

효율적인 1차원 클러스터 기반의 시퀀스 등화기를 위한 최적의 훈련 시퀀스 구성 알고리즘

An Algorithm of Optimal Training Sequence for Effective 1-D Cluster-Based Sequence Equalizer

강 지 혜 · 김 성 수

Jee-Hye Kang · Sung-Soo Kim

요 약

1차원 클러스터 기반의 시퀀스 등화기(1-D CBSE)는 시퀀스 등화기(MLSE)가 갖는 계산상의 복잡성을 효율적으로 해결하고 비선형 채널에서의 뛰어난 성능 개선을 가져온다. 본 논문에서는 다중 경로 페이딩 채널 추정에 대응하는 1-D CBSE의 클러스터 중심을 추정하기 위한 향상된 훈련 시퀀스 구성 기법을 제안하였다. 새로이 제안된 등화기는 기존의 방식에서 갖는 문제점을 해결하고, 보다 짧은 길이의 훈련 시퀀스를 이용함으로써 대역폭 효율을 증대시키는 향상된 결과를 가져왔다. 제안된 알고리즘의 우수성은, 기존의 방법과 제안된 최적의 훈련시퀀스를 적용한 1-D 클러스터 기반의 새로운 중심 추정을 통한 방법을 비교를 통하여 보였다. 특히, 컴퓨터 시뮬레이션에 의한 심볼 에러율(SER)에 기반을 둔 비교 분석을 통하여 살펴보았다.

Abstract

1-Dimensional Cluster-Based Sequence Equalizer(1-D CBSE) lessens computational load, compared with the classic maximum likelihood sequence estimation(MLSE) equalizers, and has the superiority in the nonlinear channels. In this paper, we proposed an algorithm of searching for optimal training sequence that estimates the cluster centers instead of time-varying multipath fading channel estimation. The proposed equalizer not only resolved the problems in 1-D CBSE but also improved the bandwidth efficiency using the shorten length of training sequence to improve bandwidth efficiency. In experiments, the superiority of the new method is demonstrated by comparing conventional 1-D CBSE and related analysis.

Key words : MLSE, Cluster-Based Sequence Equalizer, Training Sequence, Center Estimation

I. 서 론

다중 경로 페이딩 채널을 통해 신호를 전송할 경우, 수신신호는 다중경로에 의한 인접심볼간의 간섭(ISI : Inter-Symbol Interference)이 발생하게 된다. 특히 고속의 데이터 전송 시에는 채널의 지연 확산(delay spread)보다 심볼의 주기가 작기 때문에 ISI의

영향이 더욱 심해지므로, 인접 심볼 간섭에 의한 왜곡을 보상하기 위한 복잡한 수신 기법이 필요하게 된다. 이러한 ISI에 의한 신호의 왜곡 현상을 줄이기 위해서 여러 가지 기법의 등화 알고리즘 연구가 활발히 진행되어왔다^[1]. 기존의 많은 이론에서는, 최적의 시퀀스 등화기가 최대 가능성 시퀀스 추정(MLSE: Maximum Likelihood Sequence Estimation) 기

「이 논문은 2004년도 충북대학교 학술연구지원사업의 연구비 지원에 의하여 연구되었음(This work was supported by Chungbuk National University Grant in 2004).」

충북대학교 전기전자 및 컴퓨터공학부(School of Electrical and Computer Engineering, Chungbuk National University)

· 논문 번호 : 20040811-101

· 수정완료일자 : 2004년 9월 21일

법을 기반으로 이루어지고 있다^{[2]~[4]}. 이러한 MLSE 계열의 등화기들은 대부분 비터비 알고리즘^[5]을 통해 구현이 되는데, 이러한 방법들은 다중 경로 채널의 임펄스 응답을 알아야 한다는 전제 조건을 필요로 한다. 현실적으로, 채널의 임펄스 응답(CIR: Channel Impulse Response)은 이미 수신단에서 알고 있는 훈련 시퀀스(training sequence)를 이용하여 최소 평균 자승(LMS: Least Mean Square)이나 칼만 타입의 알고리즘을 사용하여 추정된다. 이러한 훈련시퀀스는 정확한 CIR을 얻기 위해서는 길수록 추정 성능이 높아지는 반면에, 실제적인 정보를 위한 전송이 아니고, 시변 채널일 경우 빠른 추적(tracking)이 요구되므로 가능한 짧아야 한다는 양면성을 지니고 있다.

최적의 성능을 지닌 MLSE 등화기는 변조 레벨이 크고 다중 경로에 의한 채널의 길이가 길어질수록 지속적으로 복잡해지는 계산과정의 문제점을 가지고 있다. 또한 비선형 채널에서의 채널 추정을 위한 파라미터 모델링 과정 역시 현실적으로 어려운 양상을 띠고 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 최근에 제안된 1차원 클러스터 기반의 시퀀스 등화기(1-D CBSE)에서는 직접적인 채널 추정을 우회하여 복잡한 계산상의 문제점을 효율적으로 개선하였다^{[6]~[12]}. 이 방법은 기존의 MLSE 등화기와 비교해 볼 때, 비선형 채널에서도 간단하면서도, 등화성능의 향상도 함께 만족시키고 있다. 1-D CBSE에서는 채널의 실제적인 파라미터 추정이 아닌, 다중 경로 채널의 길이만큼의 초기 클러스터 중심값만을 추정하기 때문이다. 따라서 복잡한 계산과정이나 비선형 채널에서의 모델링 문제를 쉽게 해결할 수 있다.

