

랜덤 심볼열에 기반한 확률분포의 반복적 유클리드 거리 추정법

Recursive Estimation of Euclidean Distance between Probabilities based on A Set of Random Symbols

김 남 용^{1*}
Namyong Kim

요 약

송신 심볼점과 동일한 확률분포 모양을 갖도록 수신단에서 무작위로 발생시킨 N개의 랜덤 샘플에 대한 확률밀도함수와, 시스템 출력샘플들에 대한 확률밀도함수 사이의 ED 를 기반으로 설계된 블라인드 적응 시스템은 수렴에 이르렀는지 평가하거나 최소 ED 평가를 위해 매 샘플시간 마다 ED 값을 계산한다. 그런데 이 ED 값 추정은 블록 데이터 계산방식으로서 계산량이 많다는 문제점을 지니고 있다. 이 논문에서는 과도한 계산량을 줄일 수 있는 방법으로서 현재 샘플 시간의 ED 값과 다음 샘플 시간의 ED 값 사이의 관계와 다음 샘플시간의 ED 값 계산에 현재 계산된 ED 값을 활용할 수 있는 반복적 ED 추정방법을 제안하였다. 기존의 블록 처리 ED 방법은 계산량 $O(N^2)$ 을 가지는데 반해 반복적 ED 방법은 계산량 $O(N)$ 을 가지며, 시뮬레이션 결과에서 두 방식이 정확히 일치하는 추정결과를 산출하였다.

☞ 주제어 : 랜덤 심볼열, 확률분포, 반복적, 유클리드 거리, 블라인드

ABSTRACT

Blind adaptive systems based on the Euclidean distance (ED) between the distribution function of the output samples and that of a set of random symbols generated at the receiver matching with the distribution function of the transmitted symbol points estimate the ED at each iteration time to examine its convergence state or its minimum ED value. The problem is that this ED estimation obtained by block data processing requires a heavy calculation burden. In this paper, a recursive ED estimation method is proposed that reduces the computational complexity by way of utilizing the relationship between the current and previous states of the data block. The relationship provides a ground that the currently estimated ED value can be used for the estimation of the next ED without the need for processing the whole new data block. From the simulation results the proposed recursive ED estimation shows the same estimation values as that of the conventional method, and in the aspect of computational burden, the proposed method requires only $O(N)$ at each iteration time while the conventional block processing method does $O(N^2)$.

☞ keyword : Recursive, Euclidean Distance, Probability; Random Symbols, Blind

1. 서 론

최근 커널 밀도 추정법 (kernel density estimation) 과 확률 밀도 함수를 바탕으로 한 정보이론적 학습 방법 (information theoretic learning, ITL) 은 적응 신호 처리 및 이퀄라이저 응용 분야에서 기존의 평균 제곱 오차 (mean squared error, MSE) 를 대체하며 적응 시스템의 성능 기준으로 채택되고 있다 [1].

ITL 방법의 한 성능기준으로서, 두 확률밀도함수에 대해 상이성 또는 상호 정보량 측정 도구로 제안된 Kullback Leibler (KL) divergence 는 두 랜덤 변수 쌍이 가지는 엔트로피를 정량화할 수 있는 좋은 도구이나 확률분포함수에 대한 이차함수 형태를 가지지 않는 점 때문에 최대화 및 최소화가 용이하지 않아서 적응 신호처리 응용에 현실적 어려움을 지니고 있다 [2][3].

반면에, 두 확률밀도함수에 대해 유사성 (similarity) 을 나타낼 수 있으면서 이차함수로 표현이 가능한 유클리드 거리 (Euclidean distance, ED) 는 최소화가 용이하여 정보이론적 학습법에서 크게 활용되고 있다 [4]. 두 확률밀도함수 사이의 ED 가 최소화 되면 두 확률밀도함수는 서로 가장 매칭된 형태가 되므로 적응 시스템의 출력 샘플들의 분포를 원하는 신호 (desired signal) 가 가지는 분포 형

¹ Division of Electronics, Information & Communication Engineering, Kangwon National University, Samcheok, Gangwon-Do, 245-711, Republic of Korea

* Corresponding author (namyong@kangwon.ac.kr)

[Received 27 March 2014, Reviewed 28 March 2014, Accepted 09 June 2014]

태로 집결 시킬 수 있는 특성을 지닌다.

