

# 확률분포 상관도에 기반한 Equalizer 알고리즘의 새로운 연산 방식

김남용<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>강원대학교 전자정보통신공학부

## A New Calculation Method of Equalizer algorithms based on the Probability Correlation

Namyong Kim<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>School of Electronic, Info. & Comm. Engineering, Kangwon National University.

**요 약** 많은 통신 시스템에서 심볼간 간섭, 직류성 및 충격성 잡음은 해결하기 어려운 문제로 남아있다. 이러한 간섭신호들을 제거하기 위하여 확률분포 상관도 개념이 블라인드 Equalization에 사용되었다. 그러나 이 알고리즘은 과도한 계산량이 문제로 남아 있다. 이 논문에서는 확률분포 상관도에 기반한 블라인드 알고리즘의 반복적 계산 방법을 제안하였다. 비용함수의 기울기 계산에 쓰이는 합산 계산을 반복적 방식으로 기울기를 계산하도록 바꾸었다. 이 방식은  $M$  개의 송신 심볼에 대해  $N$  개의 블록 샘플들을 가지고 계산하는 기존 알고리즘의 계산량  $O(NM)$  으로부터  $O(M)$  으로 그 계산량을 획기적으로 줄인다. 따라서 현실적 구현의 장점을 가지면서 동시에 잡음 및 간섭에 대한 강인성을 그대로 유지한다. 시뮬레이션 결과에서도 제안한 방식은 줄여진 계산량으로 동일한 학습 성능을 보였다.

**Abstract** In many communication systems, intersymbol interference, DC and impulsive noise are hard-to-solve problems. For the purpose of cancelling such interferences, the concept of lagged cross-correlation of probability has been used for blind equalization. However, this algorithm has a large burden of computation. In this paper, a recursive method of the algorithm based on the lagged probability correlation is proposed. The summation operation in the calculation of gradient of the cost is transformed into a recursive gradient calculation. The recursive method shows to reduce the high computational complexity of the algorithm from  $O(NM)$  to  $O(M)$  for  $M$  symbols and  $N$  block data having advantages in implementation while keeping the robustness against those interferences. From the results of the simulation, the proposed method yields the same learning performance with reduced computation complexity.

**Key Words** : DC noise, Impulsive noise, ISI, Lagged cross-correlation, Probability, Recursive gradient.

### 1. 서론

통신 시스템의 주된 심볼 오류의 원인에는 송수신 시스템 자체에서 발생하는 잡음과 채널 상에서 발생하는 잡음, 그리고 채널의 왜곡에 의한 심볼간 간섭이 있다. 채널의 왜곡에 의한 심볼간 간섭 현상은 대개 Equalizer를 도입하여 심볼간 간섭을 보상하고 있으나 몇몇 채널의 경우 충격성 잡음 (impulsive noise) 이나 직류성 잡음 (DC noise) 이 존재하여 일반적인 Equalizer 방식으로는

열악한 성능을 벗어나지 못한다[1].

수중 음향 통신과 같은 무선 통신 시스템에서는 충격성 잡음 같은 비 가우시안 잡음 하에서 신호 검출이 가능하도록 설계되어야 한다[2]. 광학 증폭기 같은 소자가 쓰이는 광통신의 경우에도 수신신호는 ASE (amplifier spontaneous emission)에 기인한 잡음이 주된 잡음이 되고 있는데 이 잡음은 일반적인 가우시안 잡음에 bias잡음 즉 DC 잡음이 더해진 것으로 모델링 되기도 한다[3]. 따라서 광 신호를 전기신호로 바꾸는 수신단은 이 배경

\*Corresponding Author : Namyong Kim(Kangwon National Univ.)

