



순차적 군집화를 이용한 고차변조 신호 검파 기법

정교원*, 왕한호**

Higher-order Modulation Signal Detection Scheme Using Sequential Clustering

Kyowon Jung*, Hanho Wang**

이 논문은 2018년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임
(No. 2018R1D1A1B07050143)

요 약

본 논문에서는 비지도 학습의 대표적 알고리즘인 K-평균 군집화를 이용하여 고차 변조에 대한 검파 알고리즘을 제안하였다. 기존의 군집화를 이용한 QPSK 검파 기법은 초기 중심점 선택 방법을 고차 변조 방법에 적용할 수 없어 군집화과정에서 문제가 있었다. 반면 본 논문에서 16QAM에 이상의 고차변조에 대해서 군집화 기법을 적용한 검파기법을 제안한다. 제안하는 검파 기법은 순차적으로 군집화를 수행하여 기존 검파 방법의 문제점을 해결하였다. 본 논문에서는 추정된 중심점과 참조 정상점 사이의 평균 제곱 오차와 심볼 오류율을 통하여 검파 성능을 검증하였다. 검파 성능은 수신 심볼 수와 초기 중심점 방법에 의해 결정되며, 변조 등급이 증가할수록 ML과 유사한 성능을 내기 위해 필요한 심볼 수가 증가됨을 시뮬레이션에 의한 성능 평가로 검증하였다.

Abstract

This paper proposes a detection algorithm for high-order modulations using the K-means clustering, a representative clustering algorithm in the unsupervised learning research area. The conventional clustering QPSK detection scheme has problems in clustering because it can not apply the scheme of selecting the initial center point to higher order modulation schemes. On the other hand, the detection scheme proposed in this paper solves the problem by applying a sequential clustering technique to the conventional detection scheme. In this paper, the detection performance is verified through the mean square error and the symbol error rate between the estimated center point and the reference point. The detection performance is determined by the number of received symbols and the initial center point scheme and is verified by simulations result that the number of symbols required to achieve similar performance to ML increases as the modulation order increases.

Keywords

K-means clustering, detection, Initial center point

* 상명대학교 전자정보시스템공학과

- ORCID: <http://orcid.org/0000-0003-3764-9906>

** 상명대학교 스마트정보통신공학과(교신저자)

- ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-0672-7775>

· Received: Nov. 02, 2018, Revised: Dec. 31, 2018, Accepted: Jan. 03, 2019

· Corresponding Author: Hanho Wang

Dept. of Information and Telecommunication Engineering, Sangmyung Univ.
Korea,

Tel.: +82-41-550-5404, Email: hhwang@smu.ac.kr

1. 서 론

딥 러닝(Deep Learning)은 컴퓨터 하드웨어의 성능 향상과 텐서플로우(Tensorflow) 등과 같은 다양한 딥 러닝 소프트웨어 라이브러리가 배포됨에 따라 주목받는 연구 분야가 되었다[1]. 컴퓨터가 처리할 수 있는 계산 복잡도가 높아지면서 현실 적용 가능성이 높아지고 있다. 특히 자연어 처리나 영상 처리에서 이미 뛰어난 성능을 발휘함으로써 다양한 분야에서 딥 러닝 기술을 적용시켜 활용하고 있다 [2][3].

최근에는 기술 적용 범위가 더욱 확대되어, 딥러닝의 요소 기술들을 무선 통신에 활용하려는 연구가 진행되고 있다[4]. 특히, 신호 검파에 있어서 다양한 연구가 발표되었는데 기존의 최대 공산(ML, Maximum Likelihood)을 사용하지 않고 비지도 학습(Unsupervised Learning)의 대표적인 분리형 군집화 알고리즘 가운데 하나인 K-평균 군집화(K-means Clustering)를 이용하여 QPSK(Quadrature Phase Shift Keying) 검파에 활용한 연구 결과가 발표되었다 [5][6].

