

# 가우시안 2-군집 모델을 사용한 적응 블라인드 등화기

종신회원 오길남\*

## An Adaptive Blind Equalizer Using Gaussian Two-Cluster Model

Kil Nam Oh\* *Lifelong Member*

### 요 약

본 논문에서는 가우시안 2-군집 모델을 사용한 블라인드 등화 방법을 제안한다. 제안 방식에서는 M-QAM 수신 신호를 가우시안 분포하는 2-군집으로 모델링하여 계산 복잡성을 최소화하고 신호 추정의 신뢰도를 높였다. 여기에 가변 파라미터 비선형 추정기를 사용하여 송신 신호를 추정하고, 신호 추정 시 군집의 분산에 따라 축소신호점과 원신호점을 선택적으로 적용하여 신호 추정의 신뢰도를 더욱 개선하였다. 결과적으로 제안 방식은 등화기의 계산 복잡성을 단순화하면서 성능을 개선하였다. 모의실험을 통해 64-QAM의 고차 신호에 대한 블라인드 등화에서 제안 방식이 기존 방식에 비해 우수한 성능을 보임을 확인하였다.

**Key Words** : Gaussian two-cluster model, Nonlinear estimator, Reduced constellation, QAM

### ABSTRACT

In this paper, blind equalization technique using Gaussian two-cluster model is proposed. The proposed approach, by modeling the received M-QAM signals as Gaussian distributed two-cluster, minimizes the computational complexity and enhances the reliability of the signal estimates. In addition, by using a nonlinear estimator with variable parameters to estimate the transmitted signal, and by selectively applying the reduced constellation and the original constellation when estimating the signals, the reliability of the signal estimation was further improved. As a result, the proposed approach has improved the performance while reducing the complexity of the equalizer. Through computer simulations for blind equalization of higher-order signals of 64-QAM, it was confirmed that the proposed method showed better performance than traditional approaches.

### I. 서 론

학습 시퀀스를 사용하지 않는 적응 블라인드 등화 기법은 특별한 비선형 추정기(nonlinear estimator)를 사용하여 송신된 신호를 추정한다. 일반적으로 블라인드 등화는 사용되는 추정기의 비선형성으로 인하여 비용 함수(cost function)가 등화기 계수에 관한 볼록 이차함수(convex quadratic function)가 되지 못한다. 이 경우 블라인드 등화 과정에서 전역 최소점(global minima) 외에도 국부 최

소점(local minima)을 다수 가질 수 있다. 그로 인해 등화기 계수의 초기화에 따라서는 등화기가 국부 최소점에 수렴하기 쉽다<sup>[1]</sup>.

더구나 직교 진폭 변조(quadrature amplitude modulation: QAM) 신호를 사용하는 경우, 신호 레벨이 고차가 될수록 더욱 많은 국부 최소점이 존재하므로 등화기의 오조정의 가능성이 커진다<sup>[2]</sup>. 아울러 블라인드 등화는 눈모형을 열리게 하는 것에 중점을 두기 때문에 눈모형이 열린 이후의 수렴 성능은, 예를 들면 excess MSE(mean square error) 레

※ 이 연구는 2011년도 광주대학교 대학 연구비의 지원을 받아 수행되었음.

\* 광주대학교 광통신공학과(knoh@gwangju.ac.kr)

논문번호 : KICS2012-02-052, 접수일자 : 2012년 2월 8일, 최종논문접수일자 : 2012년 5월 24일

벨이 크다는 점 등에서 만족스럽지 못하다. 신호 추정  
 에 사용하는 비선형 추정기에 따라 그 특성과 성능이  
 다양한 블라인드 등화 알고리즘이 가능하다.

연관정(soft decision)을 수행하는 비선형 추정기  
 는 오차 표면을 보다 완만하게 하여 알고리즘이 국  
 부 최소에 수렴하는 것을 피하도록 하기 때문에<sup>[3]</sup>  
 등화 초기에는 연관정을 사용하는 것이 눈모형을  
 열리게 하는데 효과적이다. 연관정은 신호에 대한  
 불확실한 디지털적인 선택 대신, 신호 추정에 대한  
 신뢰도를 반영한 아날로그적인 값을 출력함으로써  
 신호 추정 오차를 감소시켜 등화기를 보다 안정적  
 으로 수렴시킨다.