한편, 이 특성을 훈련열이 필요 없는 블라인드 이퀄라이저에 응용하기 위한 한 방법으로, 전송 심볼점이 가지는 확률밀도함수의 모양과 매칭되는 조건하에 수신단에서 무작위 샘플을 발생시켜서 ED 기준에 사용하는 블라인드 알고리즘이 제안되었다 [5].

그러나 알고리즘이 수렴에 이르렀는지 평가하거나 최소 ED 값을 평가하고자 할 경우, 매 샘플시간마다 계산하게 될 ED 추정 과정은 블록 데이터 처리방식으로 이루어져 이중 합산 (double summation) 이라는 많은 계산량의 문제점을 지닌다.

이 논문에서는 이 과도한 계산량을 줄일 수 있는 방법으로서, 블록 데이터 처리의 이중 합산 계산 과정에서 현재 샘플 시간의 ED 값과 다음 샘플 시간의 ED 값 사이의 관계 분석을 통해 다음 샘플시간의 ED 값 계산에 현재 계산된 ED 값을 활용할 수 있는 방법을 제안하고자 한다.

2. 두 확률밀도 사이의 ED

두 확률밀도함수 f_x 와 f_y 에 대해 유사성을 나타낼 수 있는 ED 는 다음과 같이 정의된다 [1][4].

$$ED[f_x, f_y] = \int f_x^2(\alpha) d\alpha + \int f_y^2(\alpha) d\alpha - 2 \int f_x(\alpha) f_y(\alpha) d\alpha \quad (1)$$

식 (1)의 ED 를 성능 기준으로 하여 supervised 신호처리 또는 이퀄라이저에 응용할 경우, 전송 심볼열 또는 훈련열을 대표하는 확률밀도함수 f_D 와 이퀄라이저의 출력 샘플들이 가지는 확률밀도함수 f_Y 사이의 ED 를 최소화 하도록 알고리즘을 설계한다.

확률밀도함수 구축 방법 중 하나로 가우시안 커널을 사용하는 커널밀도추정법 (kernel density estimation) 에서 는 주어진 N 개의 샘플 $\{d_1, d_2, d_3, \dots, d_N\}$ 에 대하여 각 샘플 위치 d_i 마다 가우시안 커널 $G_\sigma(d - d_i) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(d - d_i)^2}{2\sigma^2}\right]$ 을 대응시키고 합하여 다음과 같이 확률밀도함수를 표현 할 수 있다 [6].

$$f_D(d) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N G_\sigma(d - d_i) \quad (2)$$

그러나 블라인드 적응 신호처리에 응용할 경우, 원하는 신호 (desired signal) 또는 전송 심볼열을 대표하는 확률밀도함수 f_D 는 적절한 조건하에 훈련열없이 수신단에서 구축해야 한다. 훈련열 샘플들을 활용하지 못하는 블라인드 알고리즘에 응용하는 한 기법으로, 전송되는 심볼점이 가지는 확률밀도함수의 정보를 활용하여, 동일한 확률분포 모양을 갖도록 N 개의 무작위 샘플 $\{d_1, d_2, d_3, \dots, d_N\}$ 을 수신단에서 인위적으로 발생시켜 사용할 수 있다 [5]

따라서, 수신단에서 발생한 랜덤 심볼열 $\{d_1, d_2, d_3, \dots, d_N\}$ 로 f_D 를, 현재 시간 k 에서 버퍼에 저장된 N 개의 이퀄라이저의 출력 샘플들 $\{y_k, y_{k-1}, \dots, y_{k-N+1}\}$ 로 f_Y 를 구축하여 식 (1)의 각 항을 정리하면 ED 는 다음과 같다.

