

RBF 네트워크를 이용한 비선형 채널 등화에 관한 연구

正會員 전 선 도*, 위 진 우**, 강 철 호*

A Study on Nonlinear Channel Equalization Using RBF Network

Sun Do June*, Jin Woo Wee*, Chul Ho Kang* *Regular Members*

요 약

디지털 전송 채널에서 퍼짐, 심벌간 간섭, 페이딩 등의 영향을 받는다. 그러나 실질적인 등화 시스템의 설계에 이러한 선형적인 영향뿐만이 아니라 하모닉 찌그러짐 등의 비선형 왜곡을 보상하도록 설계하여야 한다.

본 논문에서는 optimal Bayesian filter와 같은 구조를 가지고 있는 RBF(Radial Basis Filter) 네트워크를 비선형 다항 필터 분포식에 의해 분산식을 변형시키면서 비선형 채널 등화의 수렴 특성을 비교하였다.

모의 실험 결과 변형된 RBF 네트워크가 변형하지 않은 것보다 빠른 수렴을 보였고, 선형적인 대역 채널과 다항식으로 표현되는 비선형 통신 채널의 경우 낮은 차수보다 높은 차수로 변형된 분산식이 더 좋은 성능을 보였다.

ABSTRACT

Digital communication channels are impaired by linear effects such as dispersion, ISI(Intersymbol Interference), fading phenomenon etc. But, the practical channel equalization system is required to design for compensating the nonlinear distortion caused by harmonic distortion etc.

This paper is a study on the performance of nonlinear channel equalization using RBF(Radial Basis Function) network, which has the equivalent structure to the optimal Bayesian filter. Especially, the variance of RBF network is modified by nonlinear polynomial filters to compare the convergence characteristic of nonlinear channel equalization.

Experimental results show that the modified RBF network achieves the faster convergence property than conventional RBF network. Moreover, the RBF network of higher order variance modified represents the better performance than that of lower order variance in the bandpass channels and second/third order polynomial channels.

I. 서 론

송신단에서 전송된 신호는 전송채널을 거치면서 왜곡이 생긴다. 왜곡을 발생시키는 요인에는 가우스성 열잡음, 임펄스 잡음, 페이딩(fading)에 의한 가산성 혹은 승산형 잡음, 주파수 변화, 시간적 분산(time dispersion)등에 의한 선형적 변형이 존재 한다. 특히 송신 신

*광운대학교 전자통신공학과 신기술연구단
論文番號:96236-0805
接受日字:1996年 8月 5日

호의 시간 지연과 위상 변화 및 다중경로는 심벌간 간섭(Intersymbol Interference)을 심하게 일으켜 비트 오류의 주 원인이 되고 있다. 그러나 실질적인 시스템에서 이러한 선형적인 왜곡만이 존재하는 것이 아니라 비선형적인 하모닉 찌그러짐 등이 존재한다. 이러한 비선형 전송 채널의 왜곡 및 비트 오류를 감소시키기 위해서는 비선형을 고려한 채널 등화(channel equalization)가 필요하다.

채널은 송수신기의 위치와, 거리 외에도, 지형, 건물, 날씨 등 여러가지 요인에 의하여 가변적이기 때문에 가변 채널에 적응적으로 대처할 수 있는 적응 채널 등화가 필요하다[1]. 이러한, 적응 채널 등화 알고리즘은 Widrow와 Hopf가 LMS(Least Mean Square) 적응 필터 기법을 제안한 이후로 현재까지 꾸준히 연구되어 왔다[2]. 초기에는 주로 선형 등화 기법이 연구되어 왔으나, 그 동안 확률적 등화 기법을 이용하는 방법이 연구되었고, 수렴 특성을 향상시킨 RLS(Recursive Least Square) 알고리즘을 이용한 등화 기법, 결정제한 등화 기법 등이 연구되었으며, 최근에는 훈련 신호가 필요없는 블라인드(blind) 등화 기법, RLS 알고리즘의 계산량을 감소시키기 위한 고속 RLS 알고리즘 등이 연구되고 있다[3-6].

