

블라인드 DSSS 신호의 확산 수열 추정 알고리즘 성능 비교

박철순*, 이치호*, 정운섭**

Performance Comparison of Blind Estimation Algorithms for Spreading Sequence in DSSS Signals

Cheolsun Park*, Chiho Lee*, Unseop Jeong**

요 약

블법 신호 감시 시스템과 같은 비협력적인 상황에서 LPD/LPI 특성을 가진 DSSS 신호를 탐지하는 것은 매우 어렵다. 이러한 비협력적인 상황에서의 미상 신호의 특성을 식별하고 복조를 위해 필요한 모든 신호 제원(예: 심볼률, 칩률, 부호 형태, 확산 수열 등)들에 대한 블라인드 추정이 요구된다. 이들 제원들 중 확산 수열 추정은 복조를 위해 매우 중요하다. 다양한 확산 수열 추정 기법에서 고유치 분석 기법(EVD)과 다층 신경망(MLP)을 이용하여 신호대 잡음비의 변화, 확산 수열 길이의 변화 및 추정에 필요한 심볼 갯수를 변화시켜 2개 기법간 주요 성능을 비교 고찰한다.

Key Words : Blind Estimation, Spreading Sequence, DSSS, EVD(Eigen Analysis), MLP(Multi Layer Perceptron)

ABSTRACT

When it comes to many other non-cooperative scenes, for example in the reconnaissance application, the receiver extremely difficult to detect the DSSS signals having LPD/I(Low Probability of Detection / Interception) characteristics. In this non-cooperative context, it needs to estimate blindly the all parameters such as symbol rate, chip rate, classification of DSSS signals, and spreading sequence to demodulate and to identify for the unknown signals. Especially, the estimation of spreading sequence among these parameters is very important for demodulation. In many estimation methods, we choose eigen analysis method and multi-layer perceptron method for estimating spreading sequence, and compare and review the performance using numerical simulation changing SNR, the length of spreading sequence, and the number of symbols.

I. 서 론

DSSS(Direct Sequence Spread Spectrum) 신호는 우수한 보안성과 용이한 다중접속 능력을 보유하고 있어, CDMA, WCDMA, WLAN과 드론제어 부문 및

GPS와 같은 위성항법 등 민간분야는 물론 군사분야에서도 널리 사용되고 있고 그 사용이 점차 확장되고 있는 추세이다. 블법 신호 감시 시스템과 같은 비협력적인(Non Cooperative) 상황에서 LPD /LPI(Low Probability of Detection/Interception) 특성을 가진

♦ First Author : Agency for Defense Development, helione@nate.com, 정희원

* Agency for Defense Development, ehrtk930@korea.com, 정희원

** Agency for Defense Development, jeusda@nate.com, 정희원

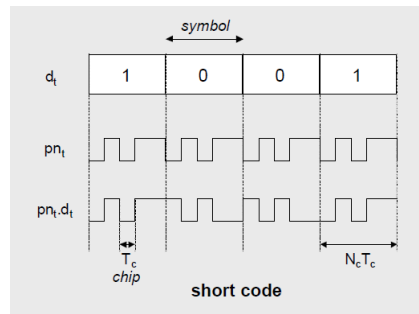
논문번호 : 201911-273-0-SE, Received October 30, 2019; Revised November 21, 2019; Accepted December 1, 2019

DSSS 신호를 탐지하는 것은 매우 어렵다¹¹⁾. 이러한 비협력적인 상황에서 수집된 미상 신호의 특성을 식별하기 위해서는 필요한 신호 제원 모두에 대한 블라인드 추정이 요구된다. 예를 들면, 심볼 복조를 위해서는 요구되는 모든 제원(예: 반송파 주파수, 대역폭, 칩률, 심볼률, 확산 수열 등)의 정확한 추정이 필요하다. 특히 이들 제원중 하나인 확산 수열 추정은 복조를 위해 매우 중요하다²⁾.

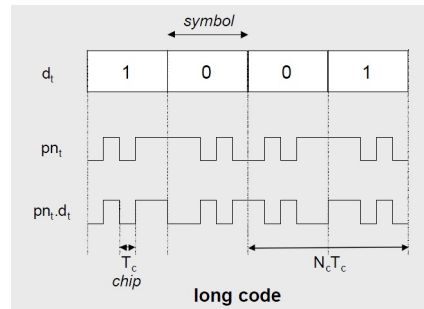
이들 확산 수열 추정기법들은 미상 DSSS 신호의 특성 식별뿐만 아니라 DSSS 통신 장비와 인지 무선 라디오(Cognitive Radio)에도 적용할 수 있다. DSSS 표적 신호를 가장 효과적으로 제밍하기 위해서는 제머에 확산 수열이 사전에 알려지거나 실시간으로 추정해야만 하고, 무선 인지 라디오에서 스펙트럼 센싱 능력은 확산 수열 추정 기법을 잘 활용함으로써 성능을 향상시킬 수 있다³⁾. 즉, 통신 제원이 사전에 알려지지 않은 비협력적인 상황이나 또는 채널환경에 따라 동적으로 변조방식과 코딩기법을 변경하는 ACM(Adaptive Coding and Modulation) 기법을 사용하는 인지형 라디오에서 추가의 제어 채널없이 지능적으로 블라인드 디코딩이 가능하게 하는 기능이 필수적이다.