그러나, 기존의 연구에서는 16QAM 이상 고차 변조 기법에 대하여 적용 가능성만 언급하고 있을 뿐 구체적인 실험 결과나 방안을 제시하지 않았다 [5][6]. 또한, 기존 연구의 초기 중심점 선택 방법과 검파 알고리즘은 16QAM 이상의 고차 변조 기법에 대하여 적용시키기 어려운 문제점이 있다. 군집화 과정에서 수신 심볼마다 모든 군집 중심점들과의 유클리드 거리(Euclidean Distance)를 계산한다는 점에서 계산 복잡도가 높다는 기술적 과제는 지속적으로 해결해 나아가야 할 문제이다.

현재 구현되어 있는 3GPP LTE Release 14의 경우 CQI(Channel Quality Indicator) 레벨에 따라 QPSK부터 256QAM까지 변조 기법 중 하나를 택하여 사용하고 있다[7]. 따라서 고차 변조 기법에 대한 검파 연구가 필요하다고 판단하였다. 본 논문에서는 QPSK, 16QAM, 64QAM 및 256QAM에 대하여 적용할 수 있는 초기 중심점 선택 방법 및 군집화를 순차적으로 수행하여 검파 알고리즘을 제안하였다.

본 논문에서는 제안하는 검파 알고리즘은 최초

수신된 심볼들을 네 개의 군집으로 분할한다. 단계별로 네 개의 군집으로 분할하는 과정으로 인하여 기존 연구의 고차 변조의 검파에 대한 초기 중심점 선택 방법 문제점을 해결하고 수신 심볼마다 네 개의 군집 중심점들과만 거리를 계산하기 때문에 기존의 검파 알고리즘보다 계산 복잡도가 감소하게 된다. 본 논문에서는 제안하는 검파 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 평균 제곱 오차(MSE, Mean Square Error)와 심볼 오류율(SER, Symbol Error Rate)을 성능 평가 지표로 사용하였다. 또한 제안하고 있는 초기 중심점 선택 방법에 대하여 기존 기법과 성능을 비교하여 연구 결과의 신뢰도를 제고하였다.

II. 시스템 모델

본 논문에서 제안하는 군집화를 이용한 신호 검파 시스템 블록도가 그림 1에 도시되어 있다.

수신신호를 심볼 단위로 구분하여 하나씩 검파하는 일반적인 검파 시스템과는 달리 본 논문에서 제안하는 신호 검파 시스템은 N 개의 수신 심볼을 복수 개의 군집으로 구분하는 것으로 검파 과정을 시작한다. 기존의 연구에서 QPSK에 대한 검파만 연구되었던 바, 본 논문에서는 최신 이동통신 시스템에서 사용하는 QPSK, 16QAM, 64QAM 및 256QAM에 대한 검파 방법 및 성능 평가에 대한 결과를 제공하고자 한다. 수신 신호는 아래와 같이 나타낼 수 있다[8].

$$y_i = x_m + n \quad (1)$$

식 (1)에서 y_i 는 수신기로 수신된 신호를 의미하며, i 는 수신된 심볼의 색인($i=1,2,\dots,N$)을 의미한다. x_m 는 송신 시 송신기가 전송한 심볼을 의미하며, m 은 M -ary 신호에서 전송하는 심볼에 대한 색인으로써 심볼마다 최대 M 가지 심볼 중 한 개를 선택하여 전송 할 수 있다. 예를 들어 64QAM의 경우 64개의 심볼 중 하나를 전송하므로 M 의 값은 64이 되며, $m=1,2,\dots,64$ 가 된다. n 은 평균값이 0이고 표준편차가 N_0 인 백색잡음(Additive White Gaussian Noise)이다[8].

