



Kolmogorov-Smirnov 검정 기반 개선된 변조 분류 알고리즘

안성진*¹, 이재윤*², 최준원** , 윤동원***

Improved Modulation Classification Algorithm Based on Kolmogorov-Smirnov Test

Seongjin Ahn*¹, Jaeyoon Lee*², Junwon Choi** , and Dongweon Yoon***

이 연구는 방위사업청 및 국방과학연구소의 재원에 의해 설립된 신호정보 특화연구센터 사업의 지원을 받아 수행되었음.

요약

본 논문에서는 BPSK, QPSK(4QAM), 8PSK, 16QAM, 64QAM의 디지털 기저대역 변조 방식을 자동으로 분류하기 위한 Kolmogorov-Smirnov (K-S) 검정 기반의 개선된 자동 변조 분류 알고리즘을 제안한다. 수신된 신호로부터 추출한 실수 및 허수 성분 각각을 서로 다른 두 개의 결정 통계치로 설정하여 새로운 구조의 K-S 분류기를 설계하며, 결정 통계치의 경험적 누적 분포 함수와 각 후보 변조 방식의 이론적 누적 분포 함수 간 평균 제곱 오차를 새로운 K-S 통계치로 설정하여 변조 분류를 수행한다. 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 변조 분류 확률 관점에서 제안된 알고리즘과 기존 K-S 검정 기반 알고리즘을 비교 및 분석하고, 이를 통해 제안된 알고리즘의 유효성을 검증한다.

Abstract

In this paper, we propose an automatic modulation classification algorithm which improves classification performance, based on the Kolmogorov-Smirnov (K-S) test to classify various digital modulation schemes such as BPSK, QPSK, 8PSK, 16QAM and 64QAM. The proposed K-S classifier employs the real and imaginary components extracted from received signal as two different decision statistics, and the mean square error between the empirical cumulative distribution function and the theoretical cumulative distribution function of the decision statistics is employed as a new K-S statistic. Through Monte Carlo simulations, we show that proposed algorithm outperforms conventional ones in terms of the classification performance.

Keywords

automatic modulation classification, Kolmogorov-Smirnov test, mean square error, flat fading

* 한양대학교 전자컴퓨터통신공학과

- ORCID¹: <http://orcid.org/0000-0001-6647-5752>

- ORCID²: <http://orcid.org/0000-0002-0618-4926>

** 한양대학교 전기공학과 교수

- ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-3733-0148>

*** 한양대학교 융합전자공학부 교수(교신저자)

- ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-9631-3500>

• Received: Aug. 29, 2017, Revised: Oct. 24, 2017, Accepted: Oct. 27, 2017

• Corresponding Author: Dongweon Yoon

Dept. of Electronic Engineering, Hanyang University

222 Wangsimni-ro, Seongdong-gu, Seoul 04763, Korea

Tel.: +82-2-2220-0362, Email: dwyoon@hanyang.ac.kr

I. 서 론

자동 변조 분류(AMC, Automatic Modulation Classification)는 군사, 민간, 정보 및 보안 분야 등 다양한 분야에서 수신된 신호 샘플을 이용하여 송신된 신호의 변조 방식을 결정하는데 사용된다. 일반적으로, 자동 변조 분류 방법은 우도 기반(Likelihood-based) 방법과 특징 기반(Feature-based) 방법 두 가지로 구분된다[1]-[2]. 우도 기반 방법은 수신 신호 우도 함수의 우도 비율을 특정 임계값과 비교하여 변조 분류를 수행한다[3]. 이는 부가 백색 가우시안 잡음(AWGN, Additive White Gaussian Noise) 채널에서 최적의 성능을 제공하나, 페이딩, 반송파 위상 및 주파수 오프셋, 그리고 SNR 불일치 등 성능 열화 요인에 취약하며 높은 계산 복잡도를 요구한다. 또한, 특징 기반 방법은 큐물런트(Cumulant), 주기 정상성(Cyclostationarity), 순시 진폭, 위상 및 주파수, 스펙트로그램(Spectrogram) 등 수신 신호로부터 계산된 다양한 특징들을 기반으로 의사결정 트리(Decision Tree), 신경망(Neural Network) [4] 등의 방식을 이용하여 변조 분류를 수행한다 [5]-[6]. 이러한 특징 기반 방법은 최적의 성능을 제공하지는 못하지만, 우도 기반 방법과 비교하여 계산 복잡도가 낮고 위 성능 열화 요인에 강인한 특성을 갖는다. 그러나 우도 기반 방법과 특징 기반 방법은 공통적으로 적은 샘플수를 대상으로 수행하였을 경우 그 분류 성능이 좋지 않다는 문제점을 갖는다.