$$ED = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(d_j - d_i) + \frac{1}{N^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{j=k-N+1}^k G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i) - 2 \frac{1}{N^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(d_j - y_i) \quad (3)$$

3. 반복적 ED 추정법

적용 시스템의 알고리즘이 수렴에 이르렀는지 평가하고자 할 때 또는 최소 ED 평가를 위해, 매 샘플시간마다 구할 ED 계산은 이중 합산 (double summation) 이라는 많은 계산량의 문제점을 지닌다. 이 과도한 계산량을 줄일 수 있는 방법 중 하나로 이 장에서는 식 (3) 이 가지는 이중 합산 계산에 현재 샘플 시간의 ED 값과 다음 샘플 시간의 ED 값 사이의 관계를 분석하고 다음 샘플시간의 ED 값 계산에 현재 계산된 ED 값을 활용할 수 있는 방법을 제안한다.

먼저 식 (3) 의 ED 를 세 가지 항 D_k, A_k, B_k 로 분리하여 쓰면 다음과 같다.

$$D_k = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(d_j - d_i) = D \quad (4)$$

$$A_k = \frac{1}{N^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{j=k-N+1}^k G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i) \quad (5)$$

$$B_k = 2 \frac{1}{N^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(d_j - y_i) \quad (6)$$

식 (4) 에서 D_k 는 iteration 또는 샘플시간 k 와 무관한 상수이므로 D 로 놓고, 시간 k 에서 유클리드 거리 ED_k 는 $ED_k = D + A_k - B_k$ 가 되며 두 가지 시간영역으로 나누어 계산하고자 한다. N 개의 블록 데이터를 이중 합산 처리하는 ED 계산은 시간이 N 보다 작은, 초기 상태 (initial state) 와 시간이 N 이후인 정상 상태 (steady state) 로 나누어 분석해 볼 필요가 있다. 초기상태 $1 \leq k < N$ 에서 각 항을 A_k^I, B_k^I 로, 유클리드 거리를 ED_k^I 로 정의 하고 현재 시간 k 에서 ED_k^I 와 정상 상태 ($k \geq N$) 의 유클리드 거리를 ED_k^S 로 정의하면 두 시간 영역의 유클리드 거리는 다음과 같다.

$$ED_k^I = D + A_k^I - B_k^I \quad (7)$$

$$ED_k^S = D + A_k^S - B_k^S \quad (8)$$

먼저 초기 상태에 대해 각 항의 시간 별 관계를 분석 하면 초기 상태의 현재 시간에서 A_k^I, B_k^I 는 다음과 같다.

$$A_k^I = \frac{1}{k^2} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i) \quad (9)$$

$$B_k^I = \frac{2}{kN} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(d_j - y_i) \quad (10)$$

다음 시간 $k+1$ 에서 A_{k+1}^I, B_{k+1}^I 은 다음과 같다.

$$A_{k+1}^I = \frac{1}{(k+1)^2} \sum_{i=1}^{k+1} \sum_{j=1}^{k+1} G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i) \quad (11)$$

$$B_{k+1}^I = \frac{2}{(k+1)N} \sum_{i=1}^{k+1} \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(d_j - y_i) \quad (12)$$