일반적으로 DSSS 신호는 그림 1과 같이 Short Code와 Long Code로 분류할 수 있다⁴⁾. 그림 1. (a)는 DSSS 신호에서 확산 수열의 길이가 데이터 심볼의 길이와 같은 Short Code의 사례를 나타낸다. 그림 1. (b)는 확산 수열의 길이가 심볼 길이보다 훨씬 긴 Long Code로서, 다양한 확산 수열 패턴이 각각의 심볼에 결합되는 것을 볼 수 있다. 본 논문에서는 확산 수열 추정 알고리즘간 기본 성능의 비교를 위해 확산 수열 추정은 Short Code만을 대상으로 한다. 그림 1과 같이 DSSS 신호 전송에서, 심볼(d)은 대역을 확산시키기 위해 확산 수열(pn)을 곱하게 된다($pn \cdot d$). 상대방 수신기는 확산 수열과 반송파, 심볼 주파수를 알고 있으므로, 수신단에서 심볼을 복원하기 위해 확산 수열로 수신된 신호와 상관을 취하게 된다. 통상 DSSS 신호의 크기가 잡음 레벨이하가 되므로 이들 제원들을 모르는 일반적인 수신기는 신호의 존재유무조차도 파악하기 어렵게 된다.

본 논문은 미상 DSSS 신호의 복조를 위해 요구되는 제원중 하나인 확산 수열 추정을 위해 고유치 분석(Eigen Analysis) 기법과 다층 신경망(Multi Layer Perceptron) 기법을 이용하여 그 성능을 비교하였다.



(a) Short Code DSSS



(b) Long Code DSSS

그림 1. DSSS 신호의 종류
Fig. 1. Classification of DSSS signals

II. DSSS 확산 수열 추정

2.1 확산 수열 추정을 위한 접근법

DSSS 신호는 넓은 대역폭에 에너지를 확산시키기 위해 정보와 무관한 확산 수열을 변조 파형으로 사용하는 전송기법이다. 확산 수열은 주로 PSK계열을 이용하여 칩 단위로 변조되고, 그 신호 대역폭은 칩률에 의해 결정된다. 잡음과 다른 원하지 않는 채널 효과에 영향받아 탐지된 통신 전송 신호 제원들이 정확히 추정되는 경우에만 식별될 수 있다. 따라서 전송 정보 도출(또는 최소한 전송 시스템 식별)을 목적으로 통신 전송을 분리하거나 원신호 복원을 위해서는 확산 수열 추정이 필수적이다. 이러한 확산 수열 추정을 위한 접근법들로는 삼중 상관(Triple Correlation)기법 또는 순환정상(Cyclostationary)을 이용하여 파형을 도출하는 바이스펙트랄 평균 기법과 같은 고차 통계량 분석, PCA(Principal Component Analysis) 특성을 이용한 고유치 분석과 단층 또는 다층 은닉층을 이용한 신경망 등이 있다^{3,5)}.

확산 수열 길이는 칩과 심볼주기에서 또는 상관 추정기 피크들간의 이격 거리, 또는 고유치 분석에 근거

한 기법을 사용함으로써 결정할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 확산 수열 길이가 사전에 알려졌다고 가정하고 확산 수열 자체를 추정하기 위한 기법들만을 고려한다.

2.1.1 고차통계분석

(1) 삼중 상관(Triple correlation)

m-sequence인 경우 생성 다항식 또는 LFSR 구조는 수집된 신호의 2차원 삼중 상관 함수의 피크들로부터 DSSS 신호 탐지가 가능하고, 확산 수열 추정이 가능하다. 이 기법은 생성다항식이 m-sequence 계열인 경우에만 가능하며, 양호한 환경 조건에서 잘 동작하지만, 환경이 열악해지면 이들 알고리즘의 성능은 급격히 나빠지게 된다^[3].

(2) 바이스펙트랄 평균

바이스펙트랄 기법에서 칩과 심볼 주기는 순환 특성(cyclic feature)을 이용하여 잡음속에 숨겨진 순환 정상성(cyclostationary) 파형을 도출하는데 사용할 수 있고^[3], 확산 수열을 추정하는데 사용될 수 있다. 이들 기법들은 잡음 신호의 다른 세그먼트로부터 평균 바이스펙트럼을 계산하고, 바이스펙트럼에서 푸리에 계수를 도출한다. 본래의 파형은 이들 계수를 이용하여 역 푸리에 변환으로 획득될 수 있다.

2.1.2 고유치 분석

탐지된 DSSS 신호의 확산 수열은 DSSS 심볼 주기에 동일한 주기의 비중첩 신호 세그먼트를 사용하여 구축된 데이터 행렬로부터 획득된다. 데이터 행렬의 주성분(principle component)인 2개의 가장 큰 고유치와 결합된 고유벡터들은 확산 수열의 분리된 조각들을 포함한다^[6]. 각 고유치 벡터내에 조각들의 위치와 읍셋은 고유치로부터 결정될 수 있고, 확산 수열은 이들 고유벡터를 연결하여 추정될 수 있다^[3]. 고유치 분석(EVD) 기반 추정 방법은 낮은 SNR 조건에서 우수한 성능을 보여주지만, 확산 수열의 길이가 길어지게 되면 계산량이 많아지는 단점이 있다^[3].