이와같은 적응 등화기법에 의해 채널의 비이상적인 특성을 보상하기 위해서는 송신된 신호와 동일한 신호를 참조로 하여 왜곡에 의한 수신 신호에서 채널의 특성을 추정하여 신호를 복원한다. 이러한 채널의 특성을 알아내기 위하여 전송되는 신호를 학습 신호(training signal)라 하고, 이 학습 신호에 의해서 학습되는 신호를 학습 모드(training mode)라 한다. 한편 블라인드 모드는 통계적인 사전 정보의 고차 통계값을 계산하여 등화한다. 그러나 통계적으로 다른 형태의 데이터가 전송될 경우 적합하지 않으므로 통계적 특성이 다른 여러 형태의 데이터가 전송될 때마다 학습에 의해서 등화를 수행하는 학습 모드가 적합하다. 다음 그림 1-1과 그림 1-2는 학습 모드와 블라인드 모드의 모식도이다.

적응 필터의 원리를 이용한 RBF(Radial Basis Function) 네트워크는 학습에 의해 원 신호를 추정하는 학습 모드의 일종이다. 특히, RBF 네트워크는 optimal Bayesian filter와 그 구조가 같으며 그 성능도 학습되는 시간을 제외하면 optimal Bayesian filter의 사전 정

보의 분포값과 RBF의 구조식이 같기 때문에 등화기로서 뛰어난 성능을 보여준다[7].

본 논문에서는 비선형 채널 등화를 위해서 RBF 네트워크의 구조식을 변형하여 보다 우수한 성능의 RBF 등화기를 제안하였다. 특히 하모닉 찌그러짐에 의한 다항식 통신 채널에서 전송된 신호의 분포와 RBF 구조식과의 관계에 근거하여, 비선형 통신 채널에 맞는 분산식을 분석하였으며 RBF의 분산식을 변형하였다. 이러한 분산식은 다항식의 차수에 의해 결정되며, 이러한 차수를 고려하여 변형한 RBF 등화기가 훨씬 더 빠른 수렴 특성을 보임을 확인할 수 있었다.

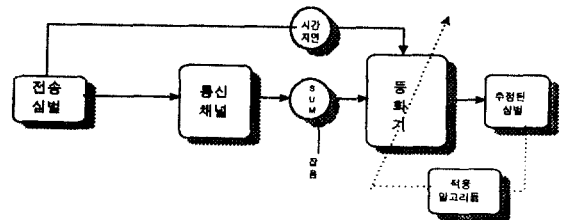


그림 1-1. 학습 모드
Fig. 1-1 Training mode

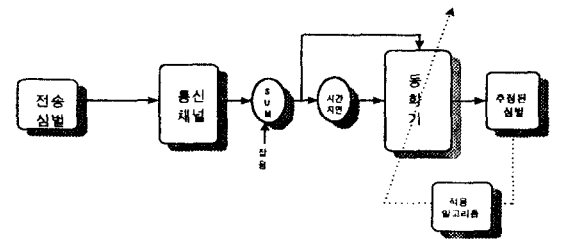


그림 1-2. 블라인드 모드
Fig. 1-2 Blind mode

II. 비선형 채널 특성

비선형 전송 채널의 영향으로 원 신호는 비선형적으로 찌그러지고 퍼지는 현상이 일어난다. 또한 신호들이 간섭되는 도중에 잡음과 더해져 원 신호를 왜곡시킨다.

그림 2-1은 비선형 통신 채널의 등화 모델이다. 여기서 등화기는 비선형 채널 및 잡음에서 왜곡된 신호를 추정하여 원 신호를 얻는다.

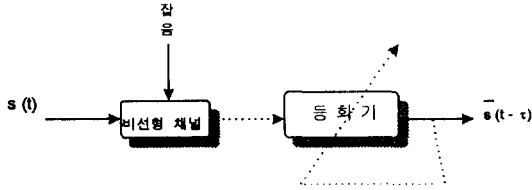


그림 2-1. 비선형 등화 모델
Fig. 2-1 Nonlinear equalization model

2.1 하모닉 찌그러짐

정보 신호를 반송파로써 변조시키는 과정에서 비선형적인 찌그러짐 현상이 발생된다[1]. 다음식으로부터 정보 신호의 전류와 반송 신호의 전력의 변조 과정에서 비선형적인 다항식을 관찰할 수 있다.

$$P = \langle P \rangle + \frac{\partial P}{\partial I} (I - \langle I \rangle) + \frac{\partial^2 P}{\partial I^2} (I - \langle I \rangle)^2 + \frac{\partial^3 P}{\partial I^3} (I - \langle I \rangle)^3 + \dots \quad (2-1)$$

여기서 $\langle \rangle$ 는 주기당 평균치이고 P 는 반송 신호의 전력이며, I 는 정보 신호의 전류이다.