A_{k+1}^I 의 이중 합산에서 시간 $k+1$ 에 해당하는 성분들을 분리하여 정리하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} A_{k+1}^I &= \frac{1}{(k+1)^2} \sum_{i=1}^{k+1} \sum_{j=1}^{k+1} G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i) \\ &= \frac{k^2}{(k+1)^2 k^2} \left[\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i) \right. \\ &\quad \left. + \sum_{j=1}^{k+1} G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_{k+1}) \right] \\ &= \frac{k^2}{(k+1)^2 k^2} \left[\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i) \right. \\ &\quad \left. + \sum_{i=1}^k G_{\sigma\sqrt{2}}(y_{k+1} - y_i) \right] \\ &\quad + \frac{k^2}{(k+1)^2 k^2} \sum_{j=1}^{k+1} G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_{k+1}) \\ &= \frac{k^2}{(k+1)^2} \cdot \frac{1}{k^2} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i) \\ &\quad + \frac{1}{(k+1)^2} \sum_{i=1}^k G_{\sigma\sqrt{2}}(y_{k+1} - y_i) \\ &\quad + \frac{1}{(k+1)^2} \sum_{j=1}^{k+1} G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_{k+1}) \\ &= \frac{k^2}{(k+1)^2} A_k^I + \frac{1}{(k+1)^2} \sum_{i=1}^k G_{\sigma\sqrt{2}}(y_{k+1} - y_i) \\ &\quad + \frac{1}{(k+1)^2} \sum_{j=1}^{k+1} G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_{k+1}) \\ &= \frac{k^2}{(k+1)^2} A_k^I + \frac{1}{(k+1)^2} \sum_{i=1}^k G_{\sigma\sqrt{2}}(y_{k+1} - y_i) \\ &\quad + \frac{1}{(k+1)^2} \left[\sum_{j=1}^k G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_{k+1}) + G_{\sigma\sqrt{2}}(y_{k+1} - y_{k+1}) \right] \end{aligned} \quad (13)$$

여기서 $G_{\sigma\sqrt{2}}(y_{k+1} - y_i) = G_{\sigma\sqrt{2}}(y_i - y_{k+1})$ 이므로 A_{k+1}^I 는 다음과 같은 반복적 방정식으로 표현 가능하다.

$$\begin{aligned} A_{k+1}^I &= \frac{k^2}{(k+1)^2} A_k^I + \frac{2}{(k+1)^2} \sum_{i=1}^k G_{\sigma\sqrt{2}}(y_{k+1} - y_i) \\ &\quad + \frac{1}{(k+1)^2} G_{\sigma\sqrt{2}}(0) \end{aligned} \quad (14)$$

마찬가지로, B'_{k+1} 의 이중 합산에서 시간 $k+1$ 에 해당 하는 성분들을 분리하여 정리하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 B'_{k+1} &= \frac{2}{(k+1)N} \sum_{i=1}^{k+1} \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(d_j - y_i) \\
 &= \frac{2k}{(k+1)kN} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(d_j - y_i) \\
 &\quad + \frac{2}{(k+1)N} \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(d_j - y_{k+1}) \\
 &= \frac{k}{(k+1)} \frac{2}{kN} \left[\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(d_j - y_i) \right. \\
 &\quad \left. + \frac{2}{(k+1)N} \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(d_j - y_{k+1}) \right] \\
 &= \frac{k}{(k+1)} B'_k + \frac{2}{(k+1)N} \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(d_j - y_{k+1}) \quad (15)
 \end{aligned}$$

따라서 식 (14)와 (15)로 부터 초기상태에서 차기 시간의 유클리드 거리 $ED'_{k+1} = D + A'_{k+1} - B'_{k+1}$ 산출에는 현재 시간의 유클리드 거리에 쓰였던 A'_k 와 B'_k 로 반복적 계산이 가능함을 알 수 있다.