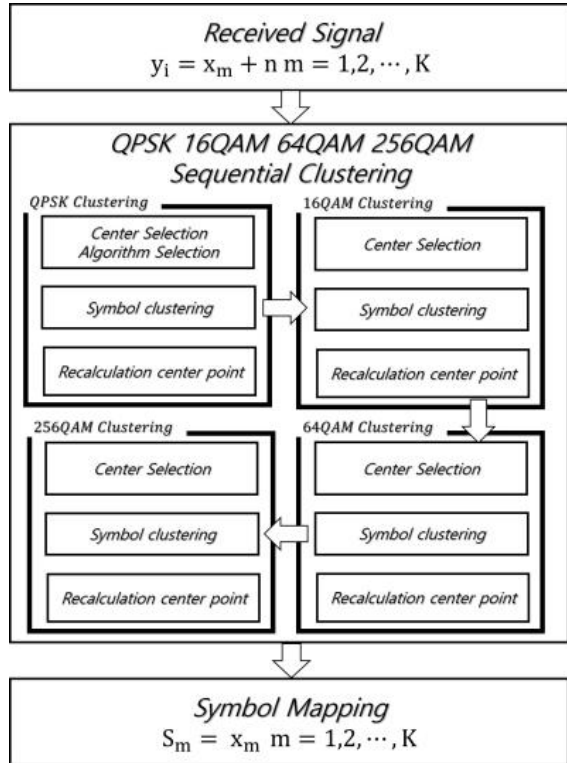


그림 1. 순차적 군집화 기법 이용한 신호 검파 시스템
 Fig. 1. Signal detection system using sequential clustering scheme

본 논문에서는 QPSK에서 256QAM에 이르는 다양한 변조 기법에 대한 검파를 위하여 순차적 군집화(SCS, Sequential Clustering Scheme) 기법을 제안한다.

SCS에서 군집화는 QPSK로부터 시작되어 256QAM까지 순차적으로 진행되며 그림 1에 도시되어 있다. 64QAM에 대해서 SCS가 동작하는 과정을 예시로 설명하면, SCS는 군집화를 시작하면서 최초 4개의 초기 중심점을 선택하게 된다. 초기 중심점은 일반적으로 N 개의 수신 심볼 중에서 임의로 선택된다. 초기 중심점이 선택되면, 최초 군집화가 진행된다. 이로부터 4개의 군집이 형성된다. 하나의 심볼 군집을 4개의 군집으로 구분하는 것을 본 논문에서는 QPSK 군집화라고 명명한다. QPSK 군집화를 통해서 형성된 4개의 군집 각각에 대해서 QPSK 군집화를 시행하여 16개의 군집을 형성한다. 이를 16QAM 군집화라 명명한다. 16개의 군집 각각에 대해서 QPSK 군집화를 재시행 한다. 이로부터 64 개의 군집이 형성(64QAM 군집화)된다.

M 개로 군집화된 $y_{i,i=1,2,\dots,N}$ 는 군집 중심점들은

유클리드 거리가 최소인 M -ary 신호의 참조 심볼(Reference Symbol)들로 매핑되어 비트 정보로 검파된다.

III. 순차적 군집화 기법

SCS는 단계 별로 하나의 심볼 군집을 4개의 군집으로 분할한다. 단계 별로 진행되는 군집화는 QPSK 군집화와 동일한 방법을 사용한다. 단계 별 생성되는 군집은 $S_{(a,b,c,d)}$ 으로 표현할 수 있다. $y_{i \in S_{(a,b,c,d)}}$ 는 $S_{(a,b,c,d)}$ 에 포함되는 심볼들을 의미한다. a, b, c, d 는 순서대로 첫 번째부터 네 번째 군집화에 의한 군집에 대한 색인이며, 각각 1, 2, 3, 4, \emptyset 다섯 개 중 하나의 값을 갖는다. a, b, c, d 중 인접한 두 개의 색인에서 왼쪽에 있는 색인은 오른쪽 있는 색인에 대응되는 군집들에 대한 상위 군집이다. 1, 2, 3, 4는 상위 군집으로부터 생성된 새로운 4개의 군집이 위치한 사분면을 의미한다. \emptyset 는 군집화가 이루어지지 않았음을 의미한다. 수신된 심볼이 QPSK인 경우 군집화 과정이 한번만 필요하므로 군집화 알고리즘에 의해 도출되는 군집은 $S_{(a,\emptyset,\emptyset,\emptyset)}$ 으로 표현된다. 16QAM은 두 단계에 걸쳐 군집화가 이루어지므로 $S_{(a,b,\emptyset,\emptyset)}$ 으로 표현할 수 있다. 동일한 규칙에 의해서 256QAM은 모든 색인들에 대해서 \emptyset 값을 갖지 않게 된다.