Tel: +82-10-7188-5872 email: namyong@kangwon.ac.kr

Received January 8, 2014

Revised February 26, 2014

Accepted May 8, 2014

bias잡음을 제거하도록 설계 된다[4]. 또한 광섬유를 통해 전달되는 CATV 신호는 변조된 레이저의 출력 전력으로부터 신호를 검출 하는데 이 경우 비선형 왜곡이 발견된다, 이 비선형왜곡은 DC 바이어스된 레이저 입력에 의해 발생하며 전기신호로 복조과정에서 이러한 DC 바이어스를 제거하는 것이 매우 중요하다[5].

한편, 건물내 가시광선통신 방식 (visual light communication, VLC) 에서는 전송된 빛이 벽과 가구 및 실내 물건들에 부딪혀 다중 경로를 거치므로 수신단에서 심볼간 간섭이 관찰될 뿐 아니라 주변 태양광, TV 나 조광 장치의 빛 등이 강한 DC bias잡음으로 나타난다[6]. 또한 VLC 시스템은 전력선 통신 (power line communication, PLC) 시스템과 접목되어 홈 센서 네트워크에 쓰이고 있다[7]. 이 경우, 전력선의 서지현상 (power surge) 이나 전기 기기의 스위칭, 플러그 접속 및 차단에 의해 충격성 잡음이 나타나므로 VLC/PLC 통합 시스템에서는 충격성 잡음과 DC 잡음이 혼재하여 시스템의 성능을 악화시키고 있다[8,9].

일반적인 최소평균오차 (minimum mean squared error, MSE)를 기반으로 많은 알고리즘이 개발되었으나 대개 충격성 잡음 하에서는 추가적인 제거 필터가 필요하였다. 이러한 추가적 충격성 잡음 제거 필터를 필요치 않은 Equalizer 로서 오류 확률을 비용함수로 사용한 Equalizer 알고리즘이 개발되기도 하였다[10]. 그러나 이 방식은 충격성 잡음에는 우수한 성능을 보이나 DC 잡음에 대해 연구된 바가 없으며 훈련열 (training sequence) 이 필요한 일반적인 Equalizer 알고리즘 중의 하나이다. 이에 훈련열이 필요 없는 블라인드 방식이면서 충격성 잡음과 DC 잡음이 존재하는 환경에서 심볼간 간섭을 제거할 수 있는 Equalizer 알고리즘 개발이 필요하였다. 최근, 논문 [11] 에서는 확률분포 상관함수가 이러한 환경에서 적절한 비용함수로 쓰일 수 있음을 보였다. 확률분포 상관함수는 서로 다른 두 확률밀도 함수의 상관도 (correlation)를 정의한 새로운 개념으로서, 가우시안 kernel을 사용하여 확률밀도 함수가 구축된다[12]. 가우시안 kernel은 충격성 잡음에 의한 범위 밖 샘플들 (outliers) 을 차단하는 특성을 지니고 있으며 바이어스된 확률밀도함수는 DC 잡음에 의한 bias정도를 추정하는 역할을 할 수 있다. 또한 전송 심볼의 확률밀도 함수와 출력 신호의 확률밀도함수의 상관도를 최대화하여 출력 출력신호가 전송 심볼점에 모이도록 알고리즘이 설계 되

었다.

이러한 비용함수의 특성은 채널 왜곡에 기인한 심볼간 간섭과 충격성 및 DC 잡음을 제거할 수 있는 탁월한 성능을 지니고 있으나, 매 샘플 시간마다 블록 처리 방식에 의해 알고리즘이 수행되어 계산량의 부담이 커져 알고리즘의 우수성에도 불구하고 현실적 적용이 어려운 문제점을 지니고 있다. 따라서 이 논문에서는 이 알고리즘의 성능은 그대로 유지하면서도 계산량을 획기적으로 줄일 수 있는 방법을 제안하고자 한다.

## 2. 확률분포 상관도를 이용한 블라인드 알고리즘

블라인드 적응 알고리즘은 훈련열이 필요 없이 적응 시스템의 가중치 변수를 갱신할 수 있어서 멀티 포인트 통신 시스템 등에 널리 쓰이고 있다[13]. 특히 충격성 잡음이나 DC 잡음이 존재하는 환경에서 확률분포 상관함수가 적절한 비용함수로 쓰일 수 있음을 논문 [11] 에서 밝힌 바 있다.