한편, 정상 상태 ($k \geq N$)에서, 차기 시간의 유클리드 거리 ED^S_{k+1} 에 필요한 A^S_{k+1} 와 B^S_{k+1} 를 현재 시간과의 관계를 정리하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 A^S_{k+1} &= \frac{1}{N^2} \sum_{i=k-N+2}^{k+1} \sum_{j=k-N+2}^{k+1} G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i) \\
 &= \frac{1}{N^2} \left[\sum_{i=k-N+1}^k \sum_{j=k-N+2}^{k+1} G_{\sigma\sqrt{2}}(y_i - y_j) \right. \\
 &\quad \left. + \sum_{j=k-N+2}^{k+1} G_{\sigma\sqrt{2}}(y_{k+1} - y_j) \right. \\
 &\quad \left. - \sum_{j=k-N+2}^{k+1} G_{\sigma\sqrt{2}}(y_{k+N-1} - y_j) \right] \\
 &= \frac{1}{N^2} \sum_{i=k-N+1}^k \left[\sum_{j=k-N+1}^k G_{\sigma\sqrt{2}}(y_i - y_j) \right.
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &\quad \left. + G_{\sigma\sqrt{2}}(y_i - y_{k+1}) - G_{\sigma\sqrt{2}}(y_i - y_{k-N+1}) \right] \\
 &\quad + \frac{1}{N^2} \left[\sum_{j=k-N+1}^k G_{\sigma\sqrt{2}}(y_{k+1} - y_j) \right. \\
 &\quad \left. + G_{\sigma\sqrt{2}}(y_{k+1} - y_{k+1}) - G_{\sigma\sqrt{2}}(y_{k+1} - y_{k-N+1}) \right] \\
 &\quad - \frac{1}{N^2} \left[\sum_{j=k-N+1}^k G_{\sigma\sqrt{2}}(y_{k+N-1} - y_j) \right. \\
 &\quad \left. + G_{\sigma\sqrt{2}}(y_{k+N-1} - y_{k+1}) \right. \\
 &\quad \left. - G_{\sigma\sqrt{2}}(y_{k+N-1} - y_{k-N+1}) \right] \quad (16)
 \end{aligned}$$

여기서 $G_{\sigma\sqrt{2}}(y_{k+1} - y_{k-N+1}) = G_{\sigma\sqrt{2}}(y_{k-N+1} - y_{k+1})$ 이므로 대입하고 정리하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 A^S_{k+1} &= A^S_k + \frac{2}{N^2} \sum_{j=k-N+1}^k G_{\sigma\sqrt{2}}(y_i - y_{k+1}) \\
 &\quad - \frac{2}{N^2} \sum_{j=k-N+1}^k G_{\sigma\sqrt{2}}(y_i - y_{k-N+1}) \\
 &\quad - \frac{2}{N^2} G_{\sigma\sqrt{2}}(y_{k+1} - y_{k+N-1}) + \frac{2}{N^2} G_{\sigma\sqrt{2}}(0) \quad (17)
 \end{aligned}$$

마찬가지로, B^S_{k+1} 의 이중 합산에서 시간 $k+1$ 에 해당 하는 성분들을 분리하여 정리하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 B^S_{k+1} &= \frac{2}{N^2} \sum_{i=k-N+2}^{k+1} \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(d_j - y_i) \\
 &= \frac{2}{N^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(d_j - y_i) \\
 &\quad + \frac{2}{N^2} \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(d_j - y_{k+1}) \\
 &\quad - \frac{2}{N^2} \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(d_j - y_{k-N+1}) \quad (18)
 \end{aligned}$$

여기서 $\frac{2}{N^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(d_j - y_i)$ 는 B^S_k 와 같으므로 정리하면

$$\begin{aligned}
 B^S_{k+1} &= B^S_k + \frac{2}{N^2} \sum_{j=1}^N [G_{\sigma\sqrt{2}}(d_j - y_{k+1}) \\
 &\quad - G_{\sigma\sqrt{2}}(d_j - y_{k-N+1})] \quad (19)
 \end{aligned}$$

요약하면,

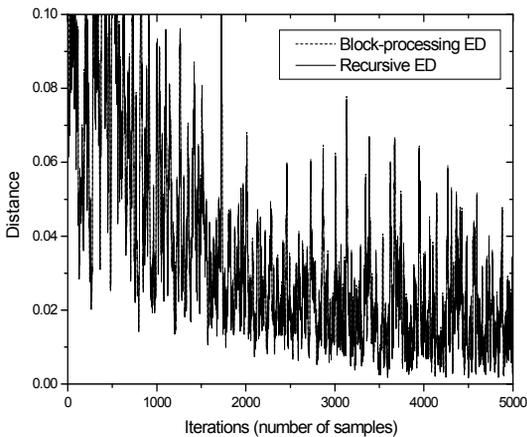
식 (14) 과 (15) 에 의해 초기 상태의 A'_{k+1} 와 B'_{k+1} 가 반복적으로 계산되어 $ED^I_{k+1} = D + A'_{k+1} - B'_{k+1}$ 를 구할 수 있고, 식 (17) 과 (19) 에 의해 정상 상태의 A^S_{k+1} 와 B^S_{k+1} 가 반복적으로 계산되어 $ED^S_{k+1} = D + A^S_{k+1} - B^S_{k+1}$ 를 구할 수 있다.