그림 2는 64QAM 군집화에 의하여 도출 되는 $S_{(1,1,c,\emptyset)}$ 의 군집화 과정을 도시한 것이다. 수신 심볼들은 QPSK 군집화에 의하여 $S_{(a,\emptyset,\emptyset,\emptyset)}$ 으로 도출된다.

$S_{(a,\emptyset,\emptyset,\emptyset)}$ 의 첫 번째 군집인 $S_{(1,\emptyset,\emptyset,\emptyset)}$ 은 16QAM 군집화에 의하여 4개의 $S_{(1,b,\emptyset,\emptyset)}$ 으로 분할되며, $S_{(1,1,\emptyset,\emptyset)}$ 은 또 다시 64QAM 군집화에 의하여 $S_{(1,1,c,\emptyset)}$ 에 포함되는 4개 군집으로 분할된다.

기존의 군집화 기법을 활용한 QPSK 심볼 검파 경우 사분면을 구분하기 위한 절대 위치가 원점에 주어지므로 사분면 각각에 임의의 중심점을 선택해 줄 수 있었다. 그러나 16QAM 이상의 고차변조 심볼들에 대해서는 최초 군집화를 제외하면 원점을 중심으로 사분면이 형성되지 않으므로 새로운 군집화를 위한 4개의 초기 중심점을 선택할 수 없다는

문제가 있다. 그림 2을 보면 최초 사분면은 (0,0)을 중심으로 형성된 것을 확인 할 수 있지만, 그 이후에 형성되는 군집들이 존재하는 사분면의 중심 위치는 군집화가 진행됨에 따라 변화하고 있음을 알 수 있다.

QPSK, 16QAM, 64QAM, 256QAM 군집화가 순차적으로 진행될 때, 모든 군집화는 하나의 군집 S_{IN} 이 4개의 군집으로 분할된다는 공통점을 가진다. 이때 초기 4개의 중심점 $C_{k=1,2,3,4}$ 을 선택하는 두 가지 방법을 적용해 볼 수 있다.

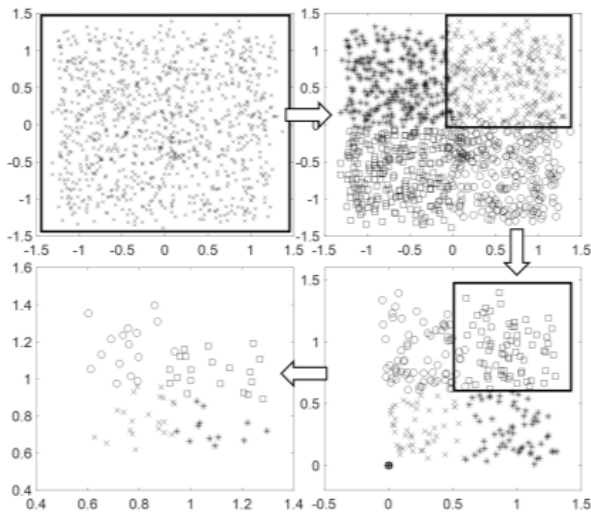


그림 2. 64QAM 군집화 알고리즘 군집화 과정
Fig. 2. 64QAM clustering algorithm clustering process

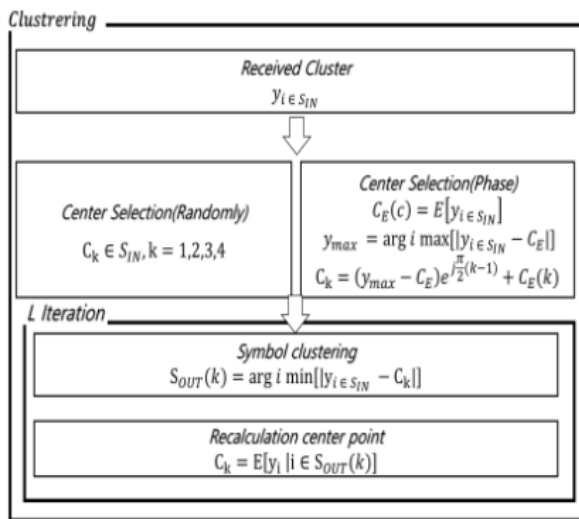


그림 3. 군집화 방법 블록도
Fig. 3. Clustering method block diagram

첫 번째 방법은 식 (1)과 같이 S_{IN} 으로부터 임의의 4개의 신호를 C_k 으로 선택하는 방법이다.