최근 위 문제점을 해결하기 위해 수신 신호로부터 추출한 결정 통계치의 경험적 누적 분포(Empirical Cumulative Distribution)를 이용한 Kolmogorov-Smirnov (K-S) 검정 기반 변조 분류 알고리즘이 제안되었다[7]. K-S 검정 기반 변조 분류에서는 신호의 크기, 위상, 직교 성분 등이 사용되며 일반적으로 PSK 신호와 QAM 신호를 동시에 분류하기 위해서는 직교 성분이 사용된다. 일반적으로 K-S 검정 기반 변조 분류에서는 직교 성분 기반 2-D(Two-dimensional) 분류기가 사용되나, 2-D 분류기는 좋은 성능을 얻기 위해 보다 많은 샘플수를 요구한다[8].

본 논문에서는, BPSK, QPSK(4QAM), 8PSK, 16QAM, 64QAM의 디지털 기저대역 변조 방식에 대해 1-D K-S 분류기를 사용하여 적은 샘플수에서 개선된 성능을 갖는 변조 분류 알고리즘을 제시한다. 이를 위해, 수신 신호로부터 추출한 실수 및 허수 성분 각각을 서로 다른 두 개의 결정 통계치로 사용하며, 결정 통계치의 경험적 누적 분포와 각 후보 변조 방식 하에서 이론적(Theoretical) 누적 분포 간의 평균 제곱 오차(MSE, Mean Square Error)를 새로운 K-S 통계치로 설정하여 변조 분류를 수행한다. 또한, 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 변조 분류 확률 관점에서 제안된 알고리즘과 기존 K-S 검정 기반 알고리즘을 비교 및 분석하고, 이를 통해 제안된 알고리즘의 유효성을 검증한다.

II. 본 론

2.1 신호 모델

부가 백색 가우시안 잡음 채널에서의 이산 신호 모델은 식 (1)과 같이 표현할 수 있다.

$$y_n = x_n + w_n, \quad n = 1, \dots, N \quad (1)$$

여기서 y_n , x_n , w_n 은 각각 수신 신호, 송신 신호, 잡음을 나타내고, N 은 샘플 수를 나타낸다. 잡음은 독립 항등 분포(i.i.d., independent identically distributed)와 복소 가우시안 분포 $N_c(0, \sigma^2)$ 를 따른다고 가정한다. 즉, 잡음의 실수 및 허수 성분 각각은 서로 동일한 가우시안 분포 $N(0, \sigma^2/2)$ 를 가진다. 송신된 심볼 $\{x_1, \dots, x_N\}$ 은 후보 변조 방식들의 성상도 $\{M_1, \dots, M_K\}$ 에 속하는 임의의 성상도 M_k 로부터 각 신호점이 동일한 확률로 추출되며, 평균 전력은 1이라고 가정한다. 이 때, K 는 후보 변조 방식의 수이며, 변조 분류는 수신된 심볼 $\{y_1, \dots, y_N\}$ 에 기초하여 송신된 심볼이 속한 성상도 M_k 를 식별함으로써 수행될 수 있다.

2.2 기존 K-S 검정 기반 변조 분류

K-S 검정은 표본에서 추출한 데이터의 분포와

특정 분포 함수간의 적합도를 검정하는 방법이다. K-S 검정을 기반으로 하는 변조 분류를 위해서는 먼저, 수신된 신호로부터 추출된 특정 결정 통계치 z_n 의 경험적 누적 분포 함수 \hat{F}_1 및 각 후보 변조 방식 하에서 결정 통계치 z_n 의 이론적 누적 분포 함수 F_0^k 를 계산한다. 이 때, \hat{F}_1 는 다음과 같으며, $\mathbb{I}(\cdot)$ 는 특정 값이 집합에 속한다면 1, 속하지 않는다면 0의 값을 가지는 지시 함수(Indicator function)이다[7].

$$\hat{F}_1(z) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbb{I}(z_n \leq z) \quad (2)$$