편의상, 식 (14), (15), (17) 과 (19) 에 의해 구해지는 유클리드 거리 산출 방법을 반복적 ED (recursive ED) 라 명명하고, 식 (3) 의 유클리드 거리 산출 방식을 블록 처리 ED (block processing ED) 라 명명한다면, 블록 처리 ED 방법은 이중 합산 계산에 의한 계산량 $O(N^2)$ 을 가지는데 반해 반복적 ED 방법은 단일 합산만으로 구성된 계산량 $O(N)$ 을 가짐을 알 수 있다.

4. 결과 및 토론

이중 합산 계산에 의한 기존의 블록 처리 ED 방식과 제안한 반복적 ED 방법이 동일한 결과를 가지는지 살펴보기 위해, 논문 [5] 에서 사용하였던 동일한 블라인드 이퀄라이저 환경에서 시간에 따른 ED 의 추이를 서로 비교하였다. 즉, 송신 심볼점은 $\{\pm 3, \pm 1\}$ 이고 채널의 충격과 응답 h_i 는 다음과 같다.

$$h_i = \frac{1}{2} \{1 + \cos[2\pi(i-2)/3.3]\}; \quad i = 1, 2, 3 \quad (20)$$

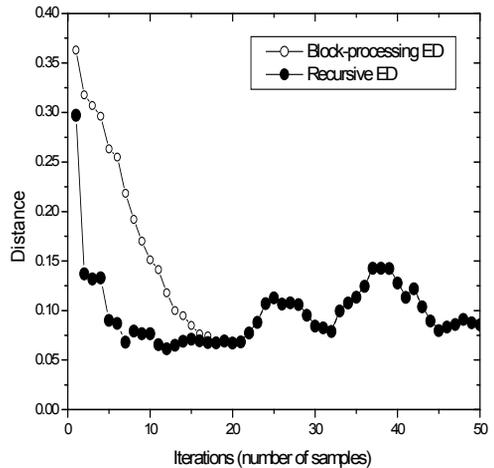


(그림 1) 블록 데이터 크기 $N = 20$ 에서 ED 곡선.
(Figure 1) ED curves with the data block size $N = 20$.

이퀄라이저의 가중치 탭 수는 11로, 블록 데이터 사이즈는 $N = 20$, 그리고 커널 사이즈는 $\sigma = 0.5$ 이다. 수신단에서 발생한 N 개의 랜덤 심볼열 $D_N = \{d_1, d_2, \dots, d_j, \dots, d_N\}$ 은 다음과 같다.

$$d_j = \begin{cases} +3: j = 1, 2, 3, \dots, N/4. \\ +1: j = N/4 + 1, N/4 + 2, \dots, N/2. \\ -1: j = N/2 + 1, N/2 + 2, \dots, 3N/4. \\ -3: j = 3N/4 + 1, 3N/4 + 2, \dots, N. \end{cases} \quad (21)$$

그림 1에 각 방식의 ED 가 그리는 궤적을 나타냈다. ED를 최소화 하도록 설계된 알고리즘이 수렴하면서 ED는 급속하게 줄어들고 있음을 알 수 있다. 두 방식이 동일한 궤적을 그리며 유클리드 거리를 산출하고 있어 서로 차이를 발견하기 불가능하다. 그러나 초기상태 $1 \leq k < N$ 에서 산출 결과를 비교하기 위해 시간 $k=50$ 까지 구간을 확대하여 나타낸 그림 2에서 두 방식은 서로 다른 궤적을 보임을 알 수 있다. 즉, $k < 20$ 까지 초기상태 $1 \leq k < N$ 에서는 서로 다른 궤적을 그리고 있으나, $k=20$ 이후, 즉 정상 상태 ($k \geq N$)에서는 두 방식이 정확히 일치하는 결과를 내고 있음을 알 수 있다.