두 확률밀도 함수  $f_X(x)$  와 바이어스된 확률밀도함수  $f_Y(x+\tau)$  에 대해 확률분포 상관함수  $R_{XY}(\tau)$  는 다음과 같이 정의된다.

$$R_{XY}(\tau) = \int f_X(\alpha) \cdot f_Y(\alpha + \tau) d\alpha \quad (1)$$

kernel 밀도 추정 (kernel density estimation) 방법에 의하면 가우시안 kernel  $G_\sigma(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp[-\frac{x^2}{2\sigma^2}]$  과 샘플 시간 k 에서 N 개의 샘플에 대해 그 확률밀도함수  $f_X(x)$  는 다음과 같이 구축될 수 있다[12].

$$f_X(x) \cong \frac{1}{N} \sum_{i=k-N+1}^k G_\sigma(x-x_i) \quad (2)$$

이 kernel 확률밀도 함수를 도입하면 확률분포 상관함수  $R_{XY}(\tau)$  는 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$R_{XY}(\tau) = \frac{1}{N^2} \int \sum_{i=k-N+1}^k G_\sigma(\alpha-x_i) \sum_{j=k-N+1}^k G_\sigma(\alpha+\tau-y_j) d\alpha \quad (3)$$

즉,

$$R_{xy}(\tau) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{j=k-N+1}^k G_{\sigma\sqrt{2}}(x_i - (y_j - \tau)) \quad (4)$$

특히, 랜덤 변수  $X$  가 독립적으로 발생하며 다음과 같은 확률밀도함수를 가질 때

$$f_X(x) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \delta(x - X_m) \quad (5)$$

확률분포 상관함수  $R_{xy}(\tau)$  는 다음과 같게 된다.

$$R_{xy}(\tau) = \frac{1}{MN} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{m=1}^M G_{\sigma}(X_m + \tau - y_i) \quad (6)$$

랜덤 변수  $X$  를 균일한 확률분포로 발생하는  $M$ -ary PAM 통신 시스템의 송신 심볼  $\{S_1, S_2, \dots, S_M\}$  로 치환하면 송신 심볼의 확률밀도와 Equalizer 출력 신호의 확률밀도 사이의 상관함수  $R_{sy}(\tau)$  는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} R_{sy}(\tau) &= \frac{1}{MN} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{m=1}^M G_{\sigma}(S_m + (y_i - \tau)) \\ &= \frac{1}{MN} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{m=1}^M G_{\sigma}(S_m + \hat{y}_i) \end{aligned} \quad (7)$$

이 상관함수를 응용한 선형 적응 Equalizer 는 상수 항  $c$  가 추가된 입력 벡터  $\mathbf{X}_{k,avg} = [x_k, x_{k-1}, \dots, x_{k-L+1}, c]^T$  와 가중치  $\mathbf{W} = [w_0, w_1, w_2, \dots, w_L]^T$  로 구성되어 출력은  $\hat{y}_k = y_k - \tau = \mathbf{W}^T \mathbf{X}_{k,avg}$  로 표현될 수 있다 [11]. 이제 확률분포 상관함수 (7) 를  $\mathbf{W}$  에 대하여 최대화하여 통신 시스템에 존재하는 채널 왜곡과 비 가우시안 잡음, 두 문제 모두 극복할 수 있는 적응 Equalizer 알고리즘이 만들어질 수 있다.

