

논문 2021-58-12-2

K -심볼 차동 연산 전처리를 통한 향상된 디지털 변조 분류

(Enhanced Digital Modulation Classification with a K -Symbol Differential Preprocessing)

안 성 진*, 심 홍 석**, 윤 동 원***

(Seongjin Ahn, Hongsuk Shim, and Dongweon Yoon[©])

요 약

자동 변조 분류는 송신 신호에 대한 사전 정보 없이 수신 신호로부터 변조 방식을 분류하는 기술로 인지 무선, 스펙트럼 감시 및 경찰 등을 위해 상용 및 군용 무선 통신 시스템에서 필수적인 요소로 인식되고 있다. 본 논문에서는 위상 및 주파수 오프셋이 존재하는 채널 환경에서 변조 분류 성능 향상에 사용될 수 있는 추가적인 데이터를 생성하기 위한 K -심볼 차동 연산 신호 전처리 방법과 이를 기반으로 한 변조 분류 알고리즘을 제안하고 성능을 분석한다. 변조 분류를 위한 특징값으로는 큐물런트를 고려하며, 제안한 신호 전처리 방법을 통해 생성된 추가적인 데이터를 이용하여 변조 분류에 사용되는 큐물런트의 수를 확장한다. 디지털 변조 방식으로 주로 사용되고 있는 BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-QAM, 64-QAM을 후보 변조 방식으로 고려하며, 컴퓨터 모의실험을 통해 제안한 알고리즘이 기존 알고리즘보다 우수한 변조 분류 성능을 보임을 검증한다.

Abstract

Automatic modulation classification(AMC) is a technique of identifying a modulation scheme of the received signal without priori knowledge of the transmitted signal. In commercial and military wireless communication systems, AMC is recognized as an essential element for cognitive radio, spectrum surveillance, and reconnaissance. In this paper, we propose an enhanced modulation classification algorithm with a K -symbol differential preprocessing in the presence of phase and frequency offsets, and analyze its performance. We use cumulant as a feature for modulation classification and extend the number of cumulants used for classification by using additional data generated through the proposed preprocessing. We consider BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-QAM, and 64-QAM as candidate modulation schemes, which are mainly used as digital modulation scheme, and verify that the proposed algorithm shows superior performance than the existing one through computer simulations.

Keywords : Automatic modulation classification(AMC), Digital modulation, Differential preprocessing, Cumulant

I. 서 론

자동 변조 분류는 수신 신호로부터 송신 신호의 변조 방식을 사전 정보 없이 분류하는 기술로 인지 무선, 스펙트럼 감시 및 경찰 등 상용 및 군용 무선 통신 시스템

의 다양한 분야에서 필수적인 요소로 인식되고 있다^[1]. 일반적으로 자동 변조 분류의 접근법은 크게 우도 기반 방법, 분포 검정 기반 방법, 특징값 기반 방법 등으로 분류할 수 있으며 이에 대한 다양한 알고리즘들이 연구되고 있다^[2].

우도 기반 방법은 각 후보 변조 방식에 대한 수신 신호의 우도 함수를 계산한 뒤 평균 우도비 검정, 일반화된 우도비 검정, 혼합 우도비 검정 등과 같은 우도비 검정을 통해 변조 분류를 수행한다^[3-5]. 우도 기반 방법은 다른 접근법에 비해 우수한 분류 성능을 보이지만, 정확한 채널 및 오프셋 추정 등을 필요로 하며 우도를 계산하는 과정에서 매우 높은 복잡도를 필요로 하기 때문

*비회원, ***정회원, 한양대학교 융합전자공학과(Department of Electronic Engineering, Hanyang University)

**비회원, 한화시스템(Hanwha Systems)

[©] Corresponding Author(E-mail : dwyoon@hanyang.ac.kr)

※ 이 논문은 2021년도 한화시스템(주)의 재원을 지원받아 수행된 연구임.