비록 제안된 1-D CBSE^{[6]~[12]}가 간단하면서도 향상된 성능을 갖는다 하더라도, 다중 경로 채널의 길이에 해당하는 클러스터의 중심값을 제대로 추정하지 못하면 위에서 언급된 장점들을 유지할 수 없다. 무엇보다도 1-D CBSE의 성능을 좌우하는 클러스터의 중심 추정 과정은 훈련 시퀀스에 의해 의존된다. 기존의 1-D CBSE에서는 단순히 훈련 시퀀스의 길이가 길수록 정확한 중심 추정에 의한 등화 성능이 향상됨을 보여주는 반면, 실제적인 훈련 시퀀스의 구성 방법에 대해서는 특별한 제시가 없다.

따라서 본 논문에서는 앞에서 열거한 기존의 알

고리즘의 약점을 보완하는 방법으로서, 훈련 시퀀스의 길이뿐만 아니라, 그 구성 여부에 따른 등화 성능에 대한 분석과 1-D CBSE가 갖는 여러 장점들을 그대로 유지하면서 최소 길이를 갖는 최적의 훈련 시퀀스 구성 알고리즘을 제안하였다. 무엇보다도 제안된 알고리즘은 요구되는 SNR(Signal-to-Noise Ratio) 하에서 최소의 유한 길이를 가지므로 추정을 위한 훈련과정을 단축시키고 대역폭 효율을 향상시키는 결과를 가져오는 특성을 보이고 있다. 제안된 방법의 우수성은 새로운 최적의 훈련시퀀스를 적용한 1-D CBSE의 성능을 해석하고 여러 실험을 통해서 기존의 방법과 비교 분석하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 본 논문에서 고려하는 시스템의 모델을 살펴 보고, III장에서는 기존 MLSE와 1-D CBSE에 대한 알고리즘을 간략히 설명하였다. 1-D CBSE에서의 채널 추정 기법에 대한 문제점을 IV장에서 언급하고, 이에 대한 해결책으로 최적의 훈련 시퀀스 구성방법을 V장에서 제안하였다. VI장에서는 실험을 통해서 훈련 시퀀스에 대한 영향을 알아보고, 앞서 제안한 알고리즘의 우수성을 검증하였으며, 마지막으로 VII장에서 본 논문의 결론을 맺는다.

II. 통신 시스템과 다중 경로 채널 모델

일반적인 기저대역 통신 시스템의 수신기 블럭도는 그림 1과 같다. 채널로 전송되는 부호화된 임의의 k 번째 정보 심볼 I_k 는 다중 경로 페이딩 채널 h 을 거치고, 부가적 백색 잡음 n_k 이 첨가된다. 복소 기저대역 채널 벡터 $h = [h_0, h_1, \dots, h_{L-1}]^T$ 은 다중 경로 페이딩에 의한 지연 확산 L 만큼의 유한 길이를 갖는 랜덤 변수로 모델링 되고, 전송단 또는 수신단의 움직임 때문에 시간에 따라 변하는 랜덤 벡터로 가정한다.

수신된 신호로부터 필터를 통과하고 정보 심볼 구간 T 만큼 $t=kT$ 의 샘플링을 거치면 관측되는 이산 수신 심볼 r_k 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$r_k = \sum_{i=0}^{L-1} I_{k-1} h_i^* + n_k = \mathbf{h}^H \mathbf{I}_k + n_k \equiv \bar{r}_k + n_k \quad (1)$$

여기서 $\{\mathbf{I}_k\}$ 는 다중 경로 페이딩 채널을 거쳐 서로

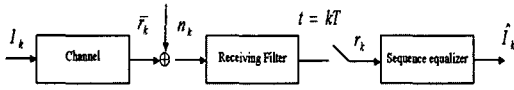


그림 1. 기저대역 통신 시스템의 수신기 구조
Fig. 1. Basic receiver structure of a communication system.

독립적으로 동일하게 분포되는(independent and identically distributed: i.i.d.), k 번째 이산 정보 심볼 벡터를 나타내며, T, H, *는 각각 행렬의 전치와 행렬의 복소 전치, 그리고 켈레 복소수를 의미한다. E_s 의 에너지를 갖는 M -ary 변조 레벨의 전송 신호가 페이딩 채널을 거쳐 $N/2$ 의 양측 전력 스펙트럼 밀도를 갖는 백색잡음 n_k 이 부가된 수신 신호의 신호 대 잡음 비율(SNR)은 다음과 같이 나타낸다.

$$SNR = \frac{E_s}{N_0 \log_2 M} \sum_i |h_i|^2 \quad (2)$$

III. MLSE 기법과 1-D CBSE

MLSE 계열의 등화기는 수신된 관측 심볼 r_k 을 기반으로 하여 채널을 통해 전송된 심볼 I_k 를 추정하는데 최대 가능성 시퀀스 추정(MLSE) 기법을 이용한다. 이것은 전송된 정보 시퀀스들로 이루어진 벡터 $I = [I_1, I_2, \dots, I_k, \dots, I_N]$ 와 수신된 시퀀스들로 이루어진 벡터 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_k, \dots, r_N\}$ 의 결합 조건 확률 $P(R | I)$ 을 최대로 만족시키는 시퀀스를 추정한다. 여기서 최대 가능성을 지닌 추정된 시퀀스 $\hat{I} = [\hat{I}_1, \hat{I}_2, \dots, \hat{I}_k, \dots, \hat{I}_N]$ 는 관측되는 수신 벡터 R 와 변조 부호 레벨 M 에 따라서 전체, M^N 개의 가능한 시퀀스들의 집합 중 임의의 하나로 대응된다.