상관도 (7) 의 기울기  $\nabla = \frac{\partial R_{sy}(\tau)}{\partial \mathbf{W}}$  는 다음과 같다.

$$\frac{\partial R_{sy}(\tau)}{\partial \mathbf{W}} = \frac{1}{\sigma^2 NM} \sum_{m=1}^M \sum_{i=k-N+1}^k (S_m - \hat{y}_i) \cdot G_{\sigma}(S_m - \hat{y}_i) \cdot \mathbf{X}_{i,avg} \quad (8)$$

이 기울기를 이용하여 steepest ascent 방법으로 최대화하면 다음과 같은 시스템 가중치 갱신 방정식을 얻게 된다.

$$\begin{aligned} \mathbf{W}_{k+1} &= \mathbf{W}_k \\ &+ \mu \frac{1}{\sigma^2 NM} \sum_{m=1}^M \sum_{i=k-N+1}^k (S_m - \hat{y}_i) \cdot G_{\sigma}(S_m - \hat{y}_i) \cdot \mathbf{X}_{i,avg} \end{aligned} \quad (9)$$

여기서  $\mu$  는 갱신 방정식의 안정도 및 수렴 속도를 제어한다. 이 확률분포 상관함수의 기울기 (8) 은 매 샘플 시간  $k$  에서 슬라이딩 윈도우 방식으로 버퍼에 들어온  $N$  개의 블록 샘플들을 가지고 계산되게 된다. 이 블록 처리 방식이 확률분포 상관함수 알고리즘의 계산 복잡도를  $O(NM)$  으로 만든 요인이 된다. 이러한 계산량의 부담은 알고리즘의 우수성에도 불구하고 현실적 적용을 어렵게 만들 수 있다. 따라서 이 논문에서는 이 알고리즘의 계산량을 획기적으로 줄일 수 있는 방법을 제안하고자 한다.

### 3. 확률분포 상관도 알고리즘의 반복적 기울기 계산 방식

확률분포 상관도 알고리즘의 계산량을 줄일 수 있는 방법은 여러 가지로 개발 될 수 있겠으나 이 논문에서는 현재 샘플 시간에 구해진 기울기와 다음 들어올 데이터를 활용하여 기울기 (8) 을 반복적으로 갱신하는 방법을 제안하고자 한다.

먼저, Equalizer 의 초기상태, 즉  $1 \leq k \leq N$  에서는 블록 데이터 처리를 위한 버퍼 속에  $k$  개의 샘플들이 들어있고 현재 출력 샘플  $y_k$  와 함께 사용되어 기울기  $\nabla = \frac{\partial R_{sy}(\tau)}{\partial \mathbf{W}}$  는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\frac{\partial R_{sy}(\tau)}{\partial \mathbf{W}} = \frac{1}{\sigma^2 kM} \sum_{m=1}^M \sum_{i=1}^k (S_m - \hat{y}_i) \cdot G_{\sigma}(S_m - \hat{y}_i) \cdot \mathbf{X}_{i,avg} \quad (10)$$

식 (10) 을 현재 시각  $k$  에서 기울기  $\nabla_k|_{initial}$  라고 정의하면 다음 샘플 시각  $k+1$  에서 기울기  $\nabla_{k+1}|_{initial}$  은 다음과 같게 된다.

$$\nabla_{k+1}|_{initial} = \frac{1}{\sigma^2(k+1)M} \sum_{i=1}^{k+1} \sum_{m=1}^M (S_m - \hat{y}_i) \cdot G_\sigma(S_m - \hat{y}_i) \cdot \mathbf{X}_{i,aug} \quad (11)$$

이제 식(11) 에서 다음 샘플 시각 k+1 관련된 항을 분리해 써보면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \nabla_{k+1}|_{initial} &= \frac{k}{\sigma^2 k(k+1)M} \sum_{i=1}^k \sum_{m=1}^M (S_m - \hat{y}_i) \cdot G_\sigma(S_m - \hat{y}_i) \cdot \mathbf{X}_{i,aug} \\ &+ \frac{1}{\sigma^2(k+1)M} \sum_{m=1}^M (S_m - \hat{y}_{k+1}) \cdot G_\sigma(S_m - \hat{y}_{k+1}) \cdot \mathbf{X}_{k+1,aug} \end{aligned} \quad (12)$$

여기에 식(11) 을 대입하면 다음 샘플 시각 k+1 의 기울기  $\nabla_{k+1}|_{initial}$  는 다음과 같이 정리된다.