$$C_k \in S_{IN}, k=1,2,3,4 \quad (2)$$

두 번째 방법은 $y_{i \in S_{IN}}$ 의 산술 평균($E[\cdot]$)을 통해서 새로운 사분면의 추정 중심 위치 C_E 를 다음과 같이 구한다.

$$C_E = E[y_{i \in S_{IN}}] \quad (3)$$

이로부터 최대 거리에 있는 신호 y_{max} 를 다음과 같이 구한다.

$$y_{max} = \arg i \max[|y_{i \in S_{IN}} - C_E|] \quad (4)$$

이로부터, y_{max} 를 첫 번째 초기 중심점으로 선택하고, 나머지 3개의 중심점에 대하여 y_{max} 를 C_E 기준으로 위상을 다음과 같이 변경하여 $C_{k=2,3,4}$ 에 대한 선택 과정을 완료한다.

$$C_k = (y_{max} - C_E) e^{j\frac{\pi}{2}(k-1)} + C_E \quad (5)$$

계산된 $C_{k=1,2,3,4}$ 와 S_{IN} 과의 유클리드 거리를 측정하여 다음과 같이 군집화를 진행한다[9].

$$S_{out}(k) = \arg i \min[|y_{i \in S_{IN}} - C_k|] \quad (6)$$

도출된 4개의 군집 $S_{out}(k)$ 를 산술 평균을 통해서 C_k 를 다음과 같이 재계산 한다[10].

$$C_k = E[y_i | i \in S_{out}(k)] \quad (7)$$

식 (6)~(7)의 과정을 특정 횟수 반복한 후에 $S_{out}(k)$ 와 C_k 를 출력하게 된다.

IV. 신호별 성능 평가 및 분석

그림 4에는 1024 개의 64QAM 심볼을 대상으로

본 논문에서 제시한 두 가지 초기 중심점 선택 방법을 이용한 초기 중심점 선택 결과가 도시되어 있다.

반복 횟수 L 은 20회, 신호 대 잡음비(SNR, Signal-to Noise Ratio)는 15dB로 적용하였다. 그림 4를 보면 초기 중심점 선택 방법에 따라 추정된 군집 중심점들이 서로 다른 결과를 보이고 있음을 알 수 있다. SCS는 추정된 군집 중심점을 기반으로 군집을 형성하기 때문에 추정된 군집 중심점 결과는 검파 시스템 성능에 있어 매우 중요한 요소이다. 추정된 군집 중심점들의 값의 정확도를 확인하기 위해서 추정된 군집 중심점의 값과 참조 심볼 값의 MSE를 측정하였다. 참조 심볼 값을 R_m , 이에 대응되는 추정된 군집 중심점을 C_m 이라고 할 때, MSE 식은 아래와 같이 표현될 수 있다.

$$MSE = E[|C_m - R_m|^2] \quad (8)$$

그림 5에는 두 가지 초기 중심점 선택 방법에 대한 신호별 MSE 결과가 도시되어 있다. 그림 5를 통해 위상 변화를 주어 초기 중심점을 선택하는 방법(PIS, Phase-change Initial-Center Scheme)이 초기 중심점을 임의로 선택하는 방법(RIS, Random Initial-Center Scheme)보다 더 뛰어난 군집 중심점 추정 성능을 보이고 있음을 확인할 수 있다.

또한, PIS를 사용한 경우에 대하여 군집 중심점 추정 성능이 수신 심볼의 수에 비례한다는 사실을

확인할 수 있다.

초기 중심점 선택 방법에 따라 추정 성능이 차이는 이유는 그림 4의 군집 중심점 추정 결과를 보면 알 수 있다. RIS의 경우 한 곳의 정상점에 두 개 이상 초기 중심점이 선택될 수 있어 초기 중심점이 서로 밀집하게 된다. 그 결과로 군집 형성이 실패하게 되면서 군집 중심점 추정에 실패하게 된다. 반면에 PIS의 경우, 정상점 한 곳에 2개 이상 초기 중심점이 선택될 수 없기 때문에 더 뛰어난 군집 중심점 추정 성능을 보여준다.