대부분의 MLSE 등화기법은 비터비 알고리즘을 통해서 구현되고, 이때 이용되는 트렐리스 다이어그램에서 임의의 k 번째 상태는 가장 최근에 전송된 이전의 $L-1$ 개 전송 심볼들로 구성되므로 다음과 같이 정의된다.

$$a_k \triangleq (I_{k-1}, I_{k-2}, \dots, I_{k-L+1}) \quad (3)$$

따라서 M^{L-1} 개의 가능한 벡터들 중 하나로 대응되는 현재 k 단계의 각 상태는 다음 단계로 천이할 때, M 개의 서로 다른 상태 a_{k+1} 중에서 가장 비용이

작은 값을 지닌 상태로 이동하게 된다. 이 때 상태들의 천이에 고려되는 각 경로의 비용함수는 식 (4)와 같다. 즉, 현재 단계에서의 관측된 수신 심볼 r_k 에서 채널 h 와 전송된 심볼과의 컨볼루션 결과의 차이를 제공하는 유클리디언 거리 C_k^i 를 각 천이 단계($a_k \rightarrow a_{k+1}$)에서 고려되는 경로의 비용함수로 이용한다.

$$C_k^i = |r_k - h^H I_i|^2 \quad (4)$$

여기서 I_i 는 트렐리스의 i 번째 가지에서 식 (3)의 상태 a_k 에서 새로운 상태 a_{k+1} 로 결합하는 심볼들 $[I_k, I_{k-1}, \dots, I_{k-L+1}]^T$ 의 시퀀스로 L 개의 요소로 이루어진 벡터이다. 따라서 각 천이의 비용은 두 개의 연속적인 상태들과 현재의 관측된 수신 심볼 r_k 에 의해 좌우된다. 최종적으로 최적의 추정 시퀀스 \hat{I} 는 트렐리스 다이어그램에서 전체 비용 합이 가장 작은 경로를 따라 선택되는 상태들로 이루어진다. 따라서, 각 천이 가지들은 부가적인 백색 잡음을 고려하지 않은 $\bar{r}_i = h^H I_i$ 중의 하나로 대응되며, 이것은 유일하게 벡터 $I_i, 1 \leq i \leq M^L$ 에 의해서 일 대 일로 결정된다. 따라서 이러한 MLSE 기법에서 반드시 요구되는 것이 채널 h 에 대한 명확한 추정과정이다. 반면 1-D CBSE에서는 채널 추정에서 수반되는 복잡한 계산 과정과 여러 문제점들을 클러스터 중심 추정으로 우회하여 적용하였다. 이것은 곧 잡음이 고려되지 않은 심볼 \bar{r}_i 이 1-D CBSE에서 i 번째 클러스터의 중심에 해당하기 때문이다. 따라서 식 (4)에서 추정된 채널의 임펄스 응답 h 와 L 개의 심볼들로 이루어진 벡터 I_i 의 컨볼루션 결과를 대신하여 1-D CBSE에서 추정된 클러스터의 중심으로 대체하여 식 (5)와 같이 나타낼 수 있다.

$$C_k^i = |r_k - \bar{r}_i|^2 \quad (5)$$

그러므로, 기존의 MLSE에서의 채널 추정을 대신하여 L 개의 클러스터 중심 추정을 효율적으로 이용하여 동일한 성능의 최적의 등화기를 구현할 수 있다.

IV. 1-D CBSE의 클러스터 중심 추정 기법과 문제점들

이 장에서는 1-D CBSE에서 제안한 효율적인 중

심 추정 기법을 간략히 살펴보고, 반드시 고려되어야 할 문제점들을 언급한다. 우선, 1-D CBSE의 중심 추정 과정은 클러스터의 구조적인 특징을 이용한 것으로, 다중 경로 채널의 지연확산 길이 L 만큼 초기 클러스터의 중심을 추정하고, 나머지 $M^L - L$ 은 단순한 덧셈과 회전에 의해서 구할 수 있기 때문에 복잡한 계산과정과 추정 수렴 시간을 단축시킬 수 있다^[12].

일반적으로 채널을 추정하기 위해 이미 수신단에서 알고 있는 훈련 시퀀스 I 와 L 개의 탭으로 구성되는 채널의 임펄스 응답 벡터 $h = [h_0, h_1, \dots, h_{L-1}]^T$ 를 이용하여 m 번째 탭 기여인자 t_l^m 를 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$t_l^m = h_m^*, \quad l \in \{I_1, L, I_M\} \quad (6)$$

이러한 탭 기여인자 t_l^m 를 사용하여 채널을 통해 지연 확산된 훈련 시퀀스들의 관측 클러스터 중심 $\bar{r}_{\{I_1, I_2, \dots, I_L\}}$ 을 식 (7)과 같이 나타낸다.

$$\bar{r}_{\{I_1, I_2, \dots, I_L\}} = \sum_{m=0}^{L-1} t_{I_k}^m \quad (7)$$

따라서 중심 추정에서는 탭 기여인자를 이용하여 L 개의 클러스터 중심과 나머지의 클러스터 중심들을 간단히 구할 수 있다. 첫 번째 중심 추정 과정은 L 개의 기본 시퀀스 $I_{basic} = [I_1, I_2, \dots, I_L]$ 를 정의하고 이에 대응되는 관측된 클러스터 중심을 기본 중심 $\bar{r}_{\{I_1, I_2, \dots, I_L\}}$ 이라 부른다. 앞서 선택한 기본 시퀀스들은 채널을 거쳐 L 개의 클러스터 중심 $T_m, 0 \leq m \leq L-1$ 을 생성시키는데 이것은 채널의 탭 기여인자 t_l^m 를 통한 덧셈 연산으로 쉽게 계산된다^[12]. 즉, N_r 개의 심볼들로 이루어진 훈련 시퀀스로부터 얻어지는 $N_r - L + 1$ 개의 관측 심볼들을 가지고 채널의 탭 기여인자를 구한다. 이는 대부분 관측된 심볼들을 감독형 (supervised) 클러스터링 알고리즘^[14]을 적용하여 L 개의 클러스터 중심을 추정한다. 가장 간단한 방법은 각 클러스터에 대응되는 관측된 심볼들의 평균을 계산하여 중심을 구하는 것이다.