$$\begin{aligned} \nabla_{k+1}|_{initial} &= \frac{k}{k+1} \nabla_k|_{initial} \\ &+ \frac{1}{\sigma^2(k+1)M} \sum_{m=1}^M (S_m - \hat{y}_{k+1}) \cdot G_\sigma(S_m - \hat{y}_{k+1}) \cdot \mathbf{X}_{k+1,aug} \end{aligned} \quad (13)$$

이 때,  $\nabla_0|_{initial} = \nabla_1|_{initial} = 0$  으로 초기화 한다.

Equalizer 블록 데이터를 위한 버퍼가 다 채워진 정상 상태, 즉  $k \geq N+1$ 에서는 버퍼 속에 항상 N 개의 샘플 들어 있고 기울기  $\nabla = \frac{\partial R_{SY}(\tau)}{\partial \mathbf{W}}$  는 다음과 같다.

$$\frac{\partial R_{SY}(\tau)}{\partial \mathbf{W}} = \frac{1}{\sigma^2 NM} \sum_{m=1}^M \sum_{i=k-N+1}^k (S_m - \hat{y}_i) \cdot G_\sigma(S_m - \hat{y}_i) \cdot \mathbf{X}_{i,aug} \quad (14)$$

식 (14) 를 다음 샘플 시각 k+1 에서 기울기  $\nabla_{k+1}|_{steady}$  라고 정의하면  $\nabla_{k+1}|_{steady}$  은 다음과 같게 된다.

$$\nabla_{k+1}|_{steady} = \frac{1}{\sigma^2 NM} \sum_{i=k-N+2}^{k+1} \sum_{m=1}^M (S_m - \hat{y}_i) \cdot G_\sigma(S_m - \hat{y}_i) \cdot \mathbf{X}_{i,aug} \quad (15)$$

식 (12) 에서와 마찬가지로, 식 (15) 에서 다음 샘플 시각 k+1 에 관련된 항을 분리해 써보면 다음과 같게 된다.

$$\begin{aligned} \nabla_{k+1}|_{steady} &= \frac{1}{\sigma^2 NM} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{m=1}^M (S_m - \hat{y}_i) \cdot G_\sigma(S_m - \hat{y}_i) \cdot \mathbf{X}_{i,aug} \\ &+ \frac{1}{\sigma^2 NM} \sum_{m=1}^M (S_m - \hat{y}_{k+1}) \cdot G_\sigma(S_m - \hat{y}_{k+1}) \cdot \mathbf{X}_{k+1,aug} \\ &- \frac{1}{\sigma^2 NM} \sum_{m=1}^M (S_m - \hat{y}_{k-N+1}) \cdot G_\sigma(S_m - \hat{y}_{k-N+1}) \cdot \mathbf{X}_{k-N+1,aug} \end{aligned} \quad (16)$$

한편,

$$\frac{1}{\sigma^2 NM} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{m=1}^M (S_m - \hat{y}_i) \cdot G_\sigma(S_m - \hat{y}_i) \cdot \mathbf{X}_{i,aug} \text{ 는 } \nabla_k|_{steady} \text{ 와}$$

같으므로, 식 (16) 의  $\nabla_{k+1}|_{steady}$  는 다음과 같이 정리된다.

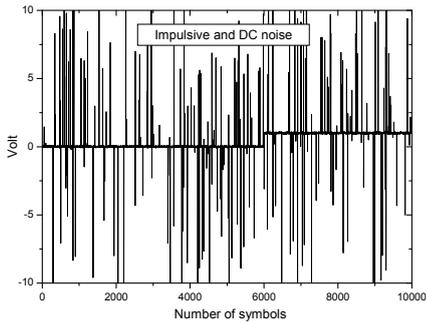
$$\begin{aligned} \nabla_{k+1}|_{steady} &= \nabla_k|_{steady} \\ &+ \frac{1}{\sigma^2 NM} \sum_{m=1}^M (S_m - \hat{y}_{k+1}) \cdot G_\sigma(S_m - \hat{y}_{k+1}) \cdot \mathbf{X}_{k+1,aug} \\ &- \frac{1}{\sigma^2 NM} \sum_{m=1}^M (S_m - \hat{y}_{k-N+1}) \cdot G_\sigma(S_m - \hat{y}_{k-N+1}) \cdot \mathbf{X}_{k-N+1,aug} \end{aligned} \quad (17)$$