Received ; April 12, 2021

Revised ; September 23, 2021

Accepted ; December 2, 2021

에 실제 적용하는 데에는 한계가 있다. 분포 검정 기반 방법은 수신 신호의 경험적 분포와 각 후보 변조 방식에 대한 이론적 분포를 적합도 검정을 기반으로 비교함으로써 변조 분류를 수행한다. 적합도 검정 방법에 따라 콜모고로프 스미르노프(Kolmogorov-Smirnov) 검정, 크래머-미세스(Cramer-von Mises) 검정, 앤더슨-달링(Anderson-Darling) 검정 등의 방법을 기반으로 한 변조 분류 알고리즘들이 제시되었다^[6~8]. 분포 기반 방법은 우도 기반 방법에 비해 낮은 복잡도를 가지지만, 신호의 이론적 분포를 필요로 하기 때문에 우도 기반 방법과 마찬가지로 페이딩이나 오프셋 등 성능 열화 요인에 취약할 뿐만 아니라 정확한 채널 추정이 요구된다. 특징값 기반 방법은 순시 진폭, 위상 및 주파수, 주기정상성, 웨이블릿 변환, 큐플런트 등의 특징값을 수신 신호로부터 추출한 뒤 이를 기반으로 하여 변조 분류를 수행한다^[9~11]. 변조 분류를 수행하기 위한 알고리즘으로는 의사 결정 트리, 유클리드 놈, 신경망 등이 있다^[12~14]. 특징값 기반 방법은 최적의 성능을 보여주진 않지만, 특정 성능 열화 요인에 강인한 특징값을 사용할 수 있을 뿐만 아니라 낮은 계산 복잡도로 인해 실제 적용함에 있어서 다른 두 방법에 비해 실용성이 높다. 한편, 인공지능의 발달과 더불어 최근 기계학습 기반의 변조 분류 방법들도 많이 제시되고 있는데, 이는 특정 환경 조건에서 학습된 데이터를 통하여 우수한 변조 분류 성능을 보이는 것이 확인되었다^[15~17]. 그러나 학습 환경과 실제 환경이 서로 다를 경우 도리어 분류 성능이 급격히 열화될 수 있기 때문에 실제 적용에는 한계점을 갖는다.

최근에는 페이딩, 위상 및 주파수 오프셋 등이 존재하는 채널 환경에서 변조 분류 성능을 개선하기 위해 채널 환경에 강인한 특징값을 찾거나 채널의 영향을 제거하기 위한 신호 전처리 방법에 대한 연구가 진행되고 있다^[11, 18~20]. 특히, 변조 분류 성능 개선을 위해 선행으로 수행되는 신호 전처리의 경우 다양한 변조 분류 알고리즘에 적용 가능하여 범용성이 높고 낮은 계산 복잡도로 인해 실용성이 높다는 장점이 있다. 이러한 신호 전처리 방법 중 변조 분류에 있어 가장 큰 성능 열화 요인 중 하나인 주파수 오프셋을 효과적으로 제거하기 위한 방법으로 수신 신호에 대한 차동 연산을 기반으로 한 방법들이 제안되었다^[19, 20]. 그러나 기존의 전처리 방법은 현재 심볼과 바로 이전 심볼 사이의 차동 연산을 통해 생성된 데이터만을 사용하여 변조 분류를 수행하기 때문에, 주파수 오프셋에는 강인하지만, 실제 적용을

위해서는 많은 샘플수가 필요하고 페이딩 환경에서는 성능이 열화되는 단점이 있다.

본 논문에서는 변조 분류를 수행하는데 있어 추가적인 데이터를 생성하기 위한 K -심볼 차동 연산 전처리 방법과 이를 통한 큐플런트 기반의 향상된 성능의 변조 분류 알고리즘을 제안하고 성능을 분석한다. 전처리 방법은 차동 연산을 기반으로 하며, 현재 심볼과 바로 이전 심볼 사이의 차동 연산뿐만 아니라 현재 심볼과 임의의 지연된 심볼 사이의 차동 연산을 통해 추가적인 데이터를 생성하여 변조 분류에 사용되는 큐플런트의 수를 확장한다. 큐플런트와 계층적 구조의 의사 결정 트리를 통해 변조 분류를 수행하며 컴퓨터 모의실험을 통해 제안한 알고리즘이 기존 알고리즘보다 우수한 변조 분류 성능을 보임을 검증한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 본 논문에서 고려하는 채널 환경과 기존 전처리 방법에 대해 설명하고, 3장에서는 제안하는 전처리 방법과 변조 분류 알고리즘을 제안한다. 4장에서는 컴퓨터 모의실험을 통해 변조 분류 성능을 분석하고 5장은 결론을 맺는다.

II. 시스템 모델

변조 분류를 위한 후보 변조 방식은 선형 디지털 변조 방식을 고려하며 이 중 실제 통신 시스템에서 주로 사용되고 있는 BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-QAM, 64-QAM을 후보 변조 방식으로 고려한다. 채널은 가산성 백색 가우시안 잡음(AWGN, Additive White Gaussian Noise)과 평탄 페이딩 채널을 가정한다. 이 때, 수신 신호는 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$y_n = |h|e^{j(2\pi\Delta f_0 Tn + \theta_h + \theta_0)}x_n + w_n, \quad n = 1, \dots, N \quad (1)$$

여기서 $|h|$ 는 복소 채널의 크기, Δf_0 는 주파수 오프셋, T 는 심볼 주기, θ_h 는 복소 채널의 위상, θ_0 는 위상 오프셋, x_n 은 송신 신호, w_n 은 $N_c(0, \sigma^2)$ 을 따르는 가우시안 잡음, N 은 수신 심볼의 수이다. 송신 신호 x_n 은 BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-QAM, 64-QAM 중 임의의 변조 방식으로부터 생성되며, 평균 전력은 1이라고 가정한다. 이 때, 변조 분류는 수신 신호에 기초하여 송신 신호에 사용된 변조 방식을 식별하는 것을 의미한다.

