIR 필터의 계수를 7 개 고려한 경우에 총 16 개의 계수가 필요하게 되어 비선형 시스템을 표현하기 위해 필요한 계수의 개수에서 상당히 유리하다는 것을 알 수 있다.

## 2. 메모리를 갖는 비선형 통신 시스템 보상

### 2.1 적응형 간접 학습 비선형 전치 보상기

비선형 전치 보상기의 설계를 위해서는 시스템의 입력 값과 출력 값을 직접적으로 비교해야 하지만, 사실상 출력 값을 이는 것은 어려운 일이다. 따라서 간접적인 방법을 이용해야 한다. 그림 6의 간접 학습 구조를 사용하면 이러한 문제를 해결 할 수 있다<sup>[4]</sup>.

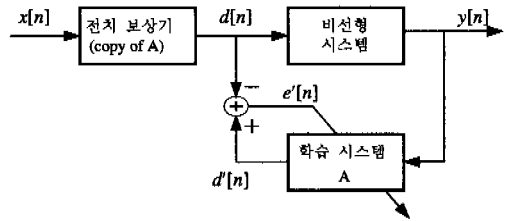


그림 6. 비선형 전치 보상기의 간접 학습 구조

$x[n]$ 과  $y[n]$ 은 각각 송신측 입력과 수신측 출력을 의미하며,  $d[n]$ 은 전치 왜곡된 값을 의미한다.  $d'[n]$ 은  $y[n]$ 을 입력으로 받는 학습 시스템 A의 출력을 의미하며,  $e'[n]$ 은  $d[n]$ 과  $d'[n]$ 의 오차를 나타낸다. 학습 시스템 A는 전치 왜곡기(copy of A)와 동일한 시스템 구조를 가지며 학습 시스템의 계수가 갱신되면 자동으로 전치 왜곡기의 계수 값 또한 갱신된다. 학습 시스템의 계수 수정은 전치 보상기를 통과한 신호  $d[n]$ 과 학습 시스템을 통과한 신호  $d'[n]$ 사이의 오차  $e'[n]$ 을 이용하여 이루어진다.  $e'[n]$ 의 값이 0이 된다는 것은, 같은 값의 입력이 들어왔다고 볼 수 있으며, 따라서  $x[n]$ 과  $y[n]$ 값이 같게 되고, 완벽한 전치 보상기가 만들어지는 것이다. 이 시스템의 특징은  $x[n]$ 과  $y[n]$ 값을 직접 비교하지 않고  $d[n]$ 과  $d'[n]$ 이라는 중간 매개를 이용하여 전치 보상기를 설계했다는 것이다. 이 방법은 입출력 관계가 일대일 대응 관계라면 어떠한 비선형 모델에 대해서도 적용이 가능하다.

### 2.2 통신 채널의 보상

간접 학습 비선형 전치 보상기를 통신 시스템의 보상에 적용해 보자. 통신 시스템의 송수신 측 펄스 정형(pulse shaping) 필터로는 롤오프 인수 0.5인 지승근 상승 여현 필터를 사용하였다. 전력 중폭과 정에서 나타나는 비선형성은 1 절의 통신 시스템에 적용했던 것과 같은 다항식으로 근사하였다.

전치 보상기는 구성요소순차보상 방식에 따라 선형 필터(FIR 필터), 3차 다항식으로 표현되는 비선형 시스템과 선형 필터가 순차적으로 연결되는 구조로 구성된다. 선형 시스템( $h_n, g_n$ )의 계수에 대한 영향을 살펴보기 위하여 필터의 계수 수를 7 개 적용한 경우와 9 개 적용한 경우에 대한 실험을 수행하였다. 모의 실험을 통하여 전치 보상기를 설치하기 전과 후의 입출력 신호를 그림 7과 그림 8에 나타내었다.