결국, 식 (2-1)는 정보를 변조하여 전송할 경우 통신 채널이 다항식 비선형 전송 신호를 포함하고 있음을 보여준다[8].

2.2 비선형 다항식 모델링

앞 절에서 하모닉 찌그러짐은 수신 시스템에서 등화 처리를 위해 다음과 같이 채널을 모델링할 수 있다.

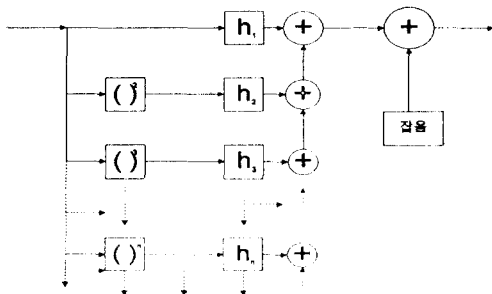


그림 2-2. 비선형 다항식 채널 모델
Fig. 2-2 Nonlinear polynomial channel model

송신 신호를 $i_s(t)$ 라고 할 때 하모닉 찌그러짐에 의한 비선형 통신 채널을 통과한 수신 신호 $i_o(t)$ 는 식 (2-2)와 같다.

$$i_o(t) = h_1(t)i_s(t) + h_2(t)i_s^2(t) + h_3(t)i_s^3(t) + h_4(t)i_s^4(t) \dots \quad (2-2)$$

이러한 하모닉 찌그러짐은 채널의 다항식 모델링의 근거로 설계 될 수 있는데 다음 그림 2-2는 다항식 모델링에 의한 비선형 통신 채널의 모식도이다.

Ⅲ. RBF 네트워크

3.1 RBF 구조 및 학습 방법

RBF 네트워크는 두개층 형태의 신경망으로 입력층은 중간층의 방사 함수와 상호 완전 연결되어 있고, 중간층은 가중치와 내적하여 출력된다. 구조는 그림 3-1와 같다.

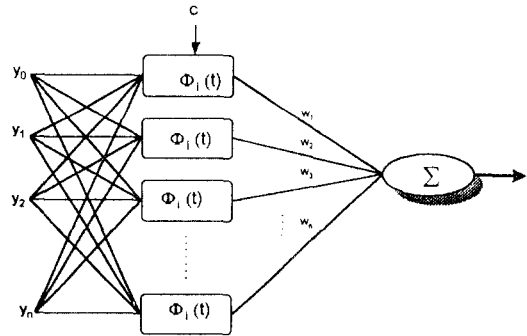


그림 3-1. RBF 구조
Fig. 3-1 RBF structure

이때, RBF 네트워크의 출력식은 아래식과 같이 주어진다.

$$f(y) = \sum_{i=1}^n w_i \Phi(\|y - c_i\|^2) \quad (3-1)$$

단, $\Phi(x) = \exp(-x)$, $y = [y(t), y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-N)]$

여기서, n 은 중간층의 차원이 되고, N 은 입력 차원이 된다.

아래 식 (3-2)와 식 (3-3)은 RBF 네트워크의 구조식이

고, 식(3-4), (3-5), (3-6)은 각각 가중치 $w_i(t)$, 센터 $c(t)$, 분산 $\sigma_i^2(t)$ 의 학습식이다.

$$\Phi_i(t) = \exp(-\|y(t) - c_i(t)\|^2 / \sigma_i^2(t)), \quad 1 \leq i \leq n \quad (3-2)$$

$$e(t) = d(t) - \sum_{i=1}^n w_i(t-1)\Phi_i(t) \quad (3-3)$$

$$w_i(t) = w_i(t-1) + m_1 e(t)\Phi_i(t) \quad (3-4)$$

$$c_i(t) = c_i(t-1) + m_2 (y(t) - c_i(t-1)) \quad (3-5)$$

$$\sigma_i^2(t) = \sigma_i^2(t-1) + \sum_{i=1}^N (y(t-i) - c(t))^2 / N \quad (3-6)$$