최근 변조 분류에 대한 연구는 페이딩, 위상 및 주파수 오프셋 등이 존재하는 채널 환경에서 변조 분류 성

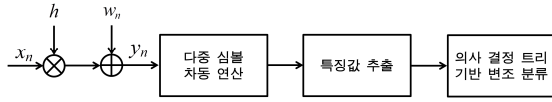


그림 1. 제안하는 변조 분류 시스템 블록도

Fig. 1. Block diagram of the proposed modulation classification system.

능을 개선하기 위한 연구가 진행되고 있다. 특히, 주파수 오프셋을 효과적으로 제거하는 전처리 방법으로 차동 연산을 이용한 방법들이 제안되었으며, 기존 연구에서는 식 (2)와 같이 현재 심볼과 바로 이전 심볼 사이의 차동 연산을 통해 생성된 데이터를 이용하여 변조 분류를 수행하고 있다^[19, 20].

$$\begin{aligned}
 y_{d,n} &= y_{n-1}^* y_n \\
 &= |h|^2 e^{j2\pi\Delta f_0 T} x_{n-1}^* x_n \\
 &\quad + |h| e^{-j(2\pi\Delta f_0 T(n-1) + \theta_h + \theta_0)} x_{n-1}^* w_n \\
 &\quad + |h| e^{j(2\pi\Delta f_0 Tn + \theta_h + \theta_0)} x_n w_{n-1}^* \\
 &\quad + w_{n-1}^* w_n
 \end{aligned} \quad (2)$$

여기서 y_n^* 은 y_n 의 켤레 복소수이다.

본 논문에서는 먼저 기존 연구에서 적용되었던 차동 연산을 확장하여 변조 분류 성능을 개선하기 위한 K -심볼 차동 연산 전처리 방법을 제안한다. 제안한 전처리 방법을 통해 특징값 계산을 위한 추가적인 데이터를 생성하며, 이에 따라 변조 분류에 사용되는 특징값의 수를 확장한다. 이후, 계산된 특징값들을 이용하여 변조 방식을 분류하기 위한 계층적 구조의 의사 결정 트리를 설계하고, 이를 기반으로 한 변조 분류 알고리즘을 제시한다. 그림 1에는 변조 분류를 위한 시스템 블록도를 나타내었다.

III. K-심볼 차동 연산을 통한 큐플런트 기반 변조 분류

제안하는 K -심볼 차동 연산 전처리 방법은 현재 심볼과 바로 이전 심볼 사이의 차동 연산뿐만 아니라 현재 심볼과 임의의 지연된 심볼 사이의 차동 연산을 통해 추가적인 데이터를 생성한다. 이를 위하여 지연 파라미터를 K 라고 하면, 제안하는 전처리 방법에 의해 생성된 신호 $y_{d,k,n}$ 은 식 (3)과 같이 나타낼 수 있다.

$$y_{d,k,n} = y_{n-k}^* y_n, \quad k = 1, \dots, K \quad (3)$$

식 (3)을 전개하여 정리하면 식 (4)와 같이 된다.

$$\begin{aligned}
 y_{d,k,n} &= |h|^2 e^{j2\pi k \Delta f_0 T} x_{n-k}^* x_n \\
 &\quad + |h| e^{-j(2\pi\Delta f_0 T(n-k) + \theta_h + \theta_0)} x_{n-k}^* w_n \\
 &\quad + |h| e^{j(2\pi\Delta f_0 Tn + \theta_h + \theta_0)} x_n w_{n-k}^* \\
 &\quad + w_{n-k}^* w_n
 \end{aligned} \quad (4)$$

식 (4)에서 $K = 1$ 인 경우, 기존 전처리 방법과 동일한 결과, 즉, 식 (2)가 된다. 식 (4)로부터 지연 파라미터 K 에 따라 K 개의 수신 신호 벡터를 생성할 수 있게 되며, 결과적으로 기존 전처리 방법과 비교하여 제안하는 전처리 방법을 통해 K 배의 추가적인 데이터를 생성할 수 있게 된다. 이에 따라 변조 분류에 사용되는 특징값의 수를 확장하여 분류 성능 개선을 기대할 수 있다.