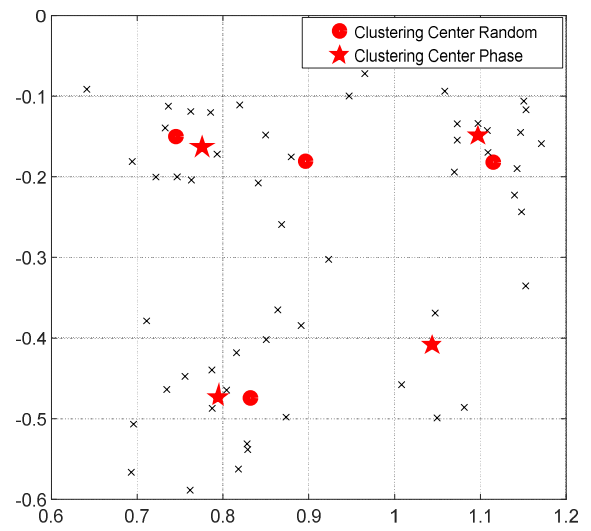


그림 4. 초기 중심점 선택방법에 따른 군집 중심점 추정 결과

Fig. 4. Cluster center point estimation results depending on initial center point selection schemes

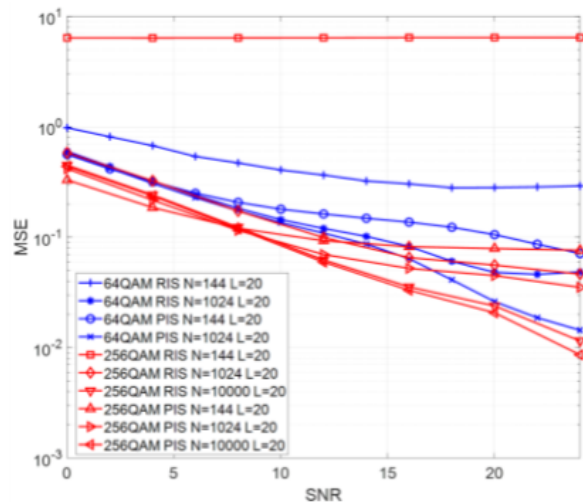
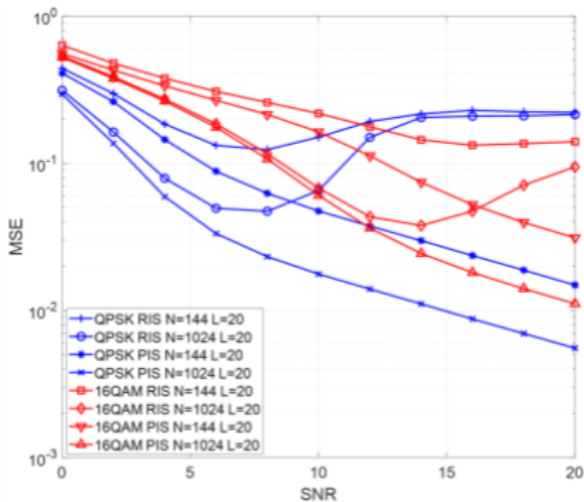


그림 5. 초기 중심점 선택방법에 따른 신호별 군집 중심점 추정의 MSE 성능

Fig. 5. MSE performance of cluster center point estimation depending on initial center point selection schemes