한편, 경관정(hard decision)은 정해진 두 신호 중  
 의 하나를 결정하므로 눈모형이 닫힌 상태에서는  
 신호 추정의 오류 가능성이 매우 높다. 그러나 정상  
 상태에서는 경관정이 최소 MSE(mean square error)  
 를 보장하므로<sup>[4]</sup> 등화가 진행되면서 연관정은 경관  
 정으로 대체될 필요가 있다.

가우시안 군집 알고리즘(Gaussian clustering  
 algorithm: GCA)은 연관정에 기반한 블라인드 등화  
 알고리즘으로서, Karaoguz에 의해 직교 위상 천이  
 변조(quadrature phase shift keying: QPSK)에 대해  
 유도되었으며<sup>[5]</sup>, Chen에 의해 M레벨 QAM  
 (M-QAM) 신호에 대한 등화로 확장되었다<sup>[6]</sup>. 그러  
 나 Chen이 제안한 M-QAM에 대한 GCA는 M에  
 따라 계산 복잡성이 매우 증가할 뿐만 아니라<sup>[6]</sup>, 눈  
 모형이 닫힌 상태에서는 초기 수렴에 실패하는 것  
 으로 나타났다. GCA를 QPSK 이외 고차 QAM에  
 적용하기 위해서는 눈모형이 닫힌 상태에서 수렴하  
 는 능력과 계산 단순성 및 수렴 후 낮은 오차 레벨  
 성능 등이 요구된다.

본 논문에서는 가우시안 군집 알고리즘을 고차  
 QAM 신호 등화에 적용 시 계산 복잡성이 크게 증  
 가하고 수렴 특성이 저하되는 문제점을 개선하기  
 위해, 가우시안 2-군집 모델(Gaussian two-cluster  
 model)을 적용하여 계산 복잡성을 단순화하고, 가변  
 파라미터를 갖는 비선형 추정기를 선택적으로 사용  
 하여 송신 신호를 추정함으로써 GCA의 계산 복잡  
 성과 성능을 크게 개선할 수 있음을 보인다.

2 장에서 가우시안 2-군집 모델을 유도하고, 3  
 장에서 가변 파라미터 비선형 추정기와 제안하는  
 단순화된 GCA를 기술한다. 4 장에서 모의실험 결  
 과를 요약하고, 5 장에서 결론을 언급한다.

## II. 가우시안 2-군집 모델

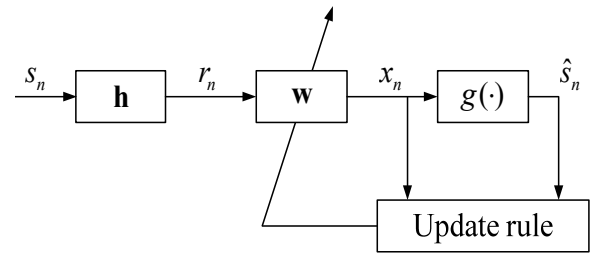


그림 1. 채널-등화기-비선형 추정기의 연결 모델  
 Fig. 1. Connection model of channel-equalizer-nonlinear estimator.

그림 1에 채널  $h$ , 등화기  $w$ , 비선형 추정기  
 $g(\cdot)$ 의 연결 모델을 나타내었다. 등화기 출력  $x_n$   
 을 관찰하고 그것으로부터 송신된 신호  $s_n$ 을 추정  
 하는 블라인드 등화 문제에서, 등화기가 수렴하면  
 등화기의 출력  $x_n$ 은 (1)과 같이 될 것이다<sup>[7]</sup>.