식 (13) 과 (17) 은 슬라이딩 윈도우 방식으로 버퍼에 들어온 N 개의 블록 샘플들을 가지고 계산하는 원래의 확률분포 상관함수 알고리즘과 수학적으로 완벽히 일치 하지만 계산 복잡도가  $O(NM)$ 으로 부터  $O(M)$ 으로 그 계산량이 획기적으로 줄었음을 알 수 있다.

#### 4. 시뮬레이션 결과 및 토론

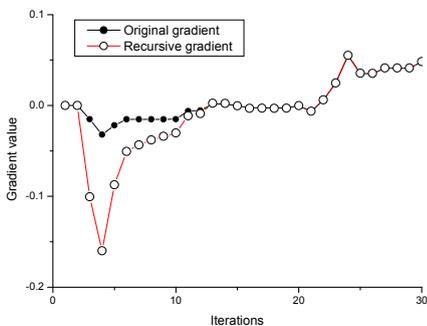
이 장에서는 선형 확률분포 상관도 알고리즘을 위해 제안된 반복적 기울기 연산 방법 (13), (17) (이 논문에서는 편의상 recursive gradient 라고 칭함) 이 원래의 기울기 연산 식 (8) (이 논문에서는 편의상 original gradient 라고 일컬음) 과 동일한 기울기 결과를 내는지 알아보기 위해, 논문 [11]에서 시행했던 동일한 상황에서 여러 텀 가중치들에 대한 기울기 값의 추이를 살펴보았다.

Fig. 1은 논문 [11]에서 사용된 잡음과 달리 충격성 잡음에 더해지는 DC 잡음이 k=6000부터 급격하게 인가되는 시뮬레이션 환경을 보여주고 있다.

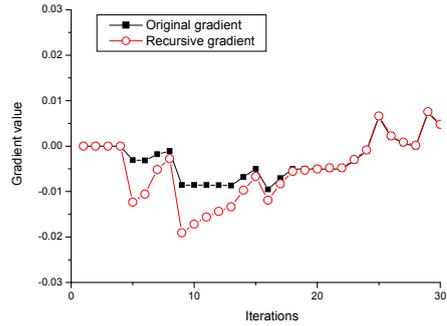


[Fig. 1] Generated noise composed of background Gaussian noise, impulsive noise and DC bias noise for simulation.

Fig. 2는  $N = 20$  으로 Equalizer 의 첫번째 탭 가중치  $w_0$  갱신에 사용될 기울기  $\frac{\partial R_{SY}(\tau)}{\partial w_0}$  를 original gradient 와 recursive gradient 추이를 비교하였다. 먼저, Equalizer 의 초기상태, 즉  $1 \leq k \leq N = 20$  에서는 블록 데이터 처리를 위한 버퍼 속에  $k$  개의 샘플들이 자리하고 있어서 recursive gradient 는 original gradient 와 동일하지 않은 값을 나타낸다. 그러나 블록 데이터를 위한 버퍼가 다 채워진 정상상태, 즉  $k \geq N + 1 = 21$  부터 recursive gradient 는 original gradient 가 완전히 동일한 값을 가짐을 알 수 있다. 한편, Fig. 3은 중앙 탭 가중치에 대한 기울기 추이를 나타냈다. 역시 블록 데이터 버퍼가 다 차게 된  $k \geq N + 1 = 21$  부터는 recursive gradient 는 original gradient 가 완전히 동일한 값을 나타내고 있다. 이 두 탭 가중치의 기울기 추이에 대한 결과로부터 다른 탭 가중치들도 동일한 현상을 보임을 알 수 있다.