위에서 살펴본 바와 같이, 1-D CBSE에서 제시한 L 개의 초기 클러스터 중심 추정 과정은 전체 M^L 개의 클러스터 중심을 모두 이로부터 구하기 때문에 최종적인 등화 성능을 좌우하는 가장 중요한 변수가

된다. 따라서 이러한 중심 추정 과정이 전적으로 훈련 시퀀스에 의존됨으로 이에 대한 명확한 분석이 필수적으로 요구된다. 그러나 기존의 연구^[12]에서는 단순히 훈련 시퀀스에 대한 길이가 길수록 좀 더 정확한 중심 추정이 이루어지므로 그에 대한 성능분석만을 고찰하였을 뿐, 구조적인 훈련 시퀀스의 구성 방법에 대한 제시가 부족하였다.

채널 추정을 대신할 클러스터링 기반의 중심 추정 방식은 무엇보다도 얼마나 정확한 클러스터의 중심을 추정하는가에 달려 있는데, 그것은 곧 훈련 시퀀스의 길이가 좌우한다. 대부분 클러스터 기반의 중심 추정 방식이 요구하는 훈련 시퀀스의 길이는 일반적인 채널 추정의 경우보다 상대적으로 길기 때문에 현실적인 구현이 어렵다^[14]. 그러나 1-D CBSE에서는 본질적인 클러스터들의 대칭적인 구조를 이용하여 기존에 요구되었던 많은 수의 훈련 시퀀스 길이와 훈련 구간을 효율적으로 단축시켰다. 따라서 상대적으로 적은 수의 훈련 시퀀스를 이용하여 부과되는 여러 장점을 갖고 있다. 그러나 무엇보다도 그러한 장점을 충분히 활용하기 위해서는 반드시 초기 중심 추정의 정확성을 만족해야 한다. 이는 곧 관심의 대상이 되는 클러스터의 중심을 제대로 추정하기 위한 적절한 관측 심볼들이 필요하다는 것을 의미한다. 다시 말하면, 훈련 시퀀스에 따라 좌우되는 관측 심볼들로 하여금 초기 중심들을 찾게 되므로 훈련 시퀀스를 어떻게 구성하느냐는 매우 중요한 관건이 된다. 만약, 훈련 시퀀스에 의한 관측 심볼들이 추정해야 할 관심 대상의 클러스터가 아닌 곳에 있는 경우에는 초기 L 개의 클러스터 중심을 제대로 찾아 낼 수 없으므로 1-D CBSE의 효율적인 중심 추정 기법을 제대로 이용할 수 없게 된다. 그러나 논문[12]에서는 예를 들어 제시한 한 가지 경우만을 제시하고 있다. 이것은 원하는 초기 중심들을 찾기 위한 관측 데이터들이 분포되도록 훈련 시퀀스를 구성하는 타당성 있는 구조적인 방법을 제시하지 못하고, 랜덤한 선택에 의하여 이루어진다고 언급하고 있다. 실제적으로는, 원하는 초기 중심 추정을 위한 훈련 시퀀스의 구성은 단순한 랜덤 선택에 의해서는 현실적으로 거의 불가능한 일이다. 그것은 메모리를 갖는 채널에 의한 것으로 L 길이의 지연확산에 의해서 수신된 관측 심볼이므로 랜덤 선택에 의한 심볼들로

이루어진 훈련 시퀀스에 대해서는 원하는 클러스터에만 관측 심볼이 분포되기 어렵기 때문이다.

[12]에서 제시한 한 가지의 경우를 제외하고, 훈련 시퀀스를 구성하는 방법은 다만, 관심의 대상이 되는 클러스터에서 훈련 시퀀스에 의한 관측데이터가 상대적으로 많이 분포할 수 있도록 임의의 고정된 길이를 갖는 훈련 시퀀스를 랜덤 생성하여 그 중에서 가장 좋은 것을 선택하는 방법이다^[11]. 무엇보다도, 이러한 훈련 시퀀스 구성하는 방식은 원하는 클러스터에서의 관측 데이터가 얼마나 존재하는지 매번 비교해야 하고, 또한 그 종료 조건도 임의로 지정해줘야 한다는 문제점을 갖고 있다. 이것은 실제적인 클러스터 중심 추정에서 그 훈련 시퀀스를 구성해 주기 위한 과정이 상대적으로 많이 소요될 수 있으므로 반드시 해결해야 할 문제점으로 부각된다.

앞에서 이미 언급했듯이, 첫 단계의 초기 중심 추정 과정은 전체 시스템의 성능을 좌우하는 가장 중요한 단계이다. 따라서 이러한 문제점을 해결하기 위해서 무엇보다도 짧은 길이로 원하는 초기 클러스터 중심을 제대로 찾아 낼 수 있는 최적의 훈련 시퀀스 구성 방법이 제시되어야만 하는 필요성이 존재한다.

V. 제안된 최적의 훈련 시퀀스 구성 알고리즘

본 논문에서는 앞장에서 언급한 클러스터 중심 추정 과정에서의 문제점에 대한 해결책으로 구조적인 훈련 시퀀스를 구성하는 방법을 제안한다. 단순히 훈련 시퀀스의 길이가 길수록 향상된 성능을 얻고자 했던 기존의 관점에서 벗어나서, 초기 클러스터의 중심 추정을 위해 반드시 필요한 훈련 시퀀스만으로 구성된 최소 길이를 갖는 최적의 훈련 시퀀스를 구성하는 것이다. 본 논문에서 제안한 최적의 훈련 시퀀스는 변조 부호 레벨 M 에 만큼의 훈련 시퀀스 집합으로 유일하게 결정된다.