$$x_n = \mathbf{r}_n^T \mathbf{w}_n = \alpha s_{n-\delta} + \nu_n \quad (1)$$

여기서  $\mathbf{r}_n = [r_n, r_{n-1}, \dots, r_{n-N+1}]$ 은 등화기에 수신  
 된  $N$ 개의 신호이고,  $\mathbf{w}_n = [w_{n,0}, w_{n,1}, \dots, w_{n,N-1}]$   
 은 등화기의 필터 계수이다. 즉 등화기 출력  $x_n$ 을  
 지연된 송신 신호  $s_{n-d}$ 와 다중경로 전파(multipath  
 propagation)에 의한 잔류 심벌간 간섭(residual  
 intersymbol interference: RISI)  $\nu_n$ 이 더해진 형태  
 로 간주할 수 있다. 식 (1)에서  $\alpha$ 는 진폭 변동,  $\delta$   
 는 임의의 시간 지연을 나타낸다.

이때 채널이 다중경로 전파 채널이고  $x_n$ 은 다중  
 경로 신호들의 합이므로  $\nu_n$ 은 중심 극한 정리  
 (central limit theorem)에 의해 가우시안 분포를 가  
 진다<sup>[2]</sup>. 그러므로  $x_n$ 은 가우시안 분포하며, 그 확률  
 밀도 함수는, 송신 신호를 이진 위상 천이 변조  
 (binary phase shift keying: BPSK) 신호로 가정하  
 면 다음으로 주어진다<sup>[5],[6]</sup>.

$$f_X(x_n) = \sum_{i=1}^2 \frac{p_i}{\sqrt{2\pi} \sigma_i} \exp\left(\frac{-(s_i - x_n)^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (2)$$

여기서  $p_i$ 는 BPSK 신호의 발생 확률이다. 즉 등화  
 기 출력 신호  $x_n$ 의 확률 밀도 함수는 송신된 신호  
 $s_i$ 를 평균으로 하고  $\sigma_i^2$ 를 분산으로 하는 두 가우  
 시안 밀도 함수의 합이 된다. 그러므로 BPSK 시스

템의 경우, 정상상태에서 등화기 출력은 두 신호를 중심으로 가우시안 군집을 형성함을 알 수 있다. 본 논문에서는 이를 가우시안 2-군집 모델(Gaussian two-cluster model)이라 하였다.

가우시안 2-군집 모델에서 등화기 갱신 알고리즘은,  $x_n$ 의 확률 밀도 함수  $f_X(x_n)$ 을 비용 함수  $C_n$ 으로 삼고 등화기 계수 설정에 대한  $C_n$ 의 stochastic gradient가 최소가 되도록 등화기 계수  $w_n$ 을 갱신한다. 즉,

$$\begin{aligned} w_{n+1} &= w_n - \mu \widehat{\nabla}_w C_n |_{w=w_n} \\ &= w_n - \mu e_n r_n^* \end{aligned} \quad (3)$$

가 된다. 여기서  $\mu$ 는 0에서 1사이의 값을 가지는, 작은 양의 수렴상수(step-size),  $e_n$ 은 등화기 출력과 추정기  $g(\cdot)$ 의 출력 사이의 차, 즉 추정 오차,  $r_n^*$ 은  $r_n$ 의 복소 공액(complex conjugate)을 나타낸다. 이 갱신 과정은  $C_n$ 의 최소값에 도달할 때까지 진행된다.

식 (3)으로부터 추정기  $g(\cdot)$ 는 다음과 같이 유도된다<sup>[5]</sup>.

$$g(x_n) = s \frac{1 - \exp(-2s x_n / \sigma^2)}{1 + \exp(-2s x_n / \sigma^2)} \quad (4)$$

여기서 BPSK의 두 신호점을  $\{\pm s\}$ 라 하였다. 그러면 추정 오차는 다음으로 주어진다.

$$e_n = x_n - g(x_n) \quad (5)$$

식 (3)~(5)가 BPSK 신호에 대해 2-군집 모델을 적용한 가우시안 군집 알고리즘(Gaussian clustering algorithm: GCA)이다<sup>[5],[6]</sup>.