2.1.3 데이터 행렬 상관

고유치 분석 기법과 같이 데이터 행렬을 구축함으로써, 각 행이 자신의 극성(polarity)을 갖는 각각의 부호를 가진 2개 코드의 조각들을 포함한 행렬로서 일반적으로 확산 수열은 정렬되지 않는다. 이들 미정렬 행렬을 순환 이동(cyclic shift)함으로써 결정할 수 있

고, 각각의 순환 이동에 대한 측정 함수를 계산한다^[3]. 측정 함수로는 각각의 다른 행들간의 상관으로서 각 행내에서 확산 수열의 시작점을 결정하는데 사용될 수 있다.

시작점이 결정되면 데이터 행렬은 각 행이 완전한 확산 수열을 가지고 정렬하게 된다. 본래의 확산 수열은 첫 번째 열과 모든 다른 열들간의 상관을 계산함으로써 정렬된 데이터 행렬에서 추정될 수 있다^[3]. 부호내의 첫 번째 칩을 +1로 가정하고, 각각의 연속된 상관값들의 부호는 각각의 나머지 칩의 값(±1)을 나타낼 것이다. 따라서 단위 심볼의 확산 수열(또는 역전된 극성)은 획득된다.

2.1.4 인공 신경망

인공 신경망(Artificial Neural Network)은 확산 수열 길이가 알려진다면 확산 수열을 블라인드 추정하는데 사용할 수 있고, 단층망 또는 다층망으로 구성할 수 있다.

(1) 단층망(Single-layer networks)

Oja의 학습 규칙(또는 수정된 Hebbian 규칙)에 의해 제어되는 단층 비지도 학습(unsupervised learning) 형태의 신경망의 가중치들은 입력데이터의 주성분으로 수렴된다^[3]. 단층 신경망은 단일 탭 지연선 필터 구조로서 구현될 수 있다. 정렬된 데이터 행렬의 주성분은 확산 수열이므로, 확산 수열 추정은 이 탭 지연선 필터 구조를 이용하여 수행될 수 있다. 필터(또는 신경망) 출력은 확산 수열 동기화에 따라 계산되어질 가중치에 대해 순서대로 DSSS 심볼들에서 샘플링되는 것을 요구한다. 등가적으로, 정렬된 데이터 행렬은 완전한 DSSS 심볼(또는 확산 수열)간 가중치 갱신이 수행되지 않도록 신경망에 행 단위로 처리한다.

(2) 다층망(Multi-layer networks)

은닉층에 2개의 뉴런을 가진 3개층 신경망을 사용하고, 데이터 행렬(필수적으로 정렬될 필요는 없지만 열의 개수는 코드의 길이와 같아야 함)로 신경망에 입력함으로써, 확산 수열은 은닉층의 수렴된 가중치 또는 가중치 조합에서 추정될 수 있다^[9].

2.2 모델링

수신단에 수신되는 베이스밴드 신호는 식 (1)과 같이 간단히 모델링할 수 있다. a_k 는 kT_S 시간에 전송되는 심볼이다(여기서, T_S 는 심볼 유지 시간임). 이 심볼은 신호 대역폭으로 확산하는 칩 유지시간(chip

duration) T_C 의 확산 수열에 의해 곱해진다. 이후 이산 신호는 필터링되고 통신채널을 통해 전송되고 수신단에서 다시 필터링된다.

$$y(t) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} a_k h(t - kT_S) + n(t) \quad (1)$$

식 (1)의 $n(t)$ 는 수신기 필터의 출력단 잡음이고, $h(t)$ 는 식 (2)와 같이 송신 필터, 수신 필터, 채널 응답과 PN 수열의 영향을 모두 포함하고 있다.

$$h(t) = \sum_{k=0}^{P-1} c_k p(t - kT_C) \quad (2)$$

식 (2)에서 $p(t)$ 는 송수신단 체인의 모든 필터의 합성곱(convolution)을 나타내고, $\{c_k\}_{k=0, \dots, P-1}$ 은 길이 P 의 확산 수열이다.

심볼 유지시간 T_S 는 확산 수열 길이와 같은 Short Code이고, 칩 유지시간은 $T_C = T_S / P$ 이다. 또한 심볼 유지시간 T_S 추정은 전처리단에서 추정^[1] 또는 사전에 알려졌다고 가정한다.

또한 칩 유지시간 T_C 는 SNR이 너무 낮지 않은 조건에서 순환정상성(cyclostationary) 분석으로 추정할 수 있다. T_C 의 추정이 가용하다면, 샘플주기는 칩 유지시간과 동일하게(즉, $T_e = T_C$) 설정할 수 있고 그 결과의 해석이 용이하다^[6].

수신된 신호는 샘플링되고, 심볼 주기의 크기 단위의 비중첩 윈도우로 나누어진다. y 는 한 개 윈도우의 내용이고, 추정을 위한 공분산 행렬은 식 (3)과 같이 구성된다.

$$R = E\{y \cdot y^H\} \quad (3)$$

여기서, H는 Hermitian transpose임.