K -심볼 차동 연산 전처리 방법을 이용한 큐플런트 기반의 새로운 변조 분류 알고리즘은 다음과 같다. 본 논문에서는 디지털 선형 변조 방식에 대해 우수한 성능을 보이는 큐플런트를 특징값으로 사용하며, 그 중 식 (5) 및 (6)과 같이 정의되는 4차 큐플런트를 이용하여 변조 분류를 수행한다.

$$\begin{aligned}
 |C_{40,z}| &= |cum(z_n, z_n, z_n, z_n)| \\
 &= |M_{40,z} - 3M_{20,z}^2|
 \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned}
 C_{42,z} &= cum(z_n, z_n, z_n^*, z_n^*) \\
 &= M_{42,z} - |M_{20,z}|^2 - 2M_{21,z}^2
 \end{aligned} \quad (6)$$

여기서 z_n 은 정상 랜덤 신호, $cum(\cdot)$ 은 큐플런트 연산자, $M_{pq,z}$ 는 식 (7)과 같이 정의되는 p 차 모멘트이며, $C_{40,z}$ 는 복소수 값이므로 절댓값을 취하여 사용한다.

$$M_{pq,z} = E[z_n^{p-q} (z_n^*)^q] \quad (7)$$

변조 분류를 수행하기 위해서 먼저 제안한 전처리 방법을 통해 생성된 데이터 $y_{d,k,n}$ 에 대한 큐플런트 $|C_{40,y_{d,k,n}}|$ 및 $C_{42,y_{d,k,n}}$ 을 계산한다. 이를 식으로 나타내면 식 (8) 및 (9)와 같다.

$$|C_{40,y_{d,k,n}}| = |cum(y_{d,k,n}, y_{d,k,n}, y_{d,k,n}, y_{d,k,n})| \quad (8)$$

$$C_{42,y_{d,k,n}} = cum(y_{d,k,n}, y_{d,k,n}, y_{d,k,n}^*, y_{d,k,n}^*) \quad (9)$$

이 때, $K = 1$ 인 경우, 기존 전처리 방법과 동일하게 각각의 큐플런트에 대해 1개씩의 값이 생성되며 K 에 따라서 변조 분류에 사용되는 큐플런트의 수를 K 배 만큼 확장할 수 있다.

식 (5) 및 (6)에서 수신 신호의 샘플 수 $N \rightarrow \infty$ 라고 가정하고, 신호 대 잡음비(SNR, Signal-to-Noise Ratio) $SNR = \alpha$ dB에서 각 후보 변조 방식에 대한 4

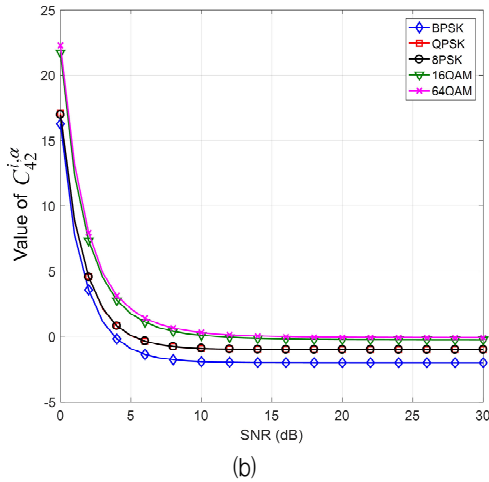
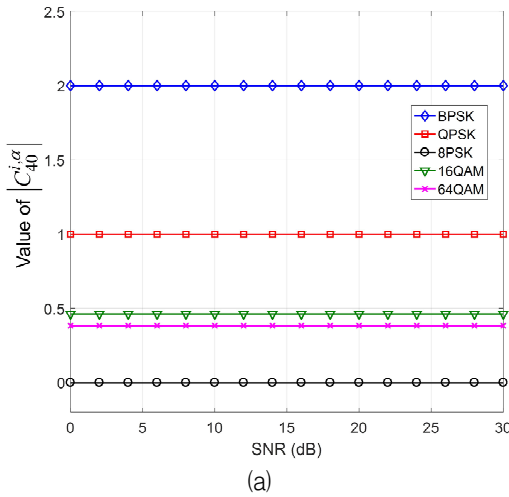


그림 2. 후보 변조 방식별 SNR에 따른 (a) $|C_{40}^{i,\alpha}|$ 및 (b) $C_{42}^{i,\alpha}$ 의 값

Fig. 2. Values of (a) $|C_{40}^{i,\alpha}|$ and (b) $C_{42}^{i,\alpha}$ for the candidate modulation schemes versus SNR.

차 큐물런트를 $|C_{40}^{i,\alpha}|$ 및 $C_{42}^{i,\alpha}$ 라고 정의할 때, 그림 2에는 고려하고 있는 후보 변조 방식에 대한 $|C_{40}^{i,\alpha}|$ 및 $C_{42}^{i,\alpha}$ 의 값을 SNR에 따라 나타내었다. 여기서 $i = 1, \dots, M$ 이며 M 은 후보 변조 방식의 개수이다. 본 논문의 경우 $M = 5$ 이며 $i = 1, 2, 3, 4, 5$ 는 각각 BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-QAM, 64-QAM의 변조 방식에 해당한다.