### III. 가변 파라미터 비선형 추정기

가우시안 2-군집 모델에 사용된 추정기 (4)는 두 상수를 파라미터로 가진다. 즉 군집의 중심을 나타내는 신호  $\{\pm s\}$ 와 군집의 퍼짐을 나타내는 분산  $\sigma^2$ 이다. 따라서 이 두 파라미터를 조절하여 다양한 추정기를 구현할 수 있다. 블라인드 등화에 사용되는 비선형 추정기의 형태는 채널 왜곡의 정도에 따라 조절될 수 있어야 한다. 그러므로 가우시안 군집

의 평균과 분산에 따라 비선형 추정기의 파라미터가 가변되는 것이 바람직하다.

#### 3.1 축소신호점을 사용한 신호 추정

눈모형이 닫힌 조건에서 고차 QAM 신호를 정확히 판정하는 것은 용이하지 않으며, 오판정의 가능성이 크다. 또한 GCA<sup>[5],[6]</sup>를 고차 QAM 신호의 등화에 직접 적용 시 계산 복잡도가 매우 증가한다. 따라서 GCA의 계산 복잡성을 단순화하고 신호 추정 오류를 줄이기 위해, M-QAM 신호를 직접 적용하는 대신 축소신호점(reduced constellation: RC)을 사용하고 여기에 가우시안 2-군집 모델을 적용함으로써 계산 복잡성을 단순화한 GCA를 제안한다.

제안 방법에서는 RC를 도입하여 M-QAM 신호를 등가 4-QAM 신호로 간주하고, 이를 실수와 허수 성분으로 분리하여 각 성분에 대해 2-군집 모델을 적용한다. 이하 서술을 간략하게 하기 위해 실수 성분에 대해서만 기술하며, 허수 성분에 대해서도 마찬가지로 전개할 수 있다. RC를 적용한 추정기는 (4)로부터 실수 성분에 대해 (6)으로 주어진다.

$$g^{RC}(x_{n,R}) = \lambda_R \frac{1 - \exp(-2\lambda_R x_{n,R} / \sigma_{RC}^2)}{1 + \exp(-2\lambda_R x_{n,R} / \sigma_{RC}^2)} \quad (6)$$

여기서  $\lambda_R$ 은 축소신호점으로서 통계적 기댓값이며,

$$\lambda_R = \frac{E(s_{n,R}^2)}{E(|s_{n,R}|)} \quad (7)$$

$\sigma_{RC}^2$ 는 축소신호점을 중심으로 하는 군집의 분산을 나타낸다. 그러면 오차는 다음으로 된다.

$$e_{n,R}^{RC} = x_{n,R} - g^{RC}(x_{n,R}) \quad (8)$$

이 모델에서  $\pm \lambda_R$ 은 두 가우시안 군집의 중심,  $\sigma_{RC}^2$ 는 군집의 퍼짐을 나타낸다. 식 (6)~(8)이 (3)과 함께 제안하는 가우시안 2-군집 모델과 RC를 적용하여 단순화한 GCA이다. 제안 방식은 M-QAM 신호에 대해 Chen의 GCA가 갖는 복잡도를 개선하여 이진 신호에 대한 복잡도로 단순화하였다.

그림 2에 16-QAM에 축소신호점  $\{\pm \lambda_R\}$ 을 적용한 2-군집 모델에서 비선형 추정기의 출력 (6)과 오차 (8)을 나타내었다. 그림에서 분산은

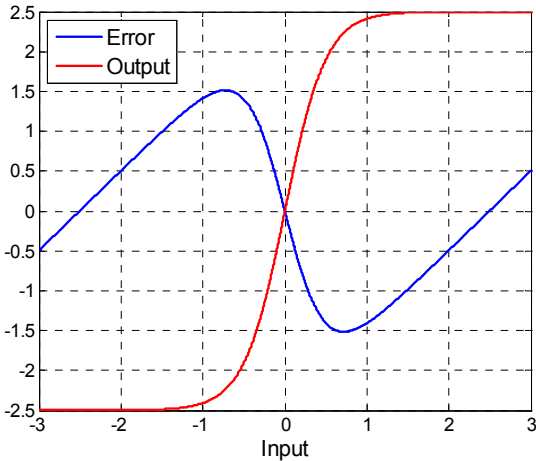


그림 2. RC를 적용한 16-QAM의 실수 성분에 대한 비선형 추정기의 출력과 오차  
Fig. 2. Nonlinear output and error for 16-QAM real part with RC.