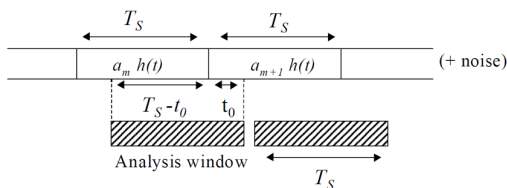


그림 2. 신호의 구조[7]
Fig. 2. Structure of the signal[7]

이 행렬의 고유치 분해에는 다른 값들에 비해 상대적으로 큰 2개의 큰 고유치들이 있고(단, 심볼동기가 정확히 맞춰진 경우 1개) 그 이유는 다음과 같다.

윈도우 크기는 심볼 유지 시간과 동일하므로, 윈도우는 항상 $T_S - t_0$ 시간 동안의 심볼 후반부를 포함하고, t_0 시간 동안의 다음 심볼 전반부를 포함하게 된다. 여기서 t_0 는 윈도우와 심볼간 비동기시간(desynchronisation)으로 미상으로 또한 추정이 필요한 부분이다. 따라서 y 는 식 (4)와 같이 표현할 수 있다^[2,3].

$$y = a_m \mathbf{h}_0 + a_{m+1} \mathbf{h}_{-1} + n \quad (4)$$

식 (4)에서 n 은 잡음, a_m 과 a_{m+1} 은 2개의 연속되는 메시지 심볼이고, \mathbf{h}_0 는 $T_S - t_0$ 시간 동안 심볼 후반부의 확산 수열을 포함하고, t_0 시간 동안 0값들을 가진 벡터이고, \mathbf{h}_{-1} 은 $T_S - t_0$ 시간 동안 심볼 후반부의 0값들을 포함하고, t_0 시간 동안은 다음 심볼 전반부의 확산 수열을 포함한 벡터이다.

이 방정식은 공분산 행렬에 대해 다음과 같이 식 (5)를 유도할 수 있다.

$$R = E\{a_m^2\} \mathbf{h}_0 \mathbf{h}_0^H + E\{a_{m+1}^2\} \mathbf{h}_{-1} \mathbf{h}_{-1}^H + \sigma_n^2 \mathbf{I} \quad (5)$$

식 (5)에서 2개의 고유치가 다른 것들에 비해 현저히 크다는 것을 알 수 있다. 즉, 현저히 큰 고유치에 상응하는 고유벡터는 \mathbf{h}_0 와 \mathbf{h}_{-1} 이다.

고유치들은 심볼 주기 T_S , SNR ρ , 샘플링 주기 T_e 와 잡음 분산 σ_n^2 에 따라 감소순으로 표현하여 정리하면 식 (6)과 같다^[3,4].

$$\begin{aligned} \lambda_1 &= \left(1 + \rho \frac{T_S - t_0}{T_e}\right) \sigma_n^2 \\ \lambda_2 &= \left(1 + \rho \frac{t_0}{T_e}\right) \sigma_n^2 \\ \lambda_i &= \sigma_n^2, \quad \forall i \geq 3 \end{aligned} \quad (6)$$

$$\text{최종적으로 정규화된 고유벡터 } \mathbf{v}_0 = \frac{\mathbf{h}_0}{\|\mathbf{h}_0\|^2}$$

$$\text{와 } \mathbf{v}_{-1} = \frac{\mathbf{h}_{-1}}{\|\mathbf{h}_{-1}\|^2} \text{ 을 상호 연결시켜 미상인 확산}$$

수열을 복원하게 된다.

고유벡터 \mathbf{h}_0 와 \mathbf{h}_{-1} 은 서로 직교(orthogonal)이고, 잡음은 신호와 상관성이 없다. 따라서 2개 벡터에서 확장된 부공간은 은닉층(Hidden Layer)이 2개의 뉴런을 가진 3개층 신경망에 의해 식별될 수 있다⁵⁾.

확산 수열을 추정하기 위해 그림 3과 같이 3개층을 가진 신경망을 생성한다. 신경망은 측정된 확산 수열로 구성된 P 개의 뉴런으로 구성된 입력층, 선형 뉴런으로 구성된 출력층과 비선형성을 가진 2개의 sigmoid 뉴런을 가진 은닉층으로 구성된다. 신경망의 입력은 y 행렬의 열들로 구성되고, 희망하는 출력은 입력과 같게 한하여 지도 학습(supervised learning)을 수행한다. 가중치는 신경망 출력과 희망하는 출력간 MSE를 최소화하는 역전파 알고리즘에 따라 갱신된다.

신경망의 일반적인 용도와 다르게, 확산 수열 추정을 위한 유용한 정보는 신경망의 출력이 아니고 가중치 자체이다. 즉, 이들 가중치를 가진 은닉층에서 확산 수열을 추정하게 된다. 이것이 사전 훈련이 아니고 실험이 끝 훈련이 되는 이유이다. 따라서 은닉층 가중치에 상응하는 2개 벡터의 조건을 부여한다. 제한조건은 그 벡터들이 동일한 위치와 시간에 에너지를 갖는 것을 허용하지 않는 것이다. 이와 같은 방법으로, 고유치 분석 기법에서와 같이 두 벡터를 연결하여 송신기에서 사용하고 있는 확산 수열을 추정하게 된다.