변조 분류를 수행하기 위해서는 앞서 계산된 큐물런트 값을 기반으로 하여 의사 결정 트리 구조를 설계하여야 하는데 본 논문에서는 다음과 같이 구조를 설계한다. 첫 번째 단계에서는 $C_{42,y_{d,k,n}}$ 을 이용하여 PSK와 QAM 변조 방식을 구분하며, $C_{42,y_{d,k,n}} < (C_{42}^{2,\alpha} + C_{42}^{4,\alpha})/2$ 면 PSK로, $(C_{42}^{2,\alpha} + C_{42}^{4,\alpha})/2 \leq C_{42,y_{d,k,n}}$ 면 QAM 변조 방식

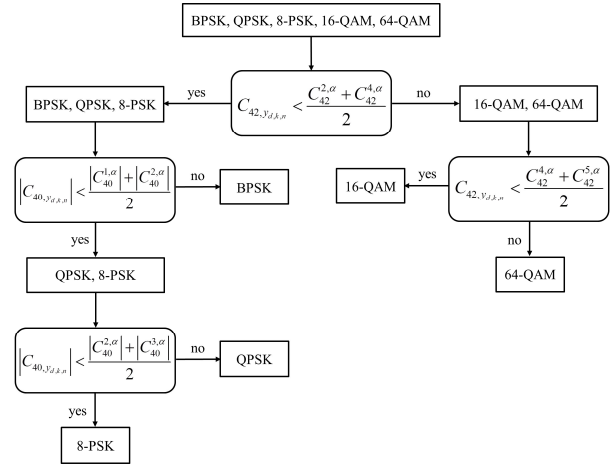


그림 3. 큐물런트 기반 의사 결정 트리 구조

Fig. 3. Decision tree structure based on Cumulants.

으로 분류한다. 두 번째 단계에서는 분류된 PSK 또는 QAM 변조 방식 내에서 변조 차수를 분류한다. 이 때, 첫 번째 단계에서 PSK 변조 방식으로 분류되었을 경우 $|C_{40,y_{d,k,n}}|$ 을 이용하여 변조 차수를 분류하며 $(|C_{40}^{1,\alpha}| + |C_{40}^{2,\alpha}|)/2 \leq |C_{40,y_{d,k,n}}|$ 면 BPSK, $(|C_{40}^{2,\alpha}| + |C_{40}^{3,\alpha}|)/2 \leq |C_{40,y_{d,k,n}}| < (|C_{40}^{1,\alpha}| + |C_{40}^{2,\alpha}|)/2$ 면 QPSK, $|C_{40,y_{d,k,n}}| < (|C_{40}^{2,\alpha}| + |C_{40}^{3,\alpha}|)/2$ 면 8-PSK로 분류한다. 반대로 첫 번째 단계에서 QAM 변조 방식으로 분류되었을 경우 $C_{42,y_{d,k,n}}$ 을 이용하여 변조 차수를 분류하며 $C_{42,y_{d,k,n}} < (C_{42}^{4,\alpha} + C_{42}^{5,\alpha})/2$ 이면 16-QAM, $(C_{42}^{4,\alpha} + C_{42}^{5,\alpha})/2 \leq C_{42,y_{d,k,n}}$ 이면 64-QAM으로 분류한다. 이와 같은 변조 분류 과정을 정리하여 그림 3에 나타내었다. 이 때, 식 (8) 및 (9)와 같이 $|C_{40,y_{d,k,n}}|$ 과 $C_{42,y_{d,k,n}}$ 이 각각 K 개씩 생성되므로, 생성된 큐물런트들에 대하여 위의 분류 과정을 각각 K 번씩 반복하여 가장 많은 결과를 갖는 변조 방식을 선택함으로써 변조 분류가 수행된다.

IV. 모의실험 및 성능 분석

본 장에서는 컴퓨터 모의실험을 통해 변조 분류 확률 (Probability of classification) P_c 관점에서 기존 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 변조 분류 성능을 비교하고 분석한다. 채널은 AWGN과 레일리(Rayleigh) 평탄 페이딩 환경을 가정하며, 후보 변조 방식으로는 앞에서 언급한대로 BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-QAM, 64-QAM을 고려한다.

그림 4에는 AWGN 채널에서 $N = 2000$ 이고 $K = 3$,

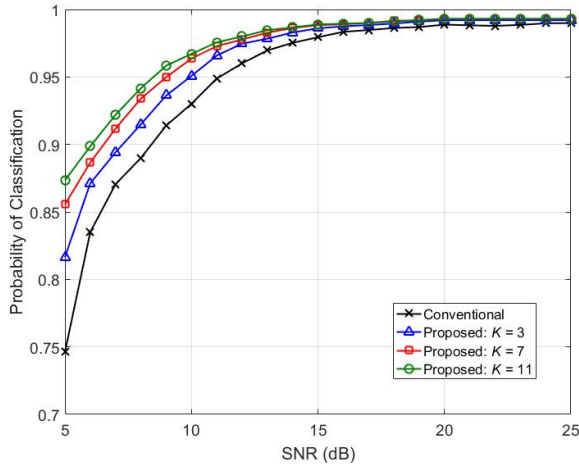


그림 4. AWGN 채널에서 SNR에 따른 변조 분류 확률
Fig. 4. Probability of modulation classification versus SNR in an AWGN channel.