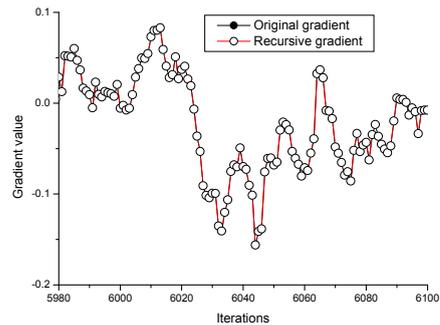


[Fig. 2] Gradient learning curves for the first tap with the data block size  $N = 20$ .

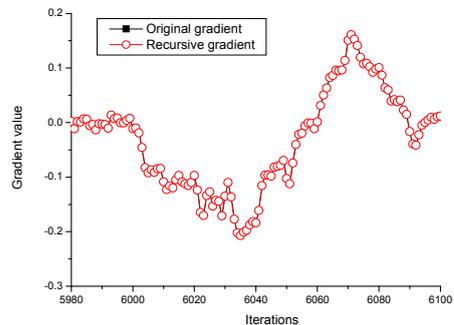


[Fig. 3] Gradient learning curves for the center tap with the data block size  $N = 20$ .

기울기 계산 방식의 차이가 DC 잡음의 영향에 어떻게 다른지 보기 위해 DC 잡음이 인가된 직후의 기울기 추이가 다음 Fig. 4와 5에 나타나 있다.



[Fig. 4] Learning curves of gradient for the first tap after DC addition.



[Fig. 5] Learning curves of gradient for the center tap after DC addition.

Fig. 4와 5에서 DC 잡음이 급격히 인가된 샘플 수  $k=6000$ 부터 이 DC 잡음을 제거하기 위해 기울기 곡선이

크게 요동치는 현상을 관찰할 수 있다. 그러나 첫 번째 탭 가중치의 recursive gradient 는 original gradient 와 동일한 곡선을 그리고 있다. 마찬가지로 중앙 탭 가중치 기울기도 동일한 기울기 추이를 보이고 있다. 이 결과는 두 방식의 기울기 계산법이 DC 잡음의 인가와 관계없이 동일한 기울기 값을 만들어 낼 수 있다.

## 5. 결론

블라인드 적응 알고리즘 중에 충격성성 잡음이나 DC 잡음이 존재하는 환경에 적합한 새로운 비용함수로서 최근에 소개된 확률분포 상관도는 탁월한 성능을 보이나 과중한 계산량의 부담이 알고리즘의 현실적 적용 및 응용에 하나의 문제점이었다. 이 논문에서는 확률분포 상관도에 기초한 알고리즘의 계산량을 줄이는 방법을 제안하였다. 탭 가중치 갱신에 쓰이는 비용함수의 다음 샘플 시간에서 기울기는 현재 샘플 시간에 구해진 기울기를 바탕으로 와 다음 들어올 데이터를 활용하여 반복적으로 갱신한다.  $M$  개의 독립적 송신 심볼에 대한 블라인드 적응 Equalizer 응용에서, 블록 데이터 버퍼에 들어온  $N$  개의 블록 샘플들을 가지고 계산하는 원래의 확률분포 상관함수 알고리즘과 이 방법이 수학적으로 완벽히 일치하면서도 계산 복잡도를  $O(NM)$  으로부터  $O(M)$  으로 그 계산량을 획기적으로 줄인다. 계산량에서 서로 다른 이 두 방식이 동일한 기울기를 가지는지 살펴본 실험에서 가중치 탭들의 기울기 값은 처음 블록 데이터 버퍼가 다 채워질 때까지 서로 다른 추이를 보이나 일단 채워진 이후 즉,  $k \geq N+1$  부터는 제안한 반복적 갱신 방식과 원래의 기울기 계산 방식이 완전히 일치하는 기울기 추이를 나타냈다.