여기서 최소 길이 $N_{r-\min}$ 를 갖는 훈련 시퀀스는 다음과 같이 고려될 수 있다. 우선, 훈련 시퀀스에 의해 관측된 데이터 r_r 의 개수는 최소한 추정해야 할 초기 중심의 개수 L 이상이 되어야 하므로 식 (8)과 같이 최적의 훈련 시퀀스 길이를 구할 수 있다.

표 1. 최적의 훈련 시퀀스 집합
Table 1. The optimal training sequence sets.

Tr_0	$\{I_{0,1}, I_{0,2}, \dots, I_{0, N_{r-\min}}\}$
Tr_1	$\{I_{1,1}, I_{1,2}, \dots, I_{1, N_{r-\min}}\}$
\vdots	\vdots
Tr_{M-1}	$\{I_{M-1,1}, I_{M-1,2}, \dots, I_{M-1, N_{r-\min}}\}$

$$\begin{aligned} r_r &= N_r - L + 1 \\ L &= N_{r-\min} - L + 1 \\ N_{r-\min} &= 2L - 1 \end{aligned} \tag{8}$$

예를 들어, 만약 QPSK($M=4$) 변조 방식을 사용하고 다중 경로 페이딩 채널의 임펄스 응답 길이(L)가 3인 경우라면, 반드시 추정 해야 할 초기 중심은 3이 되므로 이를 위한 최적의 훈련 시퀀스 집합은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} Tr_1 &= \{1+j, 1+j, -1-j, 1+j, 1+j\}, \\ Tr_2 &= \{-1+j, -1+j, 1-j, -1+j, -1+j\}, \\ Tr_3 &= \{1-j, 1-j, -1+j, 1-j, 1-j\}, \\ Tr_4 &= \{-1-j, -1-j, 1+j, -1-j, -1-j\} \end{aligned}$$

임의의 변조 레벨 M 과 최소 훈련 시퀀스의 길이 $N_{r-\min}$ 에 따른 최적의 훈련 시퀀스 집합은 표 1에 나타내었다.

본 논문에서 제안하는 초기 중심을 찾기 위한 최소 길이를 갖는 최적의 훈련 시퀀스는 어느 정도 이상의 SNR 조건을 만족해야만 하는 제약조건을 갖고 있다. 따라서 이러한 조건을 만족하는 경우, 최적의 훈련 시퀀스는 표 1에서 제시한 M 가지 집합들 중에서 하나로 선택될 수 있다. 그러나 채널이 시간에 따라 변화되므로, 최소 훈련 시퀀스의 길이로써 만족할 만한 초기 중심을 찾기 못할 경우, 즉 주어진 제약 조건을 만족하지 못할 경우에는 훈련 시퀀스의 길이를 채널 상황에 따라 적응적으로 조정해 줘야 한다. 따라서 본 논문에서 제안하는 구조적인 훈련 시퀀스는 기존 1-D CBSE^[12]에서의 초기 중심 추정을 위한 랜덤 선택 방식의 훈련 시퀀스를 찾아주는 과정과 고정된 길이에 따른 문제점들을 모두 해결할 수 있는 방안이다. 그림 2에서는 초기 중심 추정을

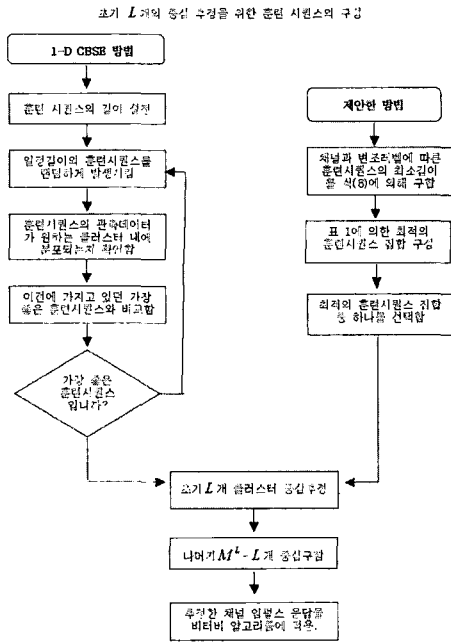


그림 2. 초기 중심 추정을 위한 기존의 방식과 제안된 훈련 시퀀스의 구성 방식 비교
 Fig. 2. Flow chart of the conventional and the proposed optimal training sequence selection algorithm.

위한 기존의 방식과 제안된 훈련 시퀀스의 구성 방식을 비교하여 전체적인 1-D CBSE의 블럭도를 보여 주고 있다.

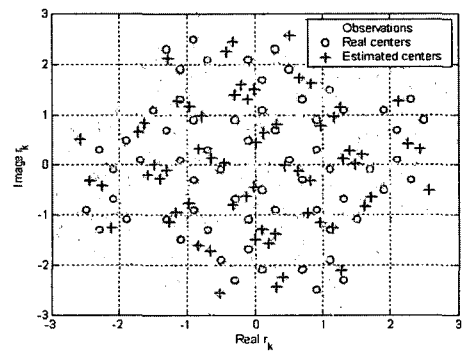
VI. 모의 실험 결과와 고찰

본 장에서는 기존 1-D CBSE 방식의 초기 중심 추정과정에서 갖는 문제점과 본 논문에서 제안하는 최적의 훈련 시퀀스에 따른 성능을 서로 다른 채널 모델의 여러 실험을 통해서 확인하고 분석해 본다.