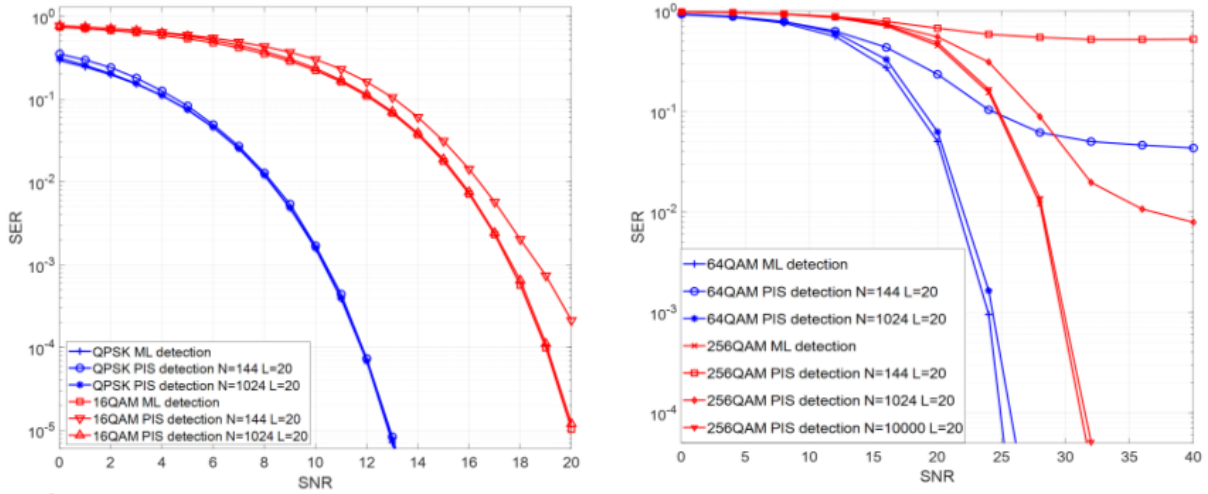


그림 6. ML 기법과 PIS를 적용한 SKC 기법의 SER 결과 비교
 Fig. 6. SER performance comparison between PIS-applied SKC and ML

군집 중심점 추정 성능이 수신 심볼의 수에 비례하는 이유로는 수신 심볼의 수가 증가할수록 식 (7)의 산술 평균 과정에서 잡음에 대한 영향이 감소하기 때문이다.

추정된 군집 중심점을 기반으로 신호가 정상적으로 검파가 되었는지 확인하기 위하여 SER을 통하여 검증하였다. 그림 6에는 변조 방법과 검파 기법별 SER 성능이 도시되어 있다.

그림 6을 통해 고차 변조일수록 수신 심볼 수에 따른 SER 성능 차이가 증가하는 것을 확인할 수 있다. QPSK의 경우 N=144와 N=1024의 SER 차이가 매우 적은 것에 비하여 256QAM의 경우 SER에서 명백한 차이가 있음을 확인할 수 있다. SCS에 의하여 신호가 정상적으로 검파되기 위해서는 수신 심볼들의 정상점들이 고르게 분포하여야 한다. 예를 들어 QPSK의 경우 정상점이 4개이므로 144개의 심볼 수만으로도 4개의 정상점들에 고르게 심볼들이 분포될 수 있지만, 256QAM의 경우에는 정상점이 256개이므로 144개의 심볼 수만으로는 256개의 정상점들에 고르게 분포될 수 없다. 즉 변조 기법이 높아질수록 검파하기 위한 심볼 수는 증가하게 된다. 그림 6을 보면 QPSK 경우에는 144개의 심볼, 16QAM부터 64QAM까지 경우에는 1024개의 심볼 수만으로도 ML과 유사한 검파 성능을 나타내는데 비해 256 QAM의 경우 ML과 유사한 검파 성능을 나타내기 위해 10000개의 심볼 수가 필요하다는 것

을 알 수 있다.

앞선 결과들로부터 QPSK부터 256QAM까지 수신 심볼 수가 변조 기법에 따라 충분히 만족되면 SCS를 통해 ML과 유사하게 검파될 수 있음을 알 수 있다. 군집화를 이용한 검파 기법을 활용하여 파일럿 신호 없는 채널 추정 기법이 QPSK에 대하여만 연구된 바 있는데[11], 본 연구를 통하여 16QAM 이상 고차변조에 대하여도 추가 연구를 진행할 계획이다. 본 논문은 저자의 석사졸업논문을 기반으로 작성되었음을 밝힌다[12].