이 RBF 구조식은 입력 $y(t)$ 와 센터 $c(t)$ 와 Euclid 거리에 비례하는 방사 함수 $\Phi(t)$ 가 $w(t)$ 와의 내적에 의해 출력이 결정되는 형태이다. 여기서 센터 $c(t)$ 는 자기 조직화 알고리즘에 의해 학습해 나가는 데 입력 $y(t)$ 에 따라 클러스터링 된다. 이 때 수렴 상수 m_2 에 의해 속도 및 안정도가 결정된다. $w(t)$ 는 에러를 최소화하는 방향으로 학습되는 LMS(Least Mean Square) 알고리즘에 의하여 학습되며, 수렴 상수 m_1 에 의하여 학습의 안정성이 결정된다. 이 네트워크의 전체적인 학습은 센터 $c(t)$ 가 입력값에 따라 통계적으로 클러스터링 되어 입력과의 차에 의한 정도에 따라 중간층의 출력값이 결정되고 이 출력값은 $w(t)$ 와 내적하여 출력을 얻는다. 이 때 방사 함수 $\Phi(t)$ 의 분산 $\sigma_i^2(t)$ 는 입력과 센터와의 차의 자승값에 의해 갱신된다.

3.2 RBF와 optimal Bayesian filter

이러한 RBF 네트워크의 구조 형태가 가우시안 분포의 형태로 optimal Bayesian filter와 그 구성이 같다. 그 구조식은 다음과 같다[7].

$$f_b(y(t)) = \sum_{i=1}^{n_+} p_i (2\pi\sigma_i^2)^{-m/2} \exp(-\|y(t) - y_i^+\|^2 / 2\sigma_i^2) - \sum_{j=1}^{n_-} p_j (2\pi\sigma_j^2)^{-m/2} \exp(-\|y(t) - y_j^-\|^2 / 2\sigma_j^2) \quad (3-7)$$

식 (3-7)은 사전 정보 y_i^+ , y_j^- 의 가우시안 분포를 의미하는 식으로 왜곡된 통신 채널을 통과한 신호 $y(t)$ 를 이 분포 구조식에 의해 통계적으로 추정하는 식이 된다. 이 때 사전 확률 분포는 $p_i = \frac{1}{n_+}$ 와 $p_j = \frac{1}{n_-}$ 이고

m 은 관측되는 샘플치를 의미한다.

위 결과식은 다음 식에 의해 심벌이 결정된다.

$$\begin{aligned} \text{if } f_b(y(t)) \geq 0 \text{ then } \bar{s}(t-\tau) &= \text{sgn}(f_b(y(t))) = 1 \\ \text{if } f_b(y(t)) < 0 \text{ then } \bar{s}(t-\tau) &= \text{sgn}(f_b(y(t))) = -1 \end{aligned} \quad (3-8)$$

식 (3-8)에서 $\bar{s}(t-\tau)$ 는 추정된 원 신호로 τ 는 지연 시간이 된다.

RBF 네트워크에서 원하는 신호 $d(t)$ 는 $\bar{s}(t-\tau)$ 로 하고 등화기에 사용한다면 RBF 네트워크의 구조식 (3-1)은 Bayesian filter의 구조식과 같은 구조가 된다. 즉 학습되는 센터 $c(t)$ 는 사전정보 y_i^+ , y_j^- 로 근사되며, 만약 RBF 네트워크가 수렴된 상태라면 통계값에 의한 Bayesian filter의 구조식과 같게 된다.

이러한 이유에서 RBF 네트워크를 이용한 등화기는 등화 성능에 있어 기존의 LMS에 의한 적응 필터 보다 우수한 성능을 보인다.

3.3 RBF에서 변형한 분산식

본 논문은 RBF 네트워크에서 비선형을 고려한 분산식 변형을 제안한 것으로 다음과 같은 비선형의 분석이 필요하다.

통신 채널의 비선형을 고려하는 방법으로는 수신단에서 다항식의 비선형 필터에 의해 원 신호를 추정하는 방법이 있다[10][11]. 비선형 다항식 필터식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} z &= \sum_{i=0}^N a_i y(t-i) + \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N a_{ij} y(t-i) y(t-j) \\ &+ \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N \sum_{k=0}^N a_{ijk} y(t-i) y(t-j) y(t-k) + \dots \quad (3-9) \\ &+ \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N \dots \sum_{m=0}^N a_{ij\dots m} y(t-i) y(t-j) \dots y(t-m) \end{aligned}$$

여기서 $y(t)$ 는 통신 채널을 통과한 입력이 되고 $a_{ijk\dots m}$ 은 비선형 다항식 필터의 계수이다. 또한 z 는 필터의 출력으로 이 값에 의해 심벌을 결정한다. 결국 이 z 의 분포에 따라 심벌의 결정 정도를 추정할 수 있다. 다음 식은 z 를 가우시안 분포로 가정했을 때 확률 분포 함수이다.

$$p_z = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp(-\|z - \mu_z\|^2 / \sigma_z^2) \quad (3-10)$$

이 식에서 μ_z 은 z 의 평균이 되고, σ_z^2 은 z 의 분산이 되는 데 이 파라미터들은 심벌의 결정 구간을 결정한다.