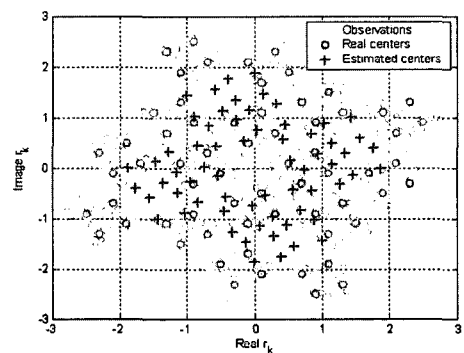
시뮬레이션에 사용한 시스템은 QPSK 변조 부호 방식으로, 300 kb/s 비트율을 갖는 1,000개의 심볼들로 이루어진 블록화된 데이터 형태로 전송하고, 캐리어 주파수는 900 MHz이다. 여러 가지 채널의 모델^{[15]-[17]} 중에서 $L=3$ 의 지연확산 길이의 전달함수 $H(z)=(0.5-j)+(-0.6-0.1j)z^{-1}+(0.1+0.2j)z^{-2}$ 를 갖는 다중 경로 페이딩 채널을 예를 들어 분석한 결과를 도시하였다.

첫 번째 실험은 [12]에서 제시한 기본 시퀀스를

$[1+j, 1+j, 1+j]$ 로 설정하여, 이용한 훈련 시퀀스를 제외한 랜덤 선택에 의한 훈련 시퀀스를 구성하여 초기 클러스터 추정 결과를 분석해 보았다. 그림 3의 (a)와 (b)는 길이가 50인 랜덤 발생에 의해 선택된 훈련 시퀀스를 이용한 경우 각각 $SNR=15, 30$ [dB]에서의 최종 M 개의 중심 추정 결과를 보여준다. 전체 500번의 반복에 걸쳐서 일정 길이의 랜덤 시퀀스를 발생시켜서 초기 중심추정을 수행하는 동안 평균 심볼 에러율(SER)은 10^{-2} 이상을 보였다. 그 이유는 다중 경로에 의한 페이딩 채널의 영향으로 찾고자 하는 초기 중심 클러스터를 제외한 곳에 관측 심볼이 나타나기 때문에 [12]에서 제시한 한 가지 경우를 제외하고 나머지 경우에 대해서는 원하는 추정 결과를 위한 훈련 시퀀스를 구성해 줄 수 없다. 이러한 결과



(a) SNR = 15 [dB]



(b) SNR = 30 [dB]

그림 3. $L=3$ 의 페이딩 채널에서 랜덤 선택에 의한 훈련 시퀀스를 이용한 중심 추정의 결과 예시
 Fig. 3. Plots on complex plane of the estimated cluster centers by random training sequence formed for the 3 tap channel $H(z)=(0.5-j)+(-0.6-0.1j)z^{-1}+(0.1+0.2j)z^{-2}$ is used.

는 랜덤 발생에 의한 훈련 시퀀스를 이용하는 경우 전체 시스템의 SNR 보다 훈련 시퀀스 구성에 대한 영향이 최종 추정 성능을 좌우하는 중요한 요소가 된다는 것을 알려준다. 비록 SNR이 높다 하여도 부정확한 초기 중심 추정으로 구한 전체 중심들을 갖고는 원하는 SER 성능을 얻을 수 없다. 무엇보다도 훈련 시퀀스의 구성여부가 최종 성능을 좌우하는 가장 중요한 요소가 된다. 또한, 원하는 훈련 시퀀스를 찾는 것은 랜덤 발생에 의한 방법에서는 거의 불가능하다는 것을 실험을 통해서 입증할 수 있었다.

다음은 SNR이 10, 12 dB인 환경에서 훈련 시퀀스의 길이에 따른 심볼 오차율을 분석해 보았다. 이 실험에 사용한 훈련 시퀀스는 [12]에 제시된 유일한 경우로 일반적으로 훈련 시퀀스의 길이가 늘어남에 따라서 향상된 결과값을 얻을 수 있는 것은 사실이다. 그러나 그림 4에서 보듯이 SNR이 12 dB에서는 훈련 시퀀스의 길이가 20 심볼 이상이 되면 10 dB에서 보다 훨씬 SER이 낮아짐을 알 수 있다. 이것은 어느 일정 SNR 이상의 시스템 환경을 만족한다면 최소 길이를 만족하는 최적의 훈련 시퀀스의 길이를 얻을 수 있음을 보여준다. 따라서 본 논문에서 제안한 최적의 훈련 시퀀스는 시스템의 SNR이 최소 12 dB 이상을 만족할 경우, 최소 길이로 원하는 SER을 위한 중심 추정기법을 효율적으로 적용할 수 있다.

그림 5는 [12]에서 제시한 유일한 경우의 훈련 시퀀스와 본 논문에서 제안한 최적의 시퀀스를 갖고 SNR에 따른 심볼 오차율의 변화를 나타내고 있다. 기존에 제시된 훈련 시퀀스를 8, 14의 길이로 사용한

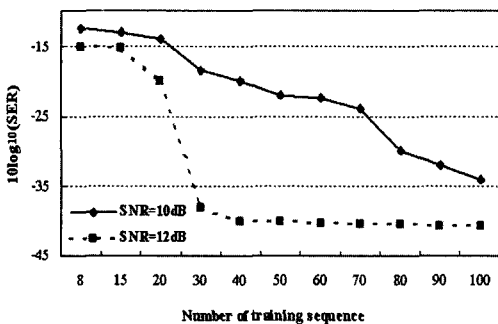


그림 4. 훈련 시퀀스의 길이에 따른 심볼 오차율 (SNR=10, 12 [dB])

Fig. 4. Symbol error rate performance for various training sequences lengths.