7, 11일 때, 기존 알고리즘과 제안하는 알고리즘에 대하여 SNR에 따른 변조 분류 확률을 나타내었다. 그림 4에서 알 수 있듯이, 제안하는 알고리즘의 경우 K 가 증가함에 따라 변조 분류 성능이 향상되며, $P_c = 0.9$ 를 기준으로 $K = 3, 7, 11$ 일 때 제안하는 알고리즘이 기존 알고리즘보다 각각 약 1.1 dB, 1.9 dB, 2.3 dB 향상된 성능을 제공하는 것을 확인할 수 있다.

그림 5에는 레일리 평탄 페이딩 채널에서 $N = 2000$ 이고 $K = 3, 7, 11$ 일 때, 기존 알고리즘과 제안하는 알고리즘에 대하여 SNR에 따른 변조 분류 확률을 나타내었다. 그림 5에서 볼 수 있듯이, AWGN 채널과 마찬가지로 레일리 평탄 페이딩 채널에서도 K 가 증가함에 따라 제안하는 알고리즘의 변조 분류 성능이 향상된다. 또한, $P_c = 0.9$ 를 기준으로 $K = 3, 7, 11$ 일 때 제안하는 알고리즘이 기존 알고리즘보다 각각 약 0.8 dB, 1.3 dB, 1.6 dB 향상된 성능을 제공하는 것을 확인할 수 있다. 그림 4 및 그림 5의 결과로부터 K 가 증가함에 따라 변조 분류에 사용되는 특징값의 수 역시 증가하게 되고, 이에 따라 의사 결정 트리에서 보다 정확한 결정을 할 수 있게 되므로 변조 분류 성능이 향상되는 것을 확인할 수 있다.

그림 6에는 $N = 2000$, $K = 11$, 위상 오프셋 $\theta_0 = 10^\circ, 20^\circ, 30^\circ$ 일 때 AWGN 채널과 레일리 평탄 페이딩 채널에서 기존 알고리즘과 제안하는 알고리즘에 대하여 정규화된 주파수 오프셋($\Delta f_0 T$)에 따른 변조 분류 확률을 나타내었다. 그림 6으로부터 차동 연산을 기반으로 하는 두 알고리즘 모두 위상 및 주파수 오프셋에 영향을 받지 않는 것을 확인할 수 있으며, 제안하는 알고

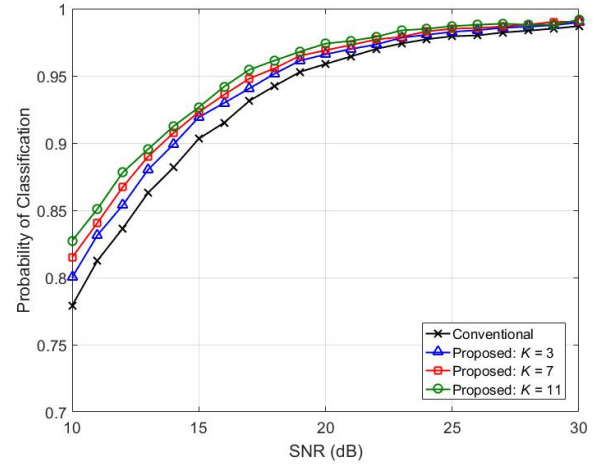


그림 5. 레일리 평탄 페이딩 채널에서 SNR에 따른 변조 분류 확률

Fig. 5. Probability of modulation classification versus SNR in Rayleigh flat fading channel.

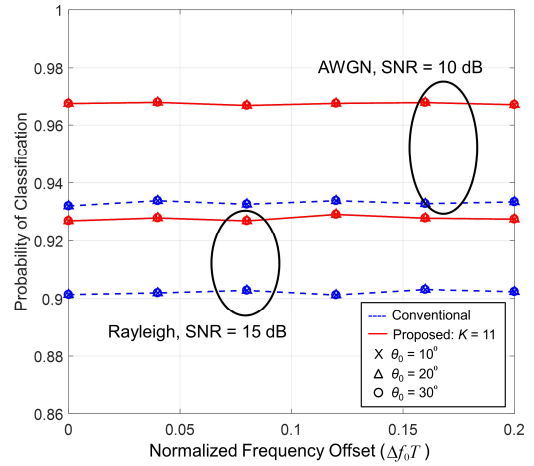


그림 6. AWGN 및 레일리 평탄 페이딩 채널에서 $N = 2000$, $K = 11$, $\theta_0 = 10^\circ, 20^\circ, 30^\circ$ 일 때 $\Delta f_0 T$ 에 따른 변조 분류 확률

Fig. 6. Probability of modulation classification versus $\Delta f_0 T$ in AWGN and Rayleigh flat fading channels when $N = 2000$, $K = 11$, and $\theta_0 = 10^\circ, 20^\circ, 30^\circ$.