여기서 μ_z 을 0값으로 가정하였을 때 σ_z^2 은 다음과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned} \sigma_z^2 = E[z^2] &= E\left[\left(\sum_{i=0}^N a_{i1}y(t-i) + \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N \sum_{k=0}^N a_{ijk}y(t-i)y(t-j)y(t-k) + \dots \right.\right. \\ &\quad \left.\left. + \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N \dots \sum_{m=0}^N a_{ij\dots m}y(t-i)y(t-j)\dots y(t-m)\right)\right]^2 \\ &= E\left[\left(\sum_{i=0}^N a_{i1}y(t-i)\right)^2\right] + E\left[\left(\sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N a_{ij}y(t-i)y(t-j)\right)^2\right] \\ &\quad + E\left[\left(\sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N \sum_{k=0}^N a_{ijk}y(t-i)y(t-j)y(t-k)\right)^2\right] + \dots \\ &\quad + E\left[\left(\sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N \dots \sum_{m=0}^N a_{ij\dots m}y(t-i)y(t-j)\dots y(t-m)\right)^2\right] \end{aligned} \quad (3-11)$$

이 분산식에서 입력 $y(t)$ 와 다항식 계수 $a_{ijk\dots m}$ 와의 내적값에 대한 각 다항식의 차수별 요소들은 서로 독립적으로 가정된 것이다. 결국 이러한 형태는 각 다항식 요소들의 합으로 분산이 결정됨을 알 수 있다.

이런 이유에서 본 논문은 비선형 다항식을 고려하여 다음과 같이 RBF의 분산식을 변형하였다.

$$\begin{aligned} \sigma_j^2(t) &= \sigma_j^2(t-1) + \sum_{k=0}^M \sum_{i=0}^N ((y(t-i-k)-c(t))^2 \\ &\quad + (y(t-i-k)-c(t))^4 + (y(t-i-k)-c(t))^6 + \dots \\ &\quad + (y(t-i-k)-c(t))^{2L})/NM \end{aligned} \quad (3-12)$$

식 (3-12)는 중간층 j 에서 다항식을 고려한 분산 형태로서 N 은 입력 차원이고, M 은 입력의 전체 샘플치, L 은 다항식 차수가 된다.

IV. 모의 실험 및 고찰

4.1 실험

실험은 비선형 통신 채널을 등화하는 RBF 네트워크의 학습 수렴 속도를 비교하였으며 SNR은 -9.89dB로

실험하였다. 실험에 사용한 등화 모델은 그림 2-1과 같다. 그림 4-1과 그림 4-2에서는 통신 채널을 선형적인 대역통과 형태의 채널로 가정하였을 때, 다항식 1차식만을 고려한 기존의 방법과 2차 및 3차식까지 고려한 변형 분산식의 RBF 네트워크의 수렴 정도를 비교하였다. 그림 4-3과 그림 4-4에서는 통신 채널을 다항식 2차의 비선형 채널로 가정한 수렴 결과를 보였고, 그림 4-5와 그림 4-6에서는 3차의 비선형 채널로 가정한 결과를 보였다.

여기서 선형적인 대역통과 채널은 식(2-2)의 $h_1(t)$ 으로 다음식과 같다.

$$h_1(t) = \frac{2 \sin(2 \times 3.14159 \times t)}{(2 \times 3.14159 \times t)} - \frac{0.01 \times \sin(0.01 \times 3.14159 \times t)}{(0.001 \times 3.14159 \times t)} \quad (4-1)$$

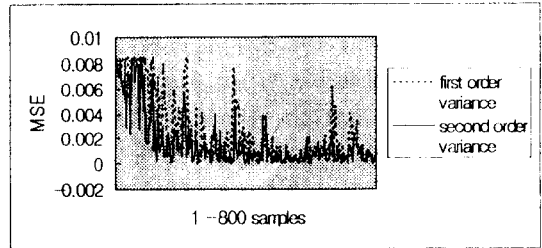


그림 4-1. 선형적인 대역통과 채널의 수렴 특성(1차와 2차 분산 비교)

Fig. 4-1 Convergence property of the linear bandpass channel(Comparison of first order and second order)