$\sigma_{RC}^2 = (\lambda_R/2)$ 로 하였다. 눈모형이 닫힌 조건에서 추정기는 추정기 출력의 연판정 구간을 이용하는 것으로, 모호한 등화기 출력에 대해 아날로그적인 값을 출력함으로써 등화기의 오조정을 최소화한다.

### 3.2 원신호점을 사용한 신호 추정

등화 과정이 진행되면 점차 눈모형이 열리면서 M 군집이 형성된다. 그러므로 신호 추정에 RC 대신 M-QAM의 원신호점(original constellation: OC)을 적용할 필요가 있다. 그러나 제안 방식에서는 여기에 가우시안 2-군집 모델을 적용한다. 즉 등화기 출력과 가장 가까운 두 원신호점을 각각 두 군집의 중심으로 하는 2-군집 모델을 설정한다. 눈모형이 열린 조건에서는 등화기 출력 주위의 두 원신호점을 이용한 두 군집 모델을 적용해도 신호 추정의 신뢰성을 확보할 수 있다. 이제 OC를 적용한 2-군집 모델에서 추정기는 다음으로 표현된다.

$$g^{OC}(x_{n,R}) = \frac{1 - \exp[-2(x_{n,R} - a_{n,R})/\sigma_{OC}^2]}{1 + \exp[-2(x_{n,R} - a_{n,R})/\sigma_{OC}^2]} \quad (9)$$

여기서  $a_{n,R}$ 은  $x_{n,R}$ 을 둘러싸는 두 원신호점의 중심으로, 16-QAM의 경우 인접한 두 원신호점 간의 중심, 즉 평균은  $a_{n,R} \in \{-4, -2, 0, +2, +4\}$ 가 된다.  $\sigma_{OC}^2$ 는 M 신호점을 중심으로 형성되는 가우시안 군집들의 분산이다. 이제 오차는 다음과 같다.

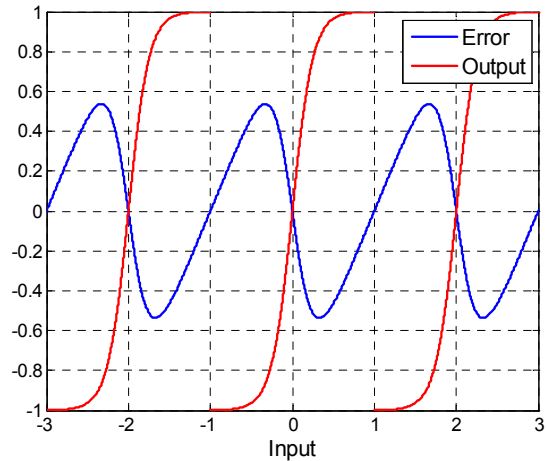


그림 3. OC를 적용한 16-QAM의 실수 성분에 대한 비선형 추정기의 출력과 오차  
Fig. 3. Nonlinear output and error for 16-QAM real part with OC.

$$e_{n,R}^{OC} = (x_{n,R} - a_{n,R}) - g^{OC}(x_{n,R}) \quad (10)$$

그림 3에 16-QAM 신호점의 실수 성분의 집합  $s_{n,R} \in \{-3, -1, +1, +3\}$ 에 대한 비선형 추정기의 출력 (9)와 그에 따른 오차 (10)을 나타내었다. 그림에서 분산은  $\sigma_{OC}^2 = (D/4)^2$ 로 하였으며, D는 인접한 두 원신호점 사이의 거리이다. 눈모형이 열린 조건에서 추정기는 추정기 출력의 경판정 구간을 이용하며, 이 영역에서 오차는 DD의 경우에 매우 근사한다. 정상상태에서는 눈모형이 어느 정도 열려 있다고 가정하면, DD에 의한 신호 추정은 충분히 신뢰도를 확보할 수 있다<sup>41</sup>.