다층 신경망을 이용한 확산 수열 추정의 경우 고유벡터가 입력신호에 따라 직접 만들어 지므로 별도로 상관행렬을 만들 필요가 없어 입력 공간의 필요 없고 계산량이 적다는 장점이 있다. 또한 다층 신경망이 PCA(Principal Component Analysis) 기법의 일종으로, 신경망과 고유치 분석 기법의 기본 원리는 동일하나³⁾, 고유벡터를 구하는 방법이 달라 그 특성의 차이가 존재한다고 볼 수 있다.

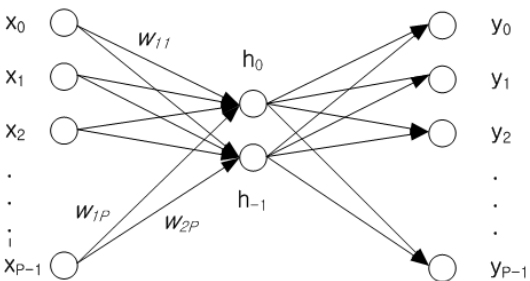


그림 3. 다층 신경망 모델(MLP)
Fig. 3. MLP(Multi Layer Perceptron) model

III. 시뮬레이션 결과 및 평가

3.1 SNR별 추정 성능

고유치 분석 기법(EVD) 및 다층 신경망(MLP)을 이용한 확산 수열 추정 성능을 비교 고찰하고자 시뮬레이션을 수행하였다. 추정 성능은 대상 확산 수열에 대해 추정된 확산 수열의 추정 오류 비율(%)을 성능 지수로 활용한다. 시뮬레이션에 적용한 심볼은 Short Code 확산 수열로서 길이는 31개이고, 총 200개의 심볼을 발생시켰다. 비동기 시간 t_0 는 12 칩으로 설정하였고, 수신신호 잡음은 AWGN이고, 확산 수열 길이 P 는 사전에 알려져 있다고 가정하였다.

샘플 공분산 $\hat{\mathbf{R}}$ 의 고유치 분해는 식 (4)과 같이 2개의 큰 고유치를 이용하여 상응하는 고유벡터의 크기를 확인하여 비동기 시간 ($T_S - t_0$ 및 t_0)을 결정하였다. 그림 4의 상단의 \mathbf{h}_0 는 $T_S - t_0$ 시간 동안은 심볼 후반부 확산 파형을 포함하고 t_0 시간 동안 0에 가까운 값들이 나타나고 있다. 그림 4의 하단의 \mathbf{h}_{-1} 은 $T_S - t_0$ 시간 동안 심볼 후반부의 0에 가까운 값들이 나타나고, t_0 시간 동안은 다음 심볼 전반부가 나타남을 알 수 있다.

다층 신경망(MLP)의 가중치는 식 (4)과 같이 2개의 큰 고유치를 이용하여 상응하는 은닉층 가중치 크기를 확인하여 비동기 시간 ($T_S - t_0$ 및 t_0)을 결정하였다. 그림 5의 상단과 같이 Weight(1) 가중치는 $T_S - t_0$ 시간 동안 심볼 후반부 확산 파형을 포함하

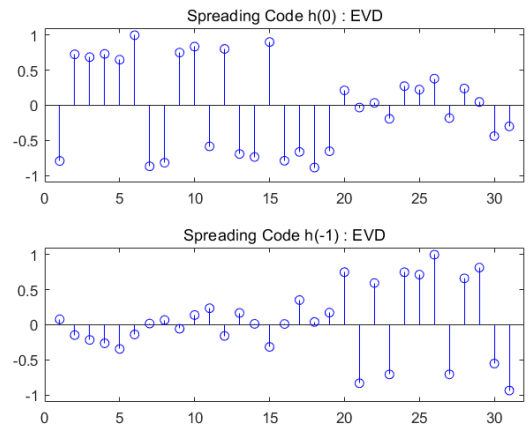


그림 4. 고유치 분석 기법에서의 정규화된 고유벡터 $\mathbf{h}(0)$ 와 $\mathbf{h}(-1)$ @ SNR = -5dB 조건
Fig. 4. Normalized eigen vectors $\mathbf{h}(0)$ and $\mathbf{h}(-1)$ @ SNR = -5dB condition in EVD

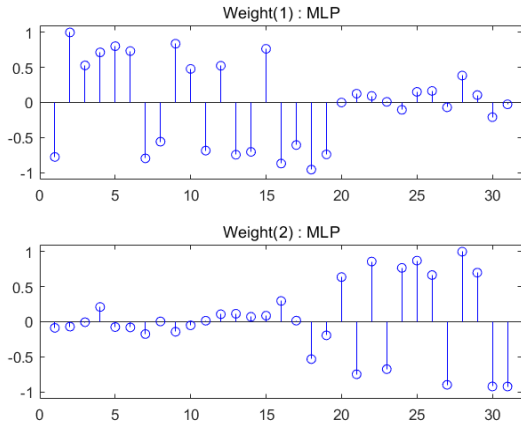


그림 5. 다층 신경망 기법에서의 정규화된 은닉층 가중치(1)과 가중치(2) @ SNR = -5dB 조건
Fig. 5. Normalized vectors weight(1) and weight(2) @ SNR = -5dB condition in MLP hidden neuron

고 t_0 시간 동안 0에 가까운 값들이 나타나고 있고 그림 5의 하단의 Weight(2) 가중치는 $T_S - t_0$ 시간 동안 심볼 후반부의 0에 가까운 값들이 나타나고, t_0 시간 동안은 다음 심볼 전반부가 나타남을 알 수 있다.