계산한 두 누적 분포 함수 간의 최대 거리를 K-S 통계치 \hat{D}_k 로 사용하며, \hat{D}_k 는 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$\hat{D}_k = \max_{1 \leq n \leq N} |\hat{F}_1(z_n) - F_0^k(z_n)|, \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (3)$$

만약 추정된 변조 방식의 성상도와 송신된 심볼이 속한 실제 성상도가 일치하고, 심볼 수가 충분히 크다고 가정하면 \hat{F}_1 은 F_0^k 로 수렴하며 이 때, \hat{D}_k 는 0으로 수렴한다. 따라서 변조 분류는 경험적 누적 분포 함수와 이론적 누적 분포 함수 간의 최대 거리가 최소가 되는 변조 방식을 선택함으로써 수행된다. 즉, 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{k} = \arg \min_{k \in \{1, \dots, K\}} \hat{D}_k \quad (4)$$

일반적으로 QAM 변조 방식 분류를 위해서는 신호의 크기 또는 직교 성분을 결정 통계치로 사용한다. 먼저, 크기 기반 K-S 분류기의 경우 결정 통계치는 다음과 같다.

$$z_n = |y_n| = \sqrt{(\text{Re}\{y_n\})^2 + (\text{Im}\{y_n\})^2}, \quad n = 1, \dots, N \quad (5)$$

$w_n \sim N_c(0, \sigma^2)$ 이므로, 임의의 신호점 x 에서

$z = |x + w|$ 의 누적 분포 함수는 다음과 같다.

$$F(z) = 1 - Q_1\left(\frac{\sqrt{2}|x|}{\sigma}, \frac{\sqrt{2}z}{\sigma}\right), \quad z \in R^+ \quad (6)$$

여기서 $Q_1(a, b)$ 는 Marcum-Q 함수이다. 모든 신호 점들은 임의의 성상도 M_k 로부터 동일한 확률로 추출된다고 가정하였으므로, $z_n = |y_n|$ 의 누적 분포 함수는 다음과 같다.

$$F_0^k(z) = 1 - \frac{1}{|M_k|} \sum_{x \in M_k} Q_1\left(\frac{\sqrt{2}|x|}{\sigma}, \frac{\sqrt{2}z}{\sigma}\right), \quad z \in R^+, \quad k = 1, \dots, K \quad (7)$$

또한, QAM 신호의 실수 및 허수 성분은 서로 독립이며 같은 분포를 가지기 때문에, 아래와 같은 직교 성분을 결정 통계치로 사용할 수 있다.

$$z_{2n-1} = \text{Re}\{y_n\}, \quad z_{2n} = \text{Im}\{y_n\}, \quad n = 1, \dots, N \quad (8)$$

이 때, 잡음의 실수 성분 및 허수 성분은 동일한 가우시안 분포 $N(0, \sigma^2/2)$ 을 가지므로, 임의의 성상도 M_k 하에서 직교 성분의 누적 분포 함수는 다음과 같이 Gaussian-Q 함수 Q_0 를 이용하여 나타낼 수 있다.

$$F_0^k(z) = 1 - \frac{1}{\sqrt{|M_k|}} \sum_{x \in \text{Re}\{M_k\}} Q_0\left(\frac{\sqrt{2}(z-x)}{\sigma}\right), \quad z \in R, \quad k = 1, \dots, K \quad (9)$$

PSK 신호의 경우, 정보가 신호의 위상에 담겨있기 때문에 일반적으로 PSK 변조 방식 분류를 위해서는 아래와 같은 위상을 결정 통계치로 사용한다 [7].

$$z_n = \angle(y_n) = \tan^{-1}\left(\frac{\text{Im}\{y_n\}}{\text{Re}\{y_n\}}\right), \quad n = 1, \dots, N \quad (10)$$

위상 θ 가 전송되었을 때, 수신 신호의 위상 $\phi = \angle(e^{j\theta} + w)$ 의 확률 밀도 함수는 다음과 같이 계산할 수 있으며[9],

$$f(\phi | \theta) = \frac{1}{\pi\sigma^2} \int_0^\infty \lambda \exp\left(-\frac{[\lambda^2 + 1 - 2\lambda\cos(\phi - \theta)]}{\sigma^2}\right) d\lambda \quad (11)$$

임의의 성상도 M_k 하에서 $z_n = \angle(y_n)$ 의 누적 분포 함수는 다음과 같다.