### 3.3 두 신호 추정 모드간의 전환

가우시안 2-군집 모델을 적용하여 단순화한 GCA는 축소신호점과 원신호점을 사용하여 신호를 추정한다. 그러므로 등화기가 최적한 신호 추정 모드에서 동작하기 위한 기준이 요구된다. 제안 방식에서는 군집의 분산에 따라 두 신호 추정 모드 중 최적한 모드를 선택하도록 하였다.

눈모형이 닫힌 등화 초기에는 축소신호점을 적용하여 신호 추정의 신뢰도를 높여나가면 점차 눈모형이 열리면서 정상상태에 이를수록 원신호점을 중심으로 하는 M개의 군집이 형성되고, 군집의 분산은 점점 작아질 것이다. 이 점을 이용하여 군집의 분산을 조사하여 정해진 임계 분산값(threshold variance)에 도달하면 원신호점을 적용한 등화로 전환함으로써 정상상태에서 낮은 오차 레벨을 달성할

수 있다. 제안 방식에서는 군집의 분산을 다음으로 구하였다.

$$var_{n,R} = [x_{n,R} - dec(x_{n,R})]^2 \quad (11)$$

여기서  $dec(x_{n,R})$ 는 최인접 신호점을 의미한다.

인접한 두 원신호점 사이의 거리  $D$ 에 대해 임계 분산값은  $(D/2)^2$  이내이며, 본 연구에서는 신호 대 잡음비(signal-to-noise ratio: SNR)에 따른 수렴 속도와 정상상태 성능 관점에서 최적한 성능을 보이는 값을 임계 분산값  $var_{th}$ 으로 설정하였다. 즉 등화기 갱신은  $var_{n,R} > var_{th}$  일 때,

$$\mathbf{w}_{n+1} = \mathbf{w}_n - \mu^{RC} e_{n,R}^{RC} \mathbf{r}_n^* \quad (12)$$

$var_{n,R} \leq var_{th}$  일 때,

$$\mathbf{w}_{n+1} = \mathbf{w}_n - \mu^{OC} e_{n,R}^{OC} \mathbf{r}_n^* \quad (13)$$

에 의해 선택적으로 이루어진다. 식 (8), (10)~(13)이 M-QAM 신호 등화를 위해 제안하는, 가우시안 2-군집 모델과 가변 파라미터 비선형 추정기를 사용한 블라인드 등화기이다.

#### IV. 모의실험 결과

제안한 방식의 성능을 검증하고 기존 방식과 비교하기 위해 다중경로 전파 채널에서 64-QAM 신호에 대해 모의실험을 하였다. 실험에 사용한 다중경로 전파 채널의 전달함수  $H(z)$ 는 아래와 같다<sup>9)</sup>.

$$H(z) = (0.18 + j0.00) + (-0.505 + j0.451)z^{-1} + (0.433 - j0.5414)z^{-2} + (0.108 - j0.126)z^{-3}$$

먼저, 제안 방식의 임계 분산값에 따른 잔류 ISI 성능을 64-QAM에 대해 그림 4에 보였다. 그림에는 100회의 수행을 통해 얻어진 결과의 앙상블 평균을 나타내었다. 그림으로부터, 임계 분산값을 작게 할수록  $(D/4)^2$  축소신호점을 사용한 동작이 증가되어 수렴 속도가 빠른 대신 정상상태에서 잔류 ISI 레벨이 커지고, 임계 분산값을 크게 할수록  $(2D/5)^2$  원신호점을 사용한 동작이 증가되어 정상상태 성능이 개선되는 것을 알 수 있다.