그림 7은 선형 시스템의 계수를 7 개 적용한 경우를 나타낸 것이고, 그림 8는 선형 시스템의 계수

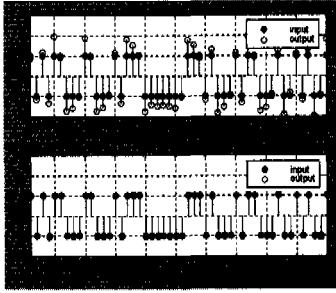


그림 7. 전치 보상기 설치 전과 후의 입력력 신호 (a) 설치 전 (NMSE=0.2532) (b) 설치 후 (NMSE=0.0013, 선형 시스템의 계수의 개수가 7일 때).

를 9 개로 하였을 경우를 나타낸 것이다. 그림 7(a)와 그림 8(a)를 보면 입력신호와 채널을 통과한 신호를 살펴볼 수 있는데 입력 신호에 비해 심하게 왜곡되는 모습을 볼 수 있다.

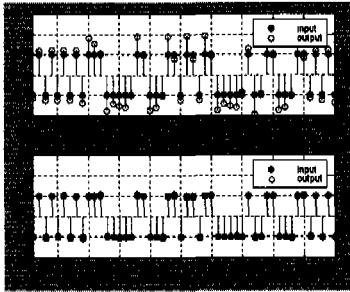


그림 8. 전치 보상기 설치 전과 후의 입력력 신호 (a) 설치 전 (NMSE=0.2583) (b) 설치 후 (NMSE=0.00026, 선형 시스템의 계수의 개수가 9일 때).

그림 7(b)와 그림 8(b)는 전치 보상기를 설치했을 때 입력력의 모습을 함께 보인 것이다. 전치 보상기 설치 전에 비해 상당한 보상이 이루어 졌음을 알 수 있다. 이때 측정된 NMSE를 보면 선형 필터 계수 7 개 적용했을 때 전치 보상기 설치 전과 후의 NMSE의 값은 각각 0.2632와 0.0013이고, 선형 필터 계수 9 개 적용했을 때 전치 보상기 설치 전과 후의 NMSE의 값은 각각 0.2583와 0.00026이다. 결과적으로 필터 계수가 9 개일 때가 7 개일 때보다 성능이 좋음을 알 수 있다. 이는 FIR 필터의 역 시스템은 IIR 필터가 되므로, 이를 근사하기 위해 더 많은 계수가 필요함에 기인한 것이기 때문이다. 따라서 전치 보상기의 설계 시 선형 필터의 계수의 개수를 늘리면 어느 한도까지는 시스템의 오차를 줄일 수 있다.

실험에 사용된 계수의 개수는 선형 필터의 계수를 7개 사용 했을때 전치보상기에 16개 학습 시스템

에 16개가 필요 했으며, 위와 같은 NMSE 값을 얻기 위해 총 4000개의 정도의 입력 신호가 필요하였다.

### 3. 선형 등화기와 비선형 전치보상기의 성능 비교

본 절에서는 논문에서 제안한 전치 보상기의 성능 평가를 위해 FIR 필터로 구성된 선형 등화기를 설계하여, 두 시스템 간의 모의 실험 결과를 비교 검토해 보았다. 선형 등화기로서 성능을 비교한 것은 비선형 보상의 효과와 전치 보상의 효과를 동시에 살펴 보기 위한 것이다.

#### 3.1 선형 등화기

선형 등화기로 사용된  $N$ 개의 한정된 메모리를 갖는 FIR 필터의 구조는 그림 9과 같이  $N-1$ 개의 지연 장치와  $N$ 개의 덧셈기, 그리고  $N$ 개의 곱셈기로 이루어 진다.  $w$ 값은 FIR필터 각 단의 계수 값을 의미하며,  $z^{-1}$ 은 신호의 한 샘플 지연을 뜻하는 것으로 입력력 관계는 FIR 필터의 개수가 7 개일 경우 식 (16)과 같다.

$$y[n] = \sum_{k=3}^N w_k x[n-k] \quad (16)$$

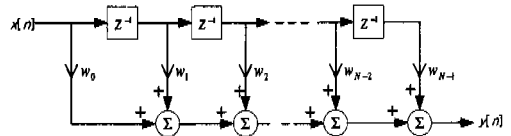


그림 9.  $N$ 개의 한정된 메모리를 갖는 FIR 필터의 구성도

앞에서 언급한 바와 같이 등화기는 전치 보상기와는 달리 수신측에서 왜곡을 보상하는 장치이다. 그림 10에 선형 등화기 구성도를 보였다.