리즘이 기존 알고리즘보다 AWGN 채널에서는 SNR = 10 dB를 기준으로 약 3.6%, 레일리 평탄 페이딩 채널에서는 SNR = 15 dB를 기준으로 약 2.8% 변조 분류 성능이 향상되는 것을 알 수 있다.

그림 7에는 AWGN 채널과 레일리 평탄 페이딩 채널에서 $K = 11$ 일 때, 기존 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 심볼 수에 따른 변조 분류 확률을 나타내었다. 그림 7로부터 두 알고리즘 모두 심볼 수가 증가할수록 변조 분류 성능이 향상되는 것을 확인할 수 있으며, $P_c = 0.9$ 의 확률을 얻기 위해 요구되는 심볼 수가 제안하는 알

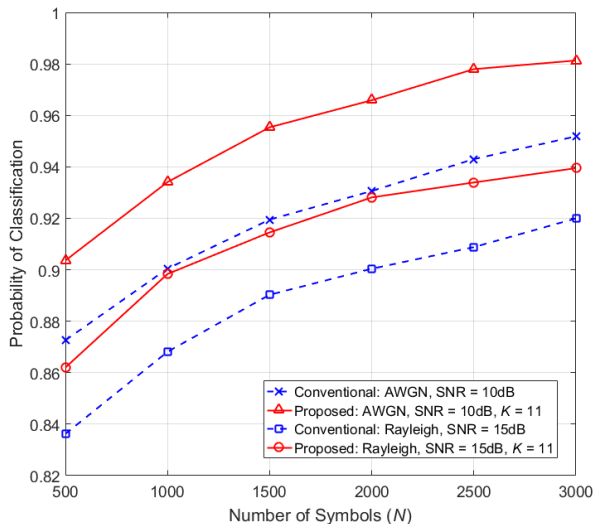


그림 7. AWGN 및 레일리 평탄 페이딩 채널에서 $K = 11$ 일 때 심볼 수에 따른 변조 분류 확률

Fig. 7. Probability of modulation classification versus the number of symbols in AWGN and Rayleigh flat fading channels when $K = 11$.

고리즘이 기존 알고리즘 보다 AWGN 채널에서는 SNR = 10 dB를 기준으로 약 500 심볼, 레일리 평탄 페이딩 채널에서는 SNR = 15 dB를 기준으로 약 1,000 심볼 적은 것을 확인할 수 있다.

V. 결 론

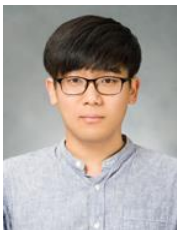
자동 변조 분류는 인지 무선, 스펙트럼 감시 및 정찰 등을 위한 상용 및 군용 무선 통신 시스템에서 필수적인 요소이며 차세대 분산형 스마트 통신 시스템을 위한 기반 기술 중 하나이다. 본 논문에서는 변조 분류 성능 향상을 위해 변조 분류에 사용되는 추가적인 데이터를 생성하기 위한 K -심볼 차동 연산 전처리 방법과 이를 통한 큐물런트 기반의 향상된 성능의 변조 분류 알고리즘을 제안하고 성능을 분석하였다. 현재 심볼과 임의의 지연된 심볼 사이의 차동 연산을 통해 추가적인 데이터를 생성하는 전처리 방법을 통해 변조 분류에 사용되는 큐물런트 특징값의 수를 확장하였으며, 이를 기반으로 하여 변조 방식을 분류하는 계층적 의사 결정 트리를 설계하여 변조 분류를 수행하였다. 제안한 알고리즘의 성능 검증을 위하여 컴퓨터 모의실험을 통해 제안한 알고리즘이 위상 및 주파수 오프셋에 영향을 받지 않으며, AWGN 채널과 레일리 평탄 페이딩 채널 모두에서 기존 알고리즘보다 우수한 변조 분류 성능을 보이는 것을 확인하였다.