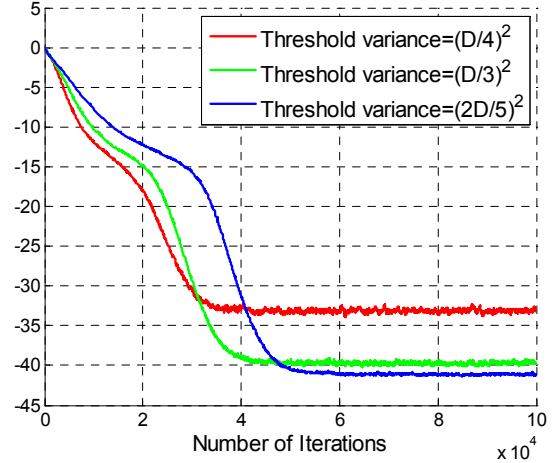


그림 4. 64-QAM에 대한 제안 방식의 임계 분산값에 따른 잔류 ISI 성능  
Fig. 4. Residual ISI performance of the proposed method with threshold variances for 64-QAM.

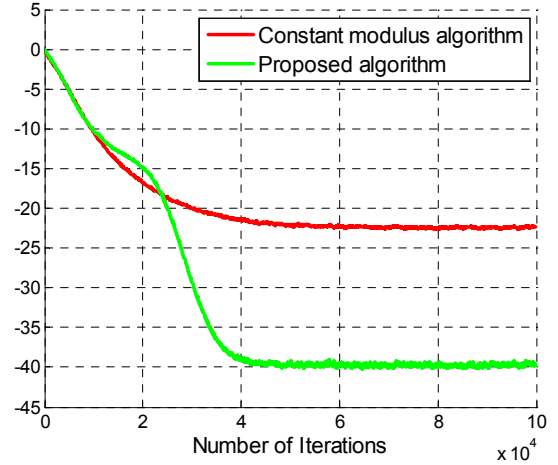


그림 5. 64-QAM에 대한 ISI 성능,  $E_s/N_0 = 30\text{dB}$   
Fig. 5. ISI performance for 64-QAM,  $E_s/N_0 = 30\text{dB}$ .

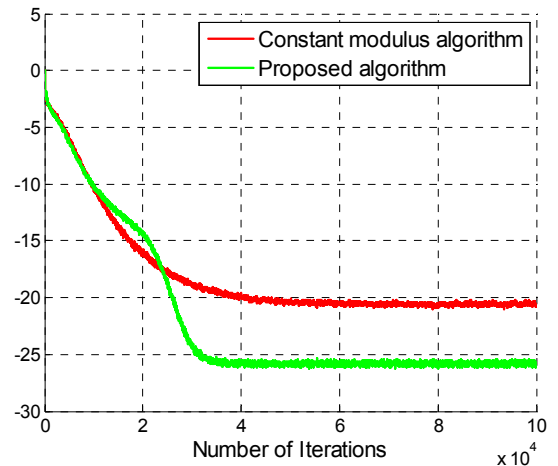


그림 6. 64-QAM에 대한 MSE 성능,  $E_s/N_0 = 30\text{dB}$   
Fig. 6. MSE performance for 64-QAM,  $E_s/N_0 = 30\text{dB}$ .

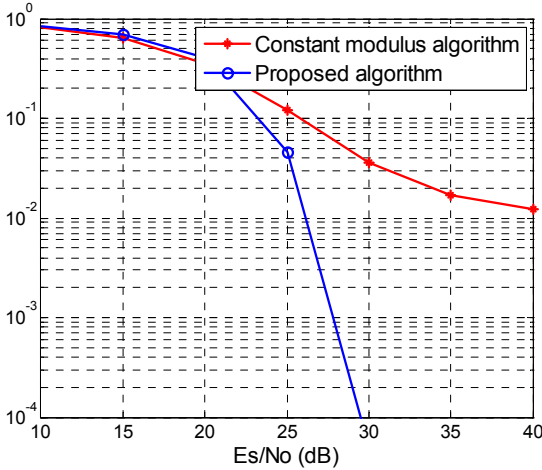


그림 7. 64-QAM에 대한 SER 성능  
Fig. 7. SER performance for 64-QAM.