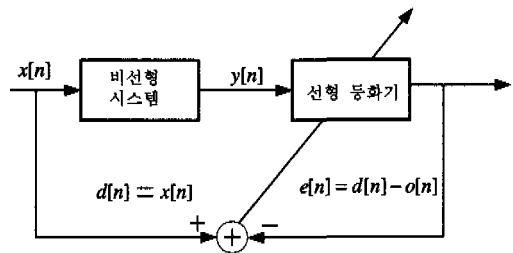


그림 10. 선형 등화기의 구조

등화기의 계수 갱신은 비선형 시스템의 입력신호와 선형 등화기의 출력 값과의 오차를 이용한다. 이때  $x[n]$ 은 시스템의 입력이며,  $y[n]$ 는 비선형 시스템에 의해서 왜곡된 신호로 등화기의 입력 값이 된다.

그림을 보면 최종 출력  $o[n]$ 이 학습 신호인  $d[n](=x[n])$ 과의 오차( $d[n]-o[n]$ )를 계산하여 선형 등화기의 계수를 갱신 한다. 수신측에서 요구하는 신호  $d[n]$ 은 비선형 시스템에 입력되는  $x[n]$ 과 같은 값으로 수신측에서 왜곡을 보상하기 위해서는 그 값을 알고 있어야 한다.

등화기의 계수를 7 개로 하였을 때 등화기를 설치하기 전과 후의 입출력 신호를 그림 11에 보였다. 그림 11(a)는 입력 신호와 등화기를 설치하지 않은 시스템의 수신 신호를 보인 것이며 그림 11(b)는 등화기를 설치했을 때 입출력의 모습을 보인다. 이때 NMSE값은 등화기 설치 전에 0.2651에서 설치 후 0.0004로 확실한 성능 개선이 있었다.

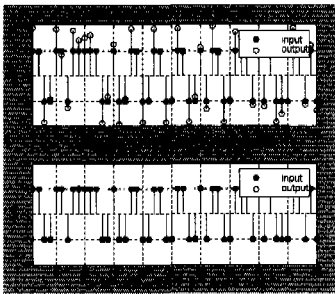


그림 11. 등화기의 설치 전과 후의 입출력 신호 (a) 설치 전(NMSE=0.2651) (b) 설치 후 (NMSE=0.0004) (FIR 필터 계수 7개).

3.2 선형 등화기의 비선형 전치보상기의 성능 비교

비선형 전치 보상기의 비선형 보상정도를 알아보기 위하여 선형 등화기와의 성능 평가를 수행하여 보았다. 그림 12는 입력 전력 백-오프의 크기를 변화시키면서 측정된 비선형 전치 보상기와 선형 등화기의 NMSE(정규 제곱 평균 오차)의 값을 나타낸 그림이다.

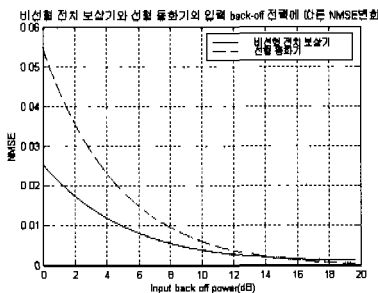


그림 12. 입력 전력 백-오프에 따른 선형 등화기와 비선형 전치 보상기의 NMSE의 크기 변화.