REFERENCES

- [1] Z. Zhu and A. K. Nandi, Automatic Modulation Classification: Principles, Algorithms and Applications, Wiley, 2015.
- [2] O. A. Dobre, A. Abdi, Y. Bar-Ness, and W. Su, "Survey of automatic modulation classification techniques: classical approaches and new trends," IET Commun., vol. 1, no. 2, pp. 137-156, Apr. 2007.
- [3] W. Wei and J. M. Mendel, "Maximum-likelihood classification for digital amplitude-phase modulations," IEEE Trans. Commun., vol. 48, no. 2, pp. 189-193, Feb. 2000.
- [4] N. E. Lay and A. Polydoros, "Per-survivor processing for channel acquisition, data detection and modulation classification," in Proc. of Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, pp. 1169-1173, California, USA, Nov. 1994.
- [5] V. G. Chavali and C. R. C. M. da Silva, "Maximum-likelihood classification of digital amplitude-phase modulated signals in flat fading non-Gaussian channels," IEEE Trans. Commun., vol. 59, no. 8, pp. 2051-2056, Aug. 2011.
- [6] F. Wang and X. Wang, "Fast and robust modulation classification via Kolmogorov-Smirnov test," IEEE Trans. Commun., vol. 58, no. 8, pp. 2324-2332, Aug. 2010.
- [7] C. Honda, I. Oka, and S. Ata, "Signal detection and modulation classification using a goodness of fit test," in Proc. of International Symposium on Information Theory and its Applications, pp. 180-183, Hawaii, USA, Oct. 2012.
- [8] S. Ahn, J. Lee, D. Yoon, and J. W. Choi, "Enhanced modulation classification algorithm based on Kolmogorov-Smirnov test," in Proc. of International Conference on Information and Communication Technology Convergence, pp. 232-234, Jeju, Korea, Oct. 2017.
- [9] A. Hazza, M. Shoaib, S. A. Alshebeili, and A. Fahad, "An overview of feature-based methods for digital modulation classification," in Proc. of International Conference on Communications, Signal Processing, and their Applications, pp. 1-6, Sharjah, UAE, Feb. 2013.
- [10] L. Hong and K. C. Ho, "Identification of digital modulation types using the wavelet transform," in Proc. of IEEE Military Communications, pp. 427-431, New Jersey, USA, Nov. 1999.
- [11] A. Swami and B. M. Sadler, "Hierarchical digital modulation classification using cumulants," IEEE

- Trans. Commun., vol. 48, no. 3, pp. 416-429, Mar. 2000.
- [12] O. A. Dobre, Y. Bar-Ness, and W. Su, "Robust QAM modulation classification algorithm based on cyclic cumulants," in Proc. of IEEE Wireless Communications and Networking Conference, pp. 745-748, Georgia, USA, Mar. 2004.
- [13] S. Majhi, R. Gupta, W. Xiang, and S. Glisic, "Hierarchical hypothesis and feature-based blind modulation classification for linearly modulated signals," IEEE Trans. Veh. Technol., vol. 66, no. 12, pp. 11057-11069, Jul. 2017.
- [14] F. Meng, P. Chen, L. Wu, and X. Wang, "Automatic modulation classification: A deep learning enabled approach," IEEE Trans. Veh. Technol., vol. 67, no. 11, pp. 10760-10772, Nov. 2018.
- [15] J. J. Popoola and R. van Olst, "Effect of training algorithms on performance of a developed automatic modulation classification using artificial neural network," in Proc. of AFRICON, pp. 1-6, Pointe aux Piments, Mauritius, Sep. 2013.
- [16] J. H. Lee, J. Kim, B. Kim, D. Yoon, and J. W. Choi, "Robust automatic modulation classification technique for fading channels via deep neural network," Entropy, vol. 19, no. 9, p. 454, Aug. 2017.
- [17] S. Huang, Y. Jiang, X. Qin, Y. Gao, Z. Feng, and P. Zhang, "Automatic modulation classification of overlapped sources using multi-gene genetic programming with structural risk minimization principle," IEEE Access, vol. 6, pp. 48827-48839, Aug. 2018.
- [18] Z. Zhang, Z. Hua, and Y. Liu, "Modulation classification in multipath fading channels using sixth-order cumulants and stacked convolutional auto-encoders," IET Commun., vol. 11, no. 6, pp. 910-915, Apr. 2017.
- [19] M. R. Mirarab and M. A. Sobhani, "Robust modulation classification for PSK/QAM/ASK using higher-order cumulants," in Proc. of International Conference on Information, Communications and Signal Processing, pp. 1-4, Singapore, Singapore, Dec. 2007.
- [20] V. Chaithanya and V. U. Reddy, "Blind modulation classification in the presence of carrier frequency offset," in Proc. IEEE International Conference on Signal Processing and Communications (SPCOM), Jul. 2010.

저 자 소 개



안 성 진(비회원)
2016년 한양대학교 융합전자공학부
학사 졸업.
2021년 한양대학교 융합전자공학과
박사 졸업.

<주관심분야: 무선 및 이동 통신 시스템, 신호정보>



윤 동 원(정회원)
1989년 한양대학교 전자통신공학과
학사 졸업.
1992년 한양대학교 전자통신공학과
석사 졸업.
1995년 한양대학교 전자통신전과
공학과 박사 졸업.

2021년~현재 한양대학교 융합전자공학부 교수.
<주관심분야: 무선통신, 위성 및 우주통신, 신호
추정>



심 홍 석(비회원)
2005년 충북대학교 컴퓨터공학과
학사 졸업.
2008년 충남대학교 컴퓨터공학과
석사 졸업.
2007년~현재 한화시스템 전자전
분야 연구개발.

<주관심분야: 통신, 비통신 전자전 신호처리 및
신호분석, 수동형레이다>