다음, 제안 방식의 성능 평가를 위해 잘 알려진 CMA(constant modulus algorithm)와 비교하였으며, 잔류 ISI<sup>[10]</sup> 성능과 MSE 성능 및 SER 성능을 조사하였다. 모의실험에서 SNR은 신호의 심벌당 에너지 대 잡음의 전력 스펙트럼 밀도  $E_s/N_0 = 30\text{dB}$ 로 설정하였다. 제안 방식에서 임계 분산값은  $var_{th} = (D/3)^2$ 로 하였다.

그림 5에 64-QAM에 대해 잔류 ISI 성능을 나타내었다. 제안 방식은 정상상태에 도달하는 수렴 속도의 저하 없이 정상상태에서 CMA에 비해 17dB 정도의 개선을 보이고 있다. 그림 6에는 MSE 성능을 나타내었다. MSE 성능에서는 제안 방식이 동일한 조건에서 수렴 속도의 저하 없이 excess MSE를 5dB 이상 개선하고 있다. 그림 7에는 SER 성능을 제시하였다. CMA는 SNR에 따른 성능 향상이 크지 않은 반면 제안 방식은 급격히 성능을 개선하는 것으로 나타났다.

실험 결과로부터 제안 방식은 고차 QAM 신호에 대한 블라인드 등화 시, 등화기의 계산 복잡도를 BPSK에 대한 복잡도로 유지하면서 초기 수렴속도의 저하 없이 정상상태 성능을 효과적으로 개선할 수 있음을 확인하였다.

### V. 결 론

제안 방식은 M-QAM 신호를 가우시안 2-군집 모델로 단순화하고 여기에 등화된 신호의 눈모형이 열린 정도에 따라 축소신호점과 원신호점을 선택적으로 적용하였다. 또한 신호 추정에 가변 파라미터

비선형 추정기를 적절히 사용함으로써 신호 추정의 정확도를 높였다. 제안 방식은 군집의 분산에 따라 두 신호 추정 모드를 선택적으로 적용한 결과 임계 분산값이  $(D/3)^2$  정도에서 가장 좋은 성능을 보이는 것으로 나타났다. 아울러 64-QAM에 대해 CMA와의 비교에서 제안 방식은 잔류 ISI와 MSE 및 SER 성능에서 CMA를 크게 개선하였다. 결과적으로 제안한 방식은 고차 QAM 시스템의 블라인드 등화에 효과적이라 할 수 있다.

### 참 고 문 헌

- [1] R. Lopez-Valcarce and F. Perez-Gonzalez, "Efficient reinitialization of the prewhitened constant modulus algorithm," IEEE Commun., Letters, vol. 5, no. 12, pp. 488 - 490, Dec. 2001.
- [2] S. Haykin, Adaptive filter theory, 4th Ed., Prentice Hall, New Jersey, 2002.
- [3] Y.-H. Kim and S. Shamsunder, "Adaptive algorithms for channel equalization with soft decision feedback," IEEE J. Select. Areas Commun., vol. 16, no. 9, pp. 1660 - 1669, Dec. 1998.
- [4] O. Macchi and E. Eweda, "Convergence analysis of self-adaptive equalizers," IEEE Trans. Inform. Theory, vol. 30, pp. 161 - 176, Mar. 1984.
- [5] J. Karaoguz, "A generalized decision-directed blind equalization algorithm applied to equalization of multipath Rayleigh fading mobile communication channels," Ph.D. Dissertation, North Carolina State Univ., 1992.
- [6] S. Chen, S. McLaughlin, P.M. Grant, and B. Mulgrew, "Multi-stage blind clustering equaliser," IEEE Trans. Commun., vol. 43, no. 2/3/4, pp. 701 - 705, Feb./Mar./Apr. 1995.
- [7] S. Fiori, "Analysis of modified "Bussgang" algorithms (MBAs) for channel equalization," IEEE Trans. Circuits and Systems I, vol. 51 no. 8, pp. 1552 - 1560, Aug. 2004.