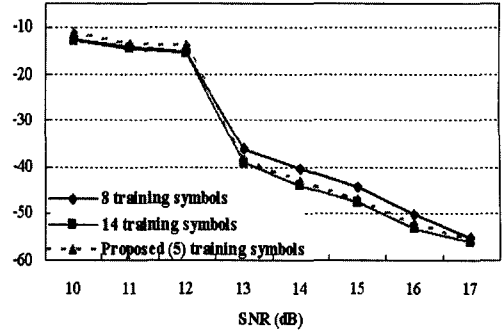


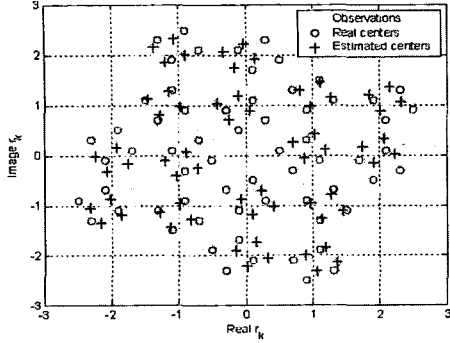
그림 5. 여러 SNR에 따른 기존의 훈련 시퀀스와 제안된 경우의 심볼 오차율 비교

Fig. 5. Symbol error rate performance for various SNR with conventional and proposal training sequence.

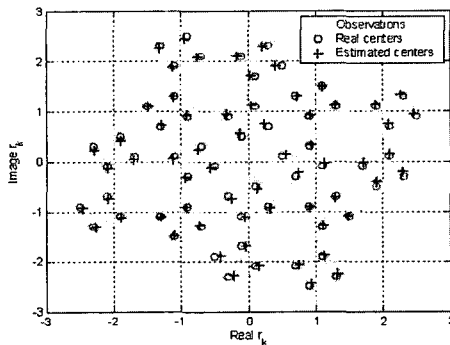
경우에 SNR이 12 dB 이하의 환경에서는 길이에 따른 심볼 오차율의 차이가 크지 않다는 것을 볼 수 있다. 즉, 훈련 시퀀스의 길이가 길수록 성능이 좋아지는 것은 어느 이상의 SNR과 일정 길이 이상의 시퀀스 길이를 갖을 때, 이에 비례하여 추정 성능도 개선될 수 있음을 보여준다. 반면, 본 논문이 제안한 훈련 시퀀스를 적용할 경우 SNR이 12 dB 이상일 경우 초기 중심 추정을 위한 5 심볼의 최소 길이를 갖는 최적의 훈련 시퀀스만으로도 충분하다는 것을 알 수 있다. 이것은 최소 길이의 훈련 시퀀스를 이용함으로써 더 많은 정보 데이터를 전송할 수 있으므로 대역폭 효율이 향상되었으며, 중심 추정과정에서도 더 빠른 수렴 속도를 얻을 수 있다. 또한, 기존의 유일한 경우를 제외한 랜덤 선택에 의해 훈련 시퀀스를 찾을 경우, 수반되는 여러 가지 문제점들을 완전히 배제할 수 있다.

따라서 본 논문에서 제안하는 중심 추정을 위한 최소 길이를 갖는 최적의 훈련 시퀀스는 SNR이 어느 이상의 조건을 만족하는 상황에서는 최소 길이로 충분히 원하는 성능을 얻어 낼 수 있다. 만약 SNR이 열악한 상황이라면, 충분히 일정 길이 이상으로 시퀀스 길이를 늘려줌으로써 전체 잡음의 대한 영향을 감소시켜 준다. 따라서 훈련 시퀀스의 길이는 채널 상황에 의해 변화되는 SNR에 따라 적응적으로 조정되어야 한다.

그림 6은 본 논문이 제안한 훈련 시퀀스를 적용한 최종 클러스터의 중심 추정 결과를 보여주고 있다.



(a) SNR = 15 [dB]



(b) SNR = 30 [dB]

그림 6. $L=3$ 의 페이딩 채널에서 제안된 최적의 훈련 시퀀스를 이용한 중심 추정의 결과 예시

Fig. 6. Plots on complex plane of the estimated cluster centers with the proposed optimal training sequence formed for the 3 tap channel $H(z)=(0.5-j)+(-0.6-0.1j)z^{-1}+(0.1+0.2j)z^{-2}$ is used.

SNR이 (a) 15 dB, (b) 30 dB인 두 상황에서 실험한 결과를 비교해 보면, (b)에서는 거의 정확히 모든 클러스터의 중심을 추정할 수 있다. 당연히 SNR이 높은 상황에서 더 정확한 추정결과를 갖지만, 그림 6(a)와 같이 어느 정도 근접한 값을 갖고도, 비터비 알고리즘을 통한 MSLE 기법에서 충분히 원하는 심볼 에러율 성능을 얻게 된다. 두 가지 경우 모두 최소 길이의 5심볼로만 중심 추정 기법을 적용하여 10^{-5} 이하의 SER 값을 만족한다.

다음은 여러 종류의 랜덤 시변 채널에 대한 심볼 에러율 성능을 비교한 결과이다. 비터비 알고리즘은 채널 길이와 변조 레벨에 따라서 계산량의 복잡도가 지수적으로 증가하게 된다. 따라서 본 논문에서는 QPSK($M=4$), 채널 길이 L 이 4 이하인 시변 랜덤 채널

표 2. 랜덤 채널에 따른 제안된 방법의 성능 결과
Table 2. The performance results of proposed method according to various random channel.