다층 신경망의 경우 첫 번째 학습과정에서 과추정(overfitting)이 발생하면 추가적으로 1회의 재학습을 수행하였고, 재학습 후에도 수렴되지 않으면 그 상태에서 확산 수열을 추정하였다. 본 논문의 시뮬레이션에서 사용한 최적화 알고리즘은 Matlab에서 제공하는 12개의 최적화 알고리즘을 비교한 결과 다른 알고리즘에 비해 수렴 성능이 우수하게 나타남 LM(Levenberg-Marquardt) 역전과 알고리즘만을 사용하였다.

그림 6은 SNR=-5dB 조건에서 송신기가 사용한 확산 수열과 확산 수열을 복원하기 위해 그림 4의 고유벡터 2개를 연결하여 추정한 확산 수열 결과로서 일치함을 알 수 있다.

그림 7은 SNR=-5dB 조건에서 송신기가 사용한 확산 수열과 확산 수열을 복원하기 위해 그림 5의 신경망의 은닉층 2개 뉴런의 가중치를 연결하여 추정한 확산 수열 결과로서 일치함을 알 수 있다.

그림 8은 고유치 분석 기법(EVD)에서 좀 더 열악한 환경조건을 부과하기 위해 잡음을 SNR=-10dB 조건으로 변경한 결과를 나타낸 것으로, 추정 결과가 추가된 잡음으로 그림 6에 비해 일부 구간이 열화되었음을 확인할 수 있다.

그림 9는 다층 신경망 기법(MLP)에서 좀 더 열악한 환경조건을 부과하기 위해 잡음을 SNR=-10dB 조

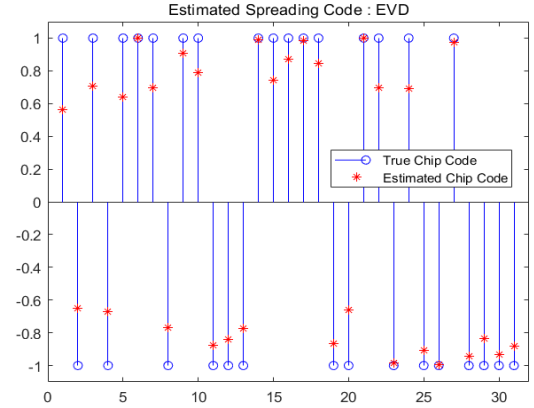


그림 6. 고유치 분석 기법에서의 확산 수열 추정 사례 @ SNR = -5 dB 조건
Fig. 6. Case of estimated spreading sequence @ SNR = -5dB condition in EVD

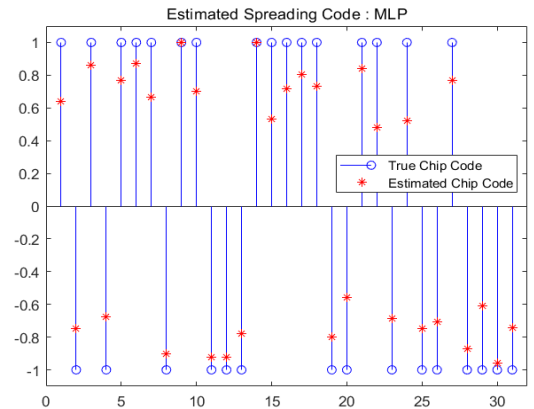


그림 7. 다층 신경망 기법에서의 확산 수열 추정 사례 @ SNR = -5 dB 조건
Fig. 7. Case of estimated spreading sequence @ SNR = -5dB condition in MLP

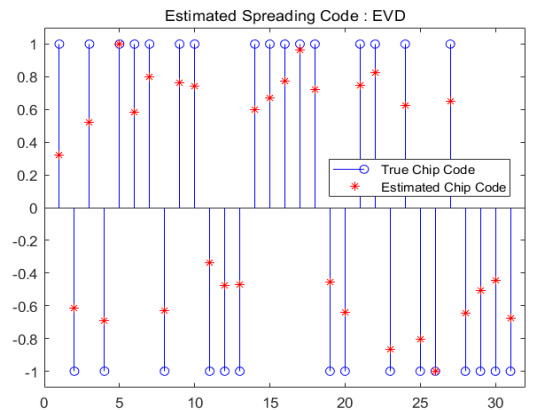


그림 8. 고유치 분석 기법에서의 확산 수열 추정 사례 @ SNR = -10 dB 조건
Fig. 8. Case of estimated spreading sequence @ SNR = -10dB condition in EVD

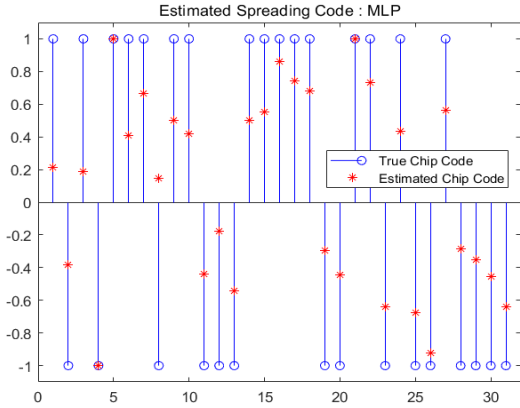


그림 9. 다층 신경망 기법에서의 확산 수열 추정 사례 @ SNR = -10 dB 조건
 Fig. 9. Case of estimated spreading sequence @ SNR = -10dB condition in MLP

전으로 변경한 결과를 나타낸 것으로, 추정 결과가 추가된 잡음으로 그림 7에 비해 열화되었음을 확인할 수 있다.