그림에서 점선은 선형 등화기의 NMSE 변화를, 실선은 비선형 전치 보상기의 NMSE를 나타낸 것

이다. 비선형 증폭기에서 입력 전력 백-오프는 다음과 같이 정의 한다.

$$\text{입력 전력 백-오프}_{dB} = 10 \log_{10} \frac{P_{max}}{P_x} \quad (17)$$

$P_{max}$ 는 포화 입력 전력을 나타내며  $P_x$ 는 입력 전력을 나타내는 것이다. 따라서 입력 전력 백-오프가 크다는 것은 입력 전력이 그만큼 작다는 것을 뜻하며, 이는 곧 전력을 비효율적으로 이용하는 것을 의미한다. 반대로 입력 전력 백-오프가 작다는 것은 입력 전력이 포화영역 가까이에서 동작하는 것으로 전력의 효율적인 이용을 의미한다. 그림 13에서 보면 입력 전력 백-오프에 따른 NMSE의 변화를 볼 수 있는데, 입력 전력 백-오프가 큰 경우 즉, 비선형 왜곡이 발생하지 않는 부분에서는 선형 등화기의 성능이 좋은 것을 알 수 있다. 입력 전력 백-오프가 클수록 비선형적 특성이 작게 나타나기 때문에, 전치 보상기의 비선형성이 오히려 오버 헤드로 작용하여 선형 등화기보다 성능이 떨어졌음을 추측할 수 있다. 그러나 입력 전력 백-오프가 작은 경우, 즉 비선형적 증폭이 발생하는 포화영역에서는 비선형 전치 보상기의 성능이 뛰어난 것을 살펴볼 수 있다. 이는 선형 등화기가 비선형성에 대해서는 보상할 수가 없기 때문이다. 그림 13에 선형 등화기와 비교한 전치 보상기의 입력 전력 백-오프에 따른 이득을 보였다.

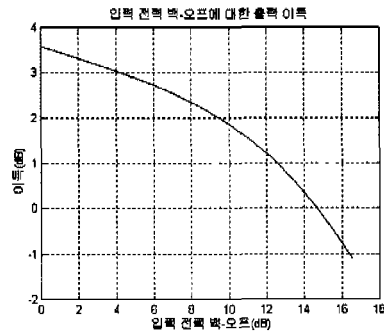


그림 13. 선형 등화기에 대한 비선형 전치 보상기의 입력 전력 백-오프에 따른 이득.

이는 NMSE가 같다고 할 때 비선형 전치 보상기를 설치 했을 때의 입력 전력 백-오프와 등화기를 설치했을 때의 입력 전력 백-오프의 차를 보인다. 백-오프가 작을수록 비선형 보상의 효과가 커져 포화영역에서는 3dB이상의 성능 향상을 보임을 알 수 있다.

### III. 결론

본 논문에서 통신 채널을 Bendat에 의해 제안된 모델을 기반으로 메모리 있는 선형 시스템, 메모리 없는 비선형 시스템, 메모리 있는 선형 시스템의 직렬 연결로 모델링 하였다. 그리고 통계적 경사 근사법을 이용하여 선형 필터 및 비선형 증폭을 거치는 과정에서 발생하는 ISI 및 비선형성을 보상하기 위한 전치 보상기를 설계하였다. 본 논문에서 제시한 방법을 사용할 경우 볼테라 급수 모델 등에 비하여 적은 수의 계수를 사용하여 메모리가 있는 비선형 시스템의 모델링과 보상이 가능하다. 본문에서 살펴 보았듯이 실제 비선형성을 3 차 다항식으로 모델링한 경우 200여개의 계수가 필요한 볼테라 급수 모델에 비해 상당한 계수 개수의 이득을 있음을 알 수 있다. 이와 같이 통계적 경사 근사법과 간접 학습 구조를 사용하면 비교적 간단한 구조의 비선형 전치 보상기를 설계할 수 있게 된다. 간접 학습 구조의 장점은, 보상하고자 하는 시스템의 표현으로 특정한 모델을 요구하지 않으며 경우에 따라서는 적응형으로도 응용이 가능하다는 것이다. 비선형성 보상의 효과를 살펴보기 위하여 선형 등화기와 성능을 비교하여 본 결과, 증폭기의 입력 전력 백-오프가 클 때, 즉, 비선형 왜곡이 많이 발생하지 않는 영역에서는 비선형 전치 보상기의 효과가 없지만, 입력 전력 백-오프가 작은 영역, 즉, 비선형성이 발생하는 포화영역에서는 비선형 전치 보상기의 효과가 큼을 알 수 있다. 이 논문에서 사용한 데이터 전치 왜곡기법은 전력 효율을 높일 수는 있지만 비선형성에 의한 대역폭의 증가를 보상할 수는 없다.