$$F_0^k(z) = \frac{1}{|M_k|} \sum_{m=1}^{|M_k|} \int_0^{2\pi} f\left(\phi | \theta_m = \frac{2\pi}{|M_k|}(m-1)\right) d\phi \quad (12)$$

$$z \in [0, 2\pi)$$

2.3 제안한 K-S 검정 기반 변조 분류 알고리즘

기존 K-S 검정 기반 변조 분류 알고리즘은 신호의 크기, 직교 성분, 위상 등의 특징 인자를 결정 통계치로 사용하며, 수신 신호로부터 추출된 결정 통계치의 경험적 누적 분포 함수 \hat{F}_1 과 각 후보 변조 방식 하에서 결정 통계치의 이론적 누적 분포 함수 F_0^k 간의 최대거리를 K-S 통계치로 설정하여 변조 분류를 수행한다. 또한, 직교 성분을 기반으로 하여 PSK 변조 방식을 분류하기 위해서는 동일한 성능을 내기 위해 더 많은 샘플수를 필요로 하는 2D K-S 분류기를 사용해야 한다. 본 절에서는 수신 신호의 실수 및 허수 성분 각각을 서로 다른 결정 통계치로 설정하고 두 누적 분포 함수 \hat{F}_1 과 F_0^k 간의 평균 제곱 오차를 새로운 K-S 통계치로 설정하여, PSK 신호와 QAM 신호를 동시에 분류할 수 있는 새로운 구조의 1D K-S 분류기를 설계한다.

먼저, 수신 신호 y_n 으로부터 실수 및 허수 성분을 추출한다. 이 때, N 개의 수신 신호 샘플로부터 다음과 같이 각각 N 개의 샘플을 가지는 두 가지의 결정 통계치 $z_{n,I}$ 와 $z_{n,Q}$ 를 형성할 수 있다.

$$z_{n,I} = \text{Re}\{y_n\}, \quad z_{n,Q} = \text{Im}\{y_n\}, \quad n = 1, \dots, N \quad (13)$$

복산이 σ^2 인 복소 가우시안 잡음을 가정하였으므로 잡음의 실수 성분 및 허수 성분은 동일한 가우시안 분포 $N(0, \sigma^2/2)$ 을 가진다. 따라서 임의의

성상도 M_k 하에서 $z_{n,I}$ 및 $z_{n,Q}$ 의 누적 분포 함수 F_{0,Z_I}^k, F_{0,Z_Q}^k 를 다음과 같이 Gaussian-Q 함수를 이용하여 나타낼 수 있다.

$$F_{0,Z_I}^k(z) = 1 - \sum_{x \in \text{Re}\{M_k\}} p(x) Q_0\left(\frac{\sqrt{2}(z-x)}{\sigma}\right), \quad (14)$$

$$k = 1, \dots, K$$

$$F_{0,Z_Q}^k(z) = 1 - \sum_{x \in \text{Im}\{M_k\}} p(x) Q_0\left(\frac{\sqrt{2}(z-x)}{\sigma}\right), \quad (15)$$

$$k = 1, \dots, K$$

이 때, 식 (14)의 경우 $p(x)$ 는 집합 $\text{Re}\{M_k\}$ 내에서 x 의 발생 확률이며, 식 (15)의 경우 $p(x)$ 는 집합 $\text{Im}\{M_k\}$ 내에서 x 의 발생 확률이다.

그 다음, 식 (14)-(15)으로부터 계산한 경험적 누적 분포 함수와 식 (2)로부터 계산한 이론적 누적 분포 함수를 이용하여 K-S 통계치를 계산한다. 기존 K-S 검정의 경우는 식 (3)과 같이 두 누적 분포 사이의 최대 거리를 K-S 통계치 \hat{D}_k 로 설정하였다. 즉, 식 (4)를 만족시키는 특정 테스트 포인트에서 두 누적 분포 함수의 값만이 변조 분류를 위해 사용되고 그 외 테스트 포인트에서의 누적 분포 함수 값들은 전혀 고려되지 않는다. 이에 본 논문에서는 아래와 같이 모든 테스트 포인트에서의 누적 분포 함수 값들을 고려하여 경험적 누적 분포와 이론적 누적 분포 사이의 적합도를 측정할 수 있도록 두 누적 분포 사이의 평균 제곱 오차를 새로운 K-S 통계치 \hat{D}_{MSE}^k 로 설정한다.