고유치 분석 기법 및 다층 신경망 기법은 주성분 분석 특성을 이용하기 때문에 고유벡터 \mathbf{h}_0 와 \mathbf{h}_{-1} 의 위상 변경으로 인한 극성 오류(Partial Encoding Problem) 문제가 발생할 수 있다. 따라서 2개 벡터의 가능한 4개 조합에서 확산 수열의 상관특성을 이용하여 극성 오류가 없는 정확한 조합의 확산 수열의 추정이 필요하다^[10]. 극성 오류를 제거하기 위해 확산 수열의 우수한 자기상관성과 나쁜 상호상관 특성을 이용할 수 있다. 따라서 식 (7)과 같이 상관계수 ψ 를 계산하여 극성 오류를 제거할 수 있다.

$$\psi_i = \sum_{\tau=0}^{P-1} |PN_i(n)PN_i^*(n-\tau)| \quad (7)$$

식 (7)에서 PN_i 는 길이 N 인 확산 수열 벡터이고, $\tau = 0, 1, 2, \dots, P-1$ 로서 이산 지연 시간이고, 벡터 조합의 순서인 $i = 1, 2, 3, 4$ 이고, *는 공액연산이다.

ψ 가 적으면 적을수록 확산 수열의 상호상관은 나빠지게 된다. 그러면, 4개의 추정 수열의 상관값에서 가장 작은 값을 가진 수열을 확산 수열로 선택할 수 있다. 본 논문의 성능 시뮬레이션에서 식 (7)을 이용하여 극성 오류를 해결하였다.

3.2 확산 수열 길이 변화에 따른 추정 성능

확산 수열 길이 변화에 따른 추정 성능을 확인하기 위해 추정 길이를 31, 63, 127로 설정하고, 심볼 개수

는 200개를 사용하였고, SNR을 -15dB에서 6dB까지 3dB 간격으로 EVD와 MLP 각각에 대해 200회 시행하였다. 비동기 시간 t_0 는 대상 확산 수열 길이의 40%에 대해 내림함수(floor)를 적용하여 설정하였다.

표 1의 시뮬레이션 결과에서 보듯이 2개의 기법 모두가 SNR 증가에 따라 추정 오류 비율이 낮아지고 있고, 동일 SNR 조건에서 확산 수열 길이가 증가하면 추정 오류 비율이 낮아지는 것을 확인할 수 있다. 또한 동일 조건에서의 전반적인 성능은 EVD가 MLP에 비해 우수함을 알 수 있다.

표 1. 확산 수열 길이에 따른 추정 오류 비율(%)
 Table 1. Comparison of the estimation error rate for changing spreading sequence length(%)

| SNR | 기법 | 확산 수열 길이 | | |
|-------|-----|----------|-------|-------|
| | | 31 | 63 | 127 |
| -15dB | EVD | 26.76 | 19.25 | 5.07 |
| | MLP | 34.44 | 28.87 | 16.83 |
| -12dB | EVD | 6.08 | 2.04 | 0.15 |
| | MLP | 15.65 | 5.93 | 1.93 |
| -9dB | EVD | 0 | 0 | 0 |
| | MLP | 2.48 | 0.76 | 0.71 |

3.3 심볼수 변화에 따른 추정 성능

심볼수 변화에 따른 추정 오류 비율을 확인하기 위해 확산수열 길이는 127로 고정하고, 추정 심볼 갯수를 100, 200, 300, 400, 500로 변경하고, SNR을 -15dB에서 -9dB까지 3dB 간격으로 EVD와 MLP 각각에 대해 30회 시행하였다. 비동기 시간 t_0 는 확산 수열 길이의 40%에 내림함수를 적용하여 50으로 설정하였다.

표 2의 시뮬레이션 결과에서 보듯이 2개의 기법 모두가 SNR 증가에 따라 추정 오류 비율이 향상되고

표 2. 심볼수 변화에 따른 추정 오류 비율(%)
 Table 2. Comparison of estimation error rate for changing symbol number(%)

| SNR | 기법 | 심볼수 | | | | |
|-------|-----|-------|-------|------|------|------|
| | | 100 | 200 | 300 | 400 | 500 |
| -15dB | EVD | 20.63 | 3.78 | 0.79 | 0.55 | 0 |
| | MLP | 46.22 | 18.26 | 4.41 | 1.65 | 0.95 |
| -12dB | EVD | 1.89 | 0.16 | 0 | 0 | 0 |
| | MLP | 46.46 | 1.58 | 0.63 | 0.32 | 0 |
| -9dB | EVD | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | MLP | 45.67 | 0 | 0 | 0 | 0 |

있고, 동일 SNR 조건에서 심볼 개수가 증가하면 추정 오류 비율이 낮아지게 되는 것을 확인할 수 있다. 특이한 점은 확산 수열 길이인 127보다 작은 100개 심볼인 경우 MLP의 경우 성능이 극히 나빠지는 현상이 나타남을 확인하였다. 또한 동일 조건에서의 전반적인 성능은 EVD가 MLP에 비해 우수함을 알 수 있다.