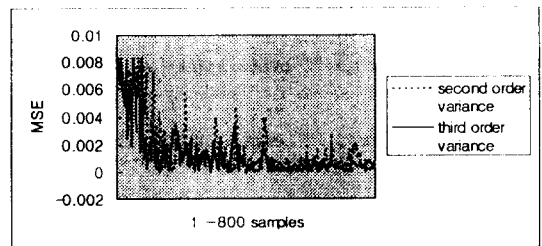


그림 4-2. 선형적인 대역통과 채널의 수렴 특성(2차와 3차 분산 비교)

Fig. 4-2 Convergence property of the linear bandpass channel(Comparison of variance for second order and third order)

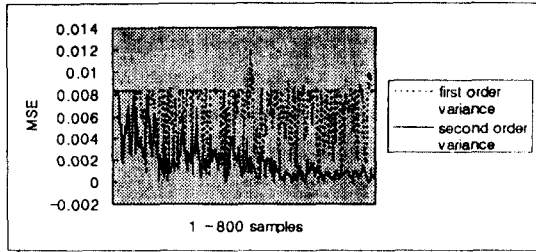


그림 4-3. 2차 다항식 통신 채널의 수렴 특성 (1차와 2차 분산 비교)

Fig. 4-3 Convergence property of the second-order polynomial communication channel(Comparison of variance for first order and second order)

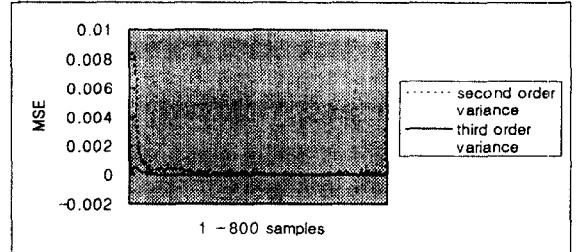


그림 4-6. 3차 다항식 통신 채널의 수렴 특성(2차와 3차 분산 비교)

Fig. 4-6 Convergence property of the third-order polynomial communication channel (Comparison of variance for second order and third order)

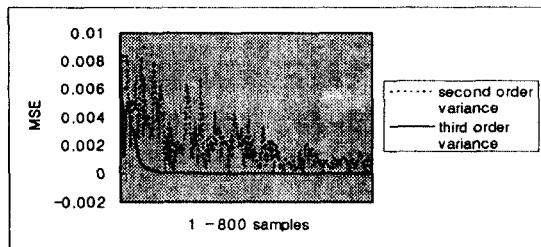


그림 4-4. 2차 다항식 통신 채널의 수렴 특성 (2차와 3차 분산 비교)

Fig. 4-4 Convergence property of the second-order polynomial communication channel(Comparison of variance for second order and third order)

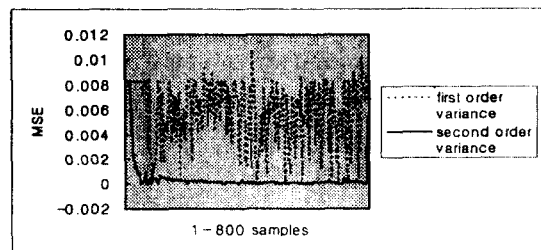


그림 4-5. 3차 다항식 통신 채널의 수렴 특성(1차와 2차 분산 비교)

Fig. 4-5 Convergence property of the third-order polynomial communication channel(Comparison of variance for first order and second order)

또한 2, 3차 다항식의 비선형 통신채널 $h_2(t)$, $h_3(t)$ 는 위의 $h_1(t)$ 를 자승 및 삼승을 취하여 모의 실험하였다. 이때 자기 조직화 알고리즘으로 학습하는 센터의 학습 계수 m_2 는 0.02로 실험하였고, LMS 알고리즘으로 학습되는 m_1 은 정규화 최소 자승 평균으로 식 (4-2)와 같다.

$$m_1 = \frac{1}{N \sum_{i=0}^N y(t-i)y(t-i)} \quad (4-2)$$

이 때, N은 입력 차원이고 $y(t)$ 는 입력이다.

실험한 RBF 네트워크의 구조는 입력 차원을 15차로 하였고 중간층은 10차로 하였다. 또, 바라는 학습 신호는 원 신호보다 3샘플 지연되게 하여 전체 800샘플치까지 실험하였다.

실험한 결과의 BER(Bit Error Rate)는 다음 표 4-1와 같다.