V. 결 론

본 논문에서는 현재 사용하고 있는 QPSK부터 256QAM까지의 변조 기법에 대하여 비지도 학습의 대표적 분리형 군집화 알고리즘인 K-평균 군집화 기법을 이용한 순차적 군집화에 기반한 검파 기법을 제안했다. 초기 중심점 선택 과정에서 두 가지 초기 중심점 선택 방법을 제시하고 평균 제곱 오차를 통해 두 가지 초기 중심점 선택 방법에 대한 군집 중심점 추정 성능과 ML과의 심볼 오류율을 시뮬레이션을 통해 비교하여 검파 성능을 검증하였다.

시뮬레이션 결과로 PIS가 RIS보다 더 좋은 군집 중심점 추정 성능을 나타내었으며 변조 기법에 따라 충분한 수신 심볼 수가 만족되면 ML과 유사한 검파 성능을 나타내었다. 최근 QPSK를 사용하는

무선통신 시스템에서 군집화 기법을 이용하여 채널 추정을 시도한 것으로 보아 고차 변조 기법을 사용하는 무선통신 시스템의 채널 추정에도 적용할 수 있을 것으로 판단된다.

References

- [1] D. Jeong, "Trend on Artificial Intelligence Technology and Its Related Industry", Korea Institute of Information Technology Magazine, Vol. 15, No. 2, pp. 21-28, Dec. 2017.
- [2] J. Kim, H. Pyo, J. Ha, C. Lee, and J. Kim, "Deep Learning Algorithms and Applications", Communications of the Korean Institute of Information Scientists and Engineers, Vol. 33, No. 8, pp. 25-31, Aug. 2015.
- [3] T. O'Shea and J. Hoydis, "An Introduction to Deep Learning for the Physical Layer", IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, Vol. 3, No. 4, pp. 563-575, Dec. 2017.
- [4] H. Ye, G. Y. Li, and B. H. Juang, "Power of Deep Learning for Channel Estimation and Signal Detection in OFDM Systems", IEEE Wireless Communications Letters, Vol. 7, No. 1, pp. 114-117, Feb. 2018.
- [5] L. Fang and L. Wu, "Deep Learning Detection Method for Signal Demodulation in Short Range Multipath Channel", International Conference on Opto-Electronic Information Processing (ICOIP) 2017, pp. 16-20, Jul. 2017.
- [6] M. Xiao and H. Wang, "Bit Error Rate Performance Evaluation of QPSK Signal Detected by Clustering in Deep Learning", Journal of Korean Institute Of Information Technology, Vol. 15, No. 12, pp. 117-122, Dec. 2017.
- [7] E. Dahlman and S. Parkvall, "4G, LTE-Advanced Pro and The Road to 5G 3rd Ed", Academic Press, 2016.
- [8] B. Sklar, "Digital Communications: Fundamentals and Applications 2nd Ed", PrenticeHall, 2001.
- [9] A. Coates and A. Y. Ng, "Learning Feature Representations with K-Means", Lecture Notes in Computer Science, Vol. 7700, pp. 561-580, 2012.
- [10] J. Xu, J. Han, F. Nie, and X. Li, "Re-Weighted Discriminatively Embedded K-means for Multi-View Clustering", IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 26, No. 6, pp. 3016-3027, Jun. 2017.
- [11] H. Wang, "Performance Evaluation of Pilotless Channel Estimation with Limited Number of Data Symbols in Frequency Selective Channel", International Journal of Contents, Vol. 14, No. 2, pp. 1-6, Jun. 2018.
- [12] K. Jung, "High-Order Modulation Detection and Channel Estimation by Sequential K-Means Clustering", Master Degree Thesis, Sangmyung University, 2019.

저자소개

정 교 원 (Kyowon Jung)



2017년 2월 : 상명대학교
정보통신공학과(공학사)
2017년 3월 ~ 현재 : 상명대학교
전자정보시스템공학과 석사과정
관심분야 : 이동통신, 검파,
K-Means Algorithm

왕 한 호 (Hanho Wang)



2004년 2월 : 연세대학교
전기전자공학과(공학사)
2010년 8월 : 연세대학교
전기전자공학과(공학박사)
2012년 3월 ~ 현재 : 상명대학교
정보통신공학과 조교수
관심분야 : 이동통신, 검파