IV. 결 론

본 논문에서는 미상 DSSS 신호의 복조를 위한 제원들 중 확산 수열 추정을 위해 고유치 분석 기법 (EVD) 및 다층 신경망(MLP)을 이용하여 그 추정 성능을 비교 고찰하였다.

먼저 2개 기법에서 잡음 이하의 조건(SNR : -5dB 와 -10dB)에서 블라인드 Short Code 확산 수열 추정이 가능함을 확인하였다. 다음으로 확산 수열 길이 변화에 따른 확산 수열 추정 성능 변화를 고찰한 결과, 2개 기법 공히 확산 수열 길이가 길어지면 추정 오류 비율이 낮아짐을 확인할 수 있었다. 마지막으로 추정에 소요되는 심볼 갯수 변화에 따른 추정 성능 변화를 고찰한 결과, 2개 기법 공히 심볼수가 많아지면 추정 오류 비율이 낮아짐을 확인할 수 있었다. 특히 다층 신경망의 경우 확산 수열 길이 보다 작은 심볼을 이용하여 학습하는 경우 성능이 극히 나빠지는 특이한 현상이 나타남을 고찰하였다. 또한 동일 SNR 조건에서 확산 수열 길이가 증가하면 2개 기법 모두에서 추정 오류 비율이 낮아지게 되는 것을 확인할 수 있었다. 동일 조건에서의 전반적인 추정 성능은 EVD가 MLP에 비해 우수함을 비교 고찰할 수 있었다.

향후 Long Code DSSS 신호의 확산 수열 추정 기법 및 다중 사용자 환경으로의 개별 사용자 확산 수열 분리 추정에 대한 연구가 필요하다.

References

[1] C. Park, S. Kim, W. Choi, and T. Kim, "Blind detection of direct sequence spread spectrum signals," in *Proc. KIMST Conf. 2018*, pp. 813-814, Daejeon, Korea, Nov. 2018.

[2] C. Park, W. Choi, S. Kim, and W. Jeong, "Blind estimation of chip sequence in DSSS signals," in *Proc. KICS Conf. 2019*, pp. 227-228, Yongpyeong, Korea, Jan. 2019.

[3] J. D. Vlok, *Detection of Direct Sequence Spread Spectrum Signals*, Ph.D. Dissertation,

Univ. of Tasmania, Oct. 2014.

[4] J. Meel, "Spread Spectrum (SS) introduction," *Sirius Commun. Rotselaar*, Belgium, Dec. 1999.

[5] C. Park, C. Lee, and W. Jeong, "Blind chip sequence estimation using neural network," in *Proc. KICS Conf. 2019*, pp. 595-596, Jeju Island, Korea, Jun. 2019.

[6] G. Burel and C. Boudier, "Blind estimation of the pseudo-random sequence of a direct sequence spread spectrum signal," *IEEE MILCOM*, Oct. 2000.

[7] C. Boudier, S. Azou, and G. Burel, "Performance analysis of a spread spectrum estimator for spread spectrum transmissions," *J. Franklin Institute*, pp. 595-614, vol. 341, no. 7, Nov. 2004.

[8] G. Burel, A. Quinquis, and S. Azou, "Interception and furtivity of digital transmissions," *IEEE Commun.*, Dec. 2002.

[9] C. Boudier and G. Burel, "Spread spectrum codes identification by neural network," in *Systems and Control: Theory and Application*, World Scientific Press, pp. 257-262, 2000.

[10] Y. Wei, et al., "Blind estimation of the PN sequence of A DSSS signal using a modified online unsupervised learning machine," *Sensors*, Jan. 2019.

박철순 (Cheolsun Park)



1989년 2월 : 경기대학교 전자계산학과 학사
 1991년 2월 : 인하대학교 전자계산공학과 석사
 1997년 5월 : 전자계산조직응용기술사
 2007년 2월 : 충남대학교 정보통신공학과 박사

1991년 2월~현재 : 국방과학연구소 수석연구원
 <관심분야> 신호처리, 통신응용
 [ORCID:0000-0002-3678-4041]

이 치 호 (Chiho Lee)



1996년 2월 : 이주대학교 전과
공학과 학사
1998년 2월 : 광주과학기술원
정보통신공학과 석사
2002년 8월 : 광주과학기술원
정보통신공학과 박사
2002년 9월~2005년 2월 : 광주
과학기술원 초고속광네트워

크연구센터 연구교수

2003년 10월~2004년 10월 : University of Missouri
- Kansas City 교환교수

2005년 2월~현재 : 국방과학연구소 책임연구원
<관심분야> 전자전, 신호정보, 디지털통신시스템
[ORCID:0000-0003-4301-4800]

정 운 섭 (Unseob Jeong)



1988년 2월 : 충남대학교 전자
공학과 학사
1990년 2월 : 충남대학교 전자
공학과 석사
2007년 2월 : 충남대학교 통신
공학 박사
1990년 3월~현재 : 국방과학연
구소 수석연구원

<관심분야> 전자전 시스템 설계 및 신호처리
[ORCID:0000-0002-0399-4317]