표 4-1 비트 오류율

Table 4-1. Bit Error Rate

	1차 분산 BER	2차 분산 BER	3차 분산 BER
선형 채널	0.149987	0.038973	0.007455
2차 다항식 채널	0.207863	0.253953	0.05351
3차 다항식 채널	0.314196	0.792792	0.716092

4.2 고 찰

3장에서 서술한 RBF 네트워크를 이용하여 통신 채널의 등화 결과를 그림 4-1~4-6에 나타 내었다. 변형

전 분산식 (3-6)을 기준으로 1차 분산에서의 수렴 상태와 본 논문에서 제안한 다항식 형태의 변형 분산식 (3-12)에 의해 변형된 RBF의 수렴 상태와 안정도를 비교하였다. 결과는 변형된 2, 3차 분산의 RBF 네트워크가 보다 빠르게 수렴 상태에 이르는 것을 보여주는 것으로 자승 평균 오차가 줄어드는 것은 안정한 상태로 도달해 감을 말한다.

그림 4-1과 4-2에서는 선형적인 대역 통과 필터의 통신 채널을 등화시킨 결과를 보여준다. 그림 4-1에서는 기존의 방법인 1차 분산과 변형한 2차 분산을 비교하였고, 그림 4-2에서는 2차 분산과 3차 분산을 계산하여 RBF 네트워크의 수렴 특성을 나타내었다. 선형적인 통신 채널의 경우 1차 보다는 2차가 2차 보다는 3차 분산의 RBF 네트워크가 보다 안정된 수렴을 보임을 알 수 있다. 그림 4-3과 그림 4-4에서는 비선형 2차 다항식의 통신 채널을 가정 한 경우로 1차 분산에서는 수렴하지 못하고 발산하지만, 2차 분산에서는 자승 평균 오차가 0.002에서 수렴되는 상태를 보여주고 있다. 3차 분산에서는 샘플치 150에서 안정되게 수렴되어짐을 알 수 있다. 그리고 그림 4-1의 선형 통신 채널과 비교하였을 때, 1, 2차 분산에서는 선형적인 통신 채널이 비선형 2차 다항식의 통신 채널의 경우보다 더 안정한 수렴 성능을 보였다. 그림 4-5와 그림 4-6은 비선형 3차 다항식의 통신 채널을 가정할 경우에 대한 수렴 특성으로서 1차 분산에서는 발산을 하며, 2차 분산에서는 샘플치 300에서 안정되게 수렴을 하나 샘플치 700정도에서 미세한 오차가 발생하였다. 3차 분산에서는 샘플치 30 정도에서 안정하게 수렴하는 결과를 보였다. 그러나 4차 이상의 분산을 실험했을 때는 더 이상 좋은 성능은 얻을 수 없었다. 또한 표 4-1에서의 BER에서도 각 통신 채널에서 1차 보다는 2차가 2차 보다는 3차가 낮은 BER을 보여줌으로써 제시한 다항식에 의한 분산식이 좋은 결과를 보여준다.

계산량에 있어서는 변형한 RBF 네트워크는 기존의 RBF 보다 다항 차수에 의한 계산이 더해진다. 분산식 (3-6)에 의해 기존의 RBF 네트워크에서 계산된 분산식에서 2차 분산의 변형된 RBF의 계산은 그 분산식의 곱셈을 한번 하여 기존의 분산식에 더해 준다. 3차의 분산식에서는 2차 분산식에서 얻은 곱셈에 의한 식을 한번 더 곱해주고 더해줌으로써 얻을 수 있는데 결국

3차 분산의 변형된 RBF에서는 기존의 RBF보다 2번의 덧셈과 2번의 곱셈의 계산량이 추가된 것이다. 이러한 결과는 변형한 분산식의 계산량은 수렴 성능의 개선에 비하면 극히 미세함을 보여주는 것이다.

결론적으로 2, 3차 다항식 비선형 통신 채널에서 기존의 1차 분산의 경우 RBF 등화기는 안정한 상태에 도달하지 못해 발산하였으나 2, 3차의 분산식을 갖는 RBF 네트워크는 안정된 수렴에 도달함을 확인할 수 있었다. 이것은 변형한 분산식이 비선형 다항식의 분포에 따른 것으로 그 변형이 타당함을 보이는 것이다.