	채널 1 ($L=2$)	채널 2 ($L=3$)	채널 3 ($L=4$)
SER	1.0×10^{-7}	1.2×10^{-5}	1.1×10^{-4}

에 대한 성능 분석을 제한한다. 표 2는 제안된 최소 길이의 훈련 시퀀스를 사용한 경우에 대한 MLSE 등화 성능 결과를 보여주고 있다.

$$(L=2) \text{ 채널 1: } H(z) = (1.2 - j) + (2 + 0.8j)z^{-1}$$

$$(L=3) \text{ 채널 2: } H(z) = (0.3 - 1.5j) + (-1.6 - 1.2j)z^{-1} + (0.5 + 0.2j)z^{-2}$$

$$(L=4) \text{ 채널 3: } H(z) = (0.2 + 1.2j) + (2.5 - 0.7j)z^{-1} + (1.8 + 1.2j)z^{-2} + (-0.5 + 0.7j)z^{-3}$$

Ⅶ. 결론

최근에 제안된 1-D CBSE는 기존의 MLSE에서 갖고 있던 계산량의 복잡함을 효율적으로 감소시켰지만, 가장 중요한 요소가 되는 훈련 시퀀스 구성에 대한 구조적 방법이 제시되어 있지 않았다. 무엇보다도 1-D CBSE가 갖는 많은 장점들을 충분히 활용하기 위해서는 제대로 초기 중심 추정을 거쳐야 하는데, 그것은 전적으로 훈련 시퀀스의 구성 여부에 달려있다. 그러나 랜덤 선택에 의해 원하는 훈련 시퀀스를 찾는 것은 사실상 거의 불가능하며, 그 길이와 SNR에 비례적으로 항상 향상된 결과를 얻는 것도 아니다. 본 논문에서는 구조적인 훈련 시퀀스의 구성 방법과 제약조건 이상의 시스템 환경에서 최소 길이를 갖는 최적의 훈련 시퀀스를 제안하였다. 아울러 기존의 1-D CBSE와의 여러 실험을 통해 비교 분석한 결과를 입증하였다. 우리가 제안한 최적의 훈련 시퀀스를 적용한 1-D CBSE는 기존 RLS나 LMS의 MLSE와 비교해볼 때 훨씬 감소된 계산량으로 빠른 수렴 특성을 가지면서 선형/비선형 채널 모두에서 더 향상된 등화기 성능을 얻을 수 있다.

참고 문헌

[1] J. G. Proakis, *Digital Communication*, 4rd ed. New York: McGraw Hill, 2000.

- [2] R. D'Avella, L. Moreno and M. Sant' Agostino, "An adaptive MLSE receiver for TDMA digital mobile radio", *IEEE Jour. Select. Areas Communication*, vol. 7, pp. 122-129, Jan. 1989.
- [3] G. D. Forney, "Maximum-likelihood sequence estimation of digital sequences in the presence of intersymbol interference", *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-18, pp. 363-378, May 1972.
- [4] G. E. Bottomley, S. Chennakeshu, "Unification of MLSE receivers and extension to time-varying channels", *IEEE Trans. Commun.*, vol. 46, pp. 464-472, Apr. 1998.
- [5] G. D. Forney, "The viterbi algorithm", *IEEE Proc.*, vol. 61, pp. 268-278, Mar. 1973.
- [6] S. Theodoridis, C. M. S. See and C. F. N. Cowan, "Nonlinear channel equalization using clustering techniques", in *Proc. Int. Contr. Conf.*, 1992.
- [7] S. Theodoridis, C. F. N. Cowan, C. P. Callender and C. M. S. See, "Schemes for equalization of communications channels with nonlinear impairments", *Proc. Inst. Elect. Eng. Commun*, vol. 142, pp. 165-171, Jun. 1995.
- [8] K. Georgoulakis, S. Theodoridis, "Efficient clustering techniques for channel equalization in hostile environments", *Signal Process.*, vol. 58, pp. 153-164, 1997.
- [9] K. Georgoulakis, S. Theodoridis, "Channel equalization for coded signals in hostile environments", *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 47, pp. 1783-1787, Jun. 1999.
- [10] K. Georgoulakis, S. Theodoridis, "Blind and semi-blind clustering equalization using hidden Markov models", *Signal Process.*, vol. 80, pp. 1795-1805, Sep. 2000.
- [11] U. Kopsinis, S. Theodoridis, "Reduced-complexity clustering techniques for nonlinear channel equalization", in *Proc. WCC*, Beijing, China, 2000.
- [12] U. Kopsinis, S. Theodoridis, "An efficient low-complexity technique for MLSE equalizers for linear and nonlinear channels", *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 51, pp. 3236-3248, Dec. 2003.
- [13] Ian T. Nabney, *NETLAB Algorithms for Pattern Recognition*, Springer, 2001.
- [14] S. Chen, B. Mulgrew, "Overcoming CCI using an adaptive RBF equalizer", *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 28, pp. 91-107, Jul. 1992.
- [15] B. Sklar, "Rayleigh fading channels in mobile digital communication systems part I: Characterization", *IEEE Commun. Mag.*, vol. 35, pp. 90-100, Jul. 1997.
- [16] R. H. Clarke, "A statistical theory of mobile-radio reception", *Bell Syst. Tech. J.*, vol. 47, pp. 957-1000, 1968.
- [17] J. I. Smith, "A computer generated multipath fading simulation for mobile radio", *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. VT-24, pp. 39-40, Aug. 1975.

강 지 혜



2003년 2월: 충북대학교 전기전자 컴퓨터공학부 (공학사)
 2003년 3월~현재: 충북대학교 전기공학과 석사과정
 [주 관심분야] 통계 신호처리, 디지털 통신, MIMO, 스펙트럼 통신, 인공지능

김 성 수



1983년 2월: 충북대학교 전기공학과 (공학사)
 1989년 2월: University of Arkansas-Fayetteville (M.S.)
 1997년 12월: University of Central Florida (Ph.D.)
 1998년 2월~1999년 3월: 시스템공학연구소/전자통신연구원
 1999년 3월~2001년 8월: 우석대학교 전기공학과 조교수
 2003년 5월~현재: 충북대학교 전기공학과 부교수
 [주 관심분야] 신호처리, 통신이론, 정보 이론, 인공지능, 해석학