(그림 2) 샘플수 0 에서 50까지 영역의 ED 곡선.
(Figure 2) ED curves in the region of iteration number 0 to 50.

5. 결 론

훈련열이 없는 블라인드 신호처리를 위해, 송신 심볼점과 동일한 확률분포 모양을 갖도록 수신단에서 무작위로 발생시킨 N 개의 랜덤 샘플에 대한 확률밀도함수와 시스템 출력샘플들에 대한 확률밀도함수 사이의 ED가 성능 기준으로서 적응 신호처리에서 사용되고 있다. 그러나 시스템이 수렴에 이르렀는지 평가하거나 최소 ED 평가를 위해 매 샘플시간마다 구할 ED 계산은 블록 데이터 계산방식으로서 이중 합산이라는 많은 계산량의 문제점을 지닌다.

이러한 과도한 계산량을 줄일 수 있는 방법 중 하나로서 이 논문에서 현재 샘플 시간의 ED 값과 다음 샘플 시간의 ED 값 사이의 관계를 분석하고 다음 샘플시간의 ED 값 계산에 현재 계산된 ED 값을 활용할 수 있는 반복적 ED 추정방법을 제안하였다. 기존의 블록 처리 ED 방법은 계산량 $O(N^2)$ 을 가지는데 반해 반복적 ED 방법은 단일 합산만으로 구성된 계산량 $O(N)$ 을 가진다. 두 방식이 동일한 결과를 산출하는지 알아보기 위한 시뮬레이션에서 초기상태 시간구간 $1 \leq k < N$ 에서 두 방식은 서로 다른 궤적을 보였으나 정상 상태 ($k \geq N$)에서는 두 방식이 정확히 일치하는 결과를 낳았다. 따라서 이 논문에서 제안한 반복적 ED 추정방법이 블라인드 이퀄라이저나 블라인드 신호처리 응용 분야에서 현실적 구현에 크게 기여할 것으로 판단된다.

참 고 문 헌(References)

- [1] J. Principe, D. Xu and J. Fisher, *Information Theoretic Learning in: S. Haykin, Unsupervised Adaptive Filtering*, Wiley, (New York, USA), 2000, pp. 265-319.
- [2] S. Kullback, *Information Theory and Statistics*, Dover Publications, New York, 1968.
- [3] D. Erdogmus, Y. Rao and J. C. Principe, " Supervised training of adaptive systems with partially labeled data" *Proceedings of the International Conference on ASSP*, Apr. 2005. pp. v321~v324.
- [4] K. Jeong, J. Xu, D. Erdogmus, and J. Principe, "A new classifier based on information theoretic learning with unlabeled data," *Neural Networks*, Vol. 18, 2005, pp. 719-726.
- [5] N. Kim and L. Yang, "A new criterion of information theoretic optimization and application to blind channel equalization," *Journal of Korean Society for Internet Information*, Vol. 10, Feb. 2009, pp.11-17.
- [6] E. Parzen, "On the estimation of a probability density function and the mode," *Ann. Math. Stat.* Vol. 33, 1962, p.1065.

● 저 자 소 개 ●



김 남 용 (Namyong Kim)

1986년 연세대학교 전자공학과 졸업(학사)
 1988년 연세대학교 대학원 전자공학과 졸업(석사)
 1991년 연세대학교 대학원 전자공학과 졸업(박사)
 1992-1998년 관동대학교 전자통신공학과 부교수
 1998~현재 강원대학교 공학대학 전자정보통신공학부 교수
 관심분야 : Adaptive Equalization, RBFN Odour Sensing Systems
 E-mail : namyong@kangwon.ac.kr