V. 결 론

본 논문은 하모닉 왜곡과 같은 비선형 통신 채널에서 신속히 등화시킬 수 있는 새로운 비선형 등화 방식을 제안하였다. 또한 기존의 optimal Bayesian filter와 구조가 같은 RBF 네트워크에 대해 연구하였다. 또한 등화에 뛰어난 성능을 보이는 RBF 네트워크에서 비선형 다항식을 고려하여 분산식을 변형하였다. 이러한 분산 변형이 통신 채널의 등화에 미치는 영향을 밝히기 위하여 컴퓨터 모의 실험을 통하여 선형 및 비선형 채널에서 변형한 RBF 네트워크를 변형하지 않은 RBF 네트워크와 비교하여 학습 수렴 정도를 관찰하였다.

실험 결과 비선형 통신 채널의 경우 변형한 분산식이 기존의 방식에 비해 빠른 수렴 특성을 보였다. 특히 높은 차수로 계산된 분산 형태의 RBF 네트워크가 낮은 차수로 계산된 분산의 경우보다 빠르고 안정된 수렴을 보였다. 또한 다항식 차수가 높을수록 수렴 특성이 더 우수한 성능을 나타내었다.

본 논문에서는 통신 채널 등화에서 비선형 왜곡을 고려한 다항식에 근거하였으나 비선형 형태는 다항식뿐만 아니라 여러 종류의 형태가 존재하기 때문에 다양한 비선형 형태에 대해서도 적합한 채널 등화기를 고려하여 설계하여야 한다.

참 고 문 헌

1. S. U. Qureshi, "Adaptive Equalization," *Proc. IEEE*, vol. 73, no. 9, pp. 1349-1387, Sep. 1985.
2. B. Widrow and S. D. Stearns, *Adaptive Signal Pro-*

cessing, Prentice-Hall Inc., 1985.

3. G. D. Forney, Jr., "Maximun-likelihood Sequence Estimation of Digital Sequence in the Presence of Intersymbol Interference," IEEE Trans. Inform. Theory, vol. IT-18, pp. 363-378, May 1972.
4. D. N. Godard, "Channel Equalization Using a Kalman Filter for Fast Data Transmission," IBM J. Res. Develop., vol. 18, no. 5, pp. 67-73, May 1974.
5. J.G.Proakis, Digital Communication, 2nd edition, Ch6, McGraw-Hill, 1989.
6. S. Haykin, Adaptive Filter Theory, 2nd ed., Prentice-Hall Inc., 1991.
7. S. Chen, B. Mulgrew, Peter M. Grant, "A Clustering Technique for Digital Communication Channel Equalization Using Radial Basis Function Network," IEEE Transaction on Neural Networks, vol. 4, no. 4, pp. 570-578, July 1993.
8. Govind P. Agrawl, Fiber-Optic Communication System, John Wisely & Sons, 1993.
9. William C. Y. Lee, Mobile Communications Engineering, McGraw-Hill, 1982.
10. V. John Mathews, "Adaptive Polynomial Filters," IEEE SP Magazine, pp. 10-26, July 1991.
11. John C. Stapleton, Steven C. Bass, "Adaptive Noise Cancellation for Class of Nonlinear, Dynamic Reference Channels," IEEE Transaction on Circuit and System, vol. CAS-32, no. 9, Sep. 1985.



전 선 도(Sun Do June) 정회원

1967년 5월 9일생

1993년 2월:광운대학교 전자통신공학과 졸업(공학사)

1995년 2월:광운대학교 대학원 전자통신공학과 졸업(공학석사)

1995년 3월~현재:광운대학교 대학원 전자통신공학과 박사 과정

※주관심분야:적용 신호 처리, 음성 인식, 신경망 응용



위 진 우(Jinwoo Wee) 정회원

1963년 7월 23일생

1989년 2월:광운대학교 전자통신공학과 졸업(공학사)

1991년 8월:광운대학교 대학원 전자통신공학과 졸업(공학석사)

1992년 3월~1995년 2월:광운대학교 대학원 전자통신공학과 박사과정 수료

1997년 2월~현재:서울기능대학 정보통신설비학과 전임강사

※주관심분야:음성신호처리, 디지털 신호처리, 카오스



강 철 호(Chul Ho Kang) 정회원

1952년 2월 5일생

1975년 2월:한양대학교 전자공학과 졸업(공학사)

1979년 2월:서울대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)

1977년~1981년:국방과학연구소

(연구원)

1988년 2월:서울대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)

1991년 1월~1992년 1월:미국 일리노이 대학 객원교수

1983년~현재:광운대학교 전자통신공학과 교수

※주관심분야:적용 신호 처리, 음성 인식, 신경망 응용