### 참고 문헌

[1] Bo Hu, Tsz-Mei Ko, "A Viterbi Equalizer for Nonlinear Communications Channels," 2nd Asia-Pacific Conference on Communications - Conference Record, Osaka, Japan, vol. 2 of 2, 1995.

[2] Mria-Gabrella Di Benendetto, Paolo Mandarini, "An Application of MMSE Predistortion to OFDM Systems," IEEE Transactions on Communications, vol. 44, no.11, pp.1417-1420, November 1996.

[3] W. G. Jeon, K. H. Chang, and Y. S. Cho, "An

Adaptive Data Predistorter for Compensation of Nonlinear Distortion in OFDM Systems," IEEE Transactions on Communications, vol. 45, no.10, pp.1167-1171, October 1997.

[4] Changsoo Eun, Design and Comparison of Nonlinear Compensators, Ph.D. Dissertation, The University of Texas at Austin, 1995.

[5] Julius S. Bendat, Nonlinear System Analysis and Identification from Random Data, John Wiley & Sons, Inc., New York, 1990.

[6] A.J.M. Kaiser, "Modeling of the Nonlinear Response of an Electrodynamic Loudspeaker by a Volterra Series Expansion," Journal of the Audio Engineering Society, vol. 35, no. 6, pp.421-433, June 1987.

[7] Changsoo Eun, Edward J. Powers, "A Predistorter Design for a Memory-less Non-linearity Preceded by a Dynamic Linear System," Proceedings of the Globecom 95, Singapore, vol. 1, pp. 152-156, November 1995.

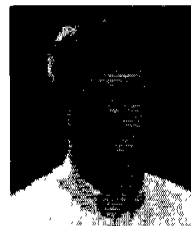
[8] Changsoo Eun, Edward J. Powers, "A New Volterra Predistorter Based on the Indirect Learning Architecture," IEEE Transactions on Signal Processing, vol.45, no.1, pp. 223-227, January 1997.

### 인 민 교(Minkyoo In)



1998년 : 충남대학교 정보통신 공학과 공학사  
 2000년 : 충남대학교 정보통신 공학과 공학석사  
 2000년~현재 : 한국전자통신 연구원 차세대인터넷 표준연구팀(연구원)

### 은 참 수(Changsoo Eun)

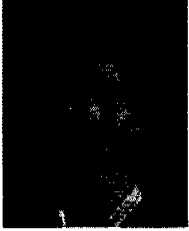


1995년 : The University of Texas at Austin 박사  
 1987년 : 서울대학교 공과대학 전자공학과 석사  
 1985년 : 서울대학교 공과대학 전자공학과 학사



1987년~1997년: (주)대우전자 중앙연구소 선임연구원  
1997년~현재: 충남대학교 정보통신공학과 조교수

김 응 진(Yongjin-Kim)



1983년: 연세대학교 전자공학과  
공학사  
1989년: 한국과학기술원 전기 및  
전자공학과 공학석사  
1997년: 한국과학기술원 전기 및  
전자공학과 공학박사

1983년~현재: 한국전자통신연구원 차세대인터넷표  
준연구팀(팀장, 책임연구원)

2000년~현재: IPv6 포럼 코리아 의장

1997년~현재: ITU-T SG 13 Q.20 Rapporteur

2000년~현재: IPv6 Forum, OneWorld WG chair-  
man