이러한 수학적 접근 전개식과 실험 결과로부터, 확률분포 상관함수에 근거한 블라인드 알고리즘이 이 논문에서 제안한 반복적 기울기 갱신 방식으로 구현될 경우 현실적 적용 및 응용의 한계가 해결될 것으로 보인다.

향후, 이 방식이 결정체화와 같은 비선형 구조에 적용될 경우에 계산량 감소 가능성과 그 성능이 그대로 유지될 지에 대한 추가 연구가 필요하다.

## References

- [1] D. V. Arnold, "A general noise model and its effects on evolution strategy performance," IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol. 10, No. 4, pp. 380 - 391, 2006.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/TEVC.2005.859467>
- [2] Nam-Ri Kim, Jea-Hak Chung, "Trends of underwater communications and channel environment characteristics," JIIBC, Vol. 9, No. 5, pp. 243-247, May, 2009.
- [3] S. B. Alexander, Optical communication receiver design, SPIE Optical Engineering Press, Bellingham, Washington, 1997.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.1117/3.219402>
- [4] S. Arnon, "Performance of a laser satellite network with an optical preamplifier," J. Opt. Soc. Vol. 22, No. 4, pp. 709 - 715, 2005.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.1364/JOSAA.22.000708>
- [5] M. Z. Hassan, X. Song, and J. Cheng, "Subcarrier intensity modulated wireless optical communications with rectangular QAM", Journal of Optical Communications and Networking, Vol. 4, No. 6, pp. 522 - 532, 2012.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.1364/JOCN.4.000522>
- [6] Z. Dong, K. Cui, G. Chen, and Z. Xu, "Non-line-of-sight link performance study for indoor visible light communication systems," Proc. of SPIE Photonics and Optics - Free Space Laser Communications IX, San Diego, CA, pp. 781404-1-781404-10, August 2010.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.1117/12.860067>
- [7] H. Lee, Y. Kim, and K. Sohn, "Optical wireless sensor networks based on VLC with PLC-Ethernet interface," World Academy of Science, Engineering and Technology, Vol. 57, pp. 245-248, July, 2011.
- [8] J. Carruthers, S. Carroll, and P. Kannan, "Propagation modelling for indoor optical wireless communications using fast multi-receiver channel estimation," Optoelectronics, IEE Proceedings, Vol. 150, pp. 473 - 481, Oct. 2003.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.1049/ip-opt:20030527>
- [9] N. Andreadou, and F. Pablidou, "PLC channel: impulsive noise modelling and its performance evaluation under different array coding schemes," IEEE Trans. Power Delivery, Vol. 24, pp. 585-595, April. 2009.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/TPWRD.2008.2002958>

- [10] N. Kim and Y. Hwang, "Communication equalizer algorithms with decision feedback based on error probability," Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation society, Vol. 12, pp.2930-2395, May, 2011.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.5762/KAIS.2011.12.5.2390>
- [11] N. Kim, K. Kwon and Y. You, "Lagged cross-correlation of probability density functions and application to blind equalization," JCN, Vol. 14, pp. 540-545, Oct. 2012.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/JCN.2012.00012>
- [12] E. Parzen, "On the estimation of a probability density function and the mode," Ann. Math. Stat. Vol. 33, p. 1065, 1962.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.1214/aoms/1177704472>
- [13] C. Johnson Jr., "Blind equalization using the constant modulus criterion: A Review," in Proc. of the IEEE, Vol. 86, pp. 1927 - 1950, Oct. 1998.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/5.720246>

---

김 남 용(Namyong Kim)

[정회원]



- 1988년 2월 : 연세대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)
- 1991년 2월 : 연세대학교 대학원 전자공학과 (공학박사)
- 1992년 3월 ~ 1998년 2월 : 관동대학교 전자통신공학과 부교수
- 1998년 3월 ~ 현재 : 강원대학교 공학대학 전자정보통신공학부 교수

<관심분야>

Adaptive Equalization, RBFN, Odour Sensing Systems