$$\hat{D}_{MSE}^k = \sum_{n=1}^N |\hat{F}_1(z_n) - F_0^k(z_n)|^2, \quad n = 1, \dots, N \quad (16)$$

식 (13)의 두 개의 결정 통계치 $z_{n,I}, z_{n,Q}$ 로부터 다음과 같이 서로 다른 두 개의 K-S 통계치 $\hat{D}_{MSE,I}^k$ 와 $\hat{D}_{MSE,Q}^k$ 를 계산할 수 있다.

$$\hat{D}_{MSE,I}^k = \sum_{n=1}^N |\hat{F}_1(z_{n,I}) - F_{0,Z_I}^k(z_{n,I})|^2 \quad (17)$$

$$n = 1, \dots, N$$

$$\hat{D}_{MSE,Q}^k = \sum_{n=1}^N \left| \hat{F}_1(z_{n,Q}) - F_{0,Z_Q}^k(z_{n,Q}) \right|^2 \quad (18)$$

$n = 1, \dots, N$

이 때, $\hat{D}_{MSE,I}^k$ 와 $\hat{D}_{MSE,Q}^k$ 의 합이 최소가 되는 변조 방식을 선택함으로써 변조 분류가 수행되며, 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{k} = \arg \min_{k \in \{1, \dots, K\}} \left(\hat{D}_{MSE,I}^k + \hat{D}_{MSE,Q}^k \right) \quad (19)$$

2.4 페이딩 채널에서의 변조 분류

평면 페이딩(Flat fading) 채널에서의 신호 모델은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$y_n = Hx_n + w_n, \quad n = 1, \dots, N \quad (20)$$

여기서 H 는 복소 채널 이득(Complex-valued channel gain)을 나타낸다. 평면 페이딩 채널에서는 신호의 진폭 및 위상 왜곡이 발생하며, 이는 변조 분류 성능에 심각한 열화를 초래할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 미지의 채널 이득 H 에 대해 간단한 채널 추정 알고리즘을 적용하여 채널의 크기와 위상을 추정하며[7][11], 이러한 신호 왜곡의 보상을 통해 페이딩 채널 환경에서 발생하는 성능 열화를 최소화한다.

먼저, 채널 크기 $|H|$ 의 추정을 위해 식 (20)으로부터 다음과 같은 식을 구할 수 있다.

$$E\{|y_n|^2\} = |H|^2 E\{|x_n|^2\} + \sigma^2 = |H|^2 + \sigma^2 \quad (21)$$

앞서 임의의 성상도로부터 추출된 신호점의 평균 전력이 1이라고 가정하였으므로 $E\{|x_n|^2\} = 1$ 이며, 추정된 채널의 크기 $|\hat{H}|$ 는 다음과 같이 계산할 수 있다[5].

$$|\hat{H}| = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y_n|^2 - \sigma^2} \quad (22)$$

또한, 채널 위상의 경우 [8]에 제안된 알고리즘을 적용하여 추정하였으며, 이 때 추정된 채널의 위상 $\hat{\theta}$ 는 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$\hat{\theta} = \frac{1}{4} \arg \left\{ \sum_{n=1}^N y_n^4 \right\} \quad (23)$$

따라서 추정된 채널 크기 및 위상을 이용하여 신호 왜곡을 보상한 수신 신호 \hat{y}_n 은 다음과 같으며, 이를 이용하여 변조 분류를 수행한다.

$$\hat{y}_n = \frac{1}{|\hat{H}|} y_n e^{-j\hat{\theta}} \quad (24)$$

III. 시뮬레이션 결과

본 장에서는 평균 변조 분류 확률 관점에서 제안한 변조 분류 알고리즘과 기존 K-S 검정 기반 알고리즘[7] 및 4차 큐블런트 기반 알고리즘[10]의 성능을 비교 및 분석한다. BPSK, QPSK(4QAM), 8PSK, 16QAM, 64QAM 5 가지의 디지털 기저대역 변조 방식 및 샘플수 $N=100$ 을 고려하였다.

그림 1에는 AWGN 채널에서 QAM 변조 방식과 PSK 변조 방식의 평균 분류 성능을 각각 나타내었다.

그림 1에서 볼 수 있듯이, 제안한 알고리즘이 두 변조 방식 모두에 대해 우수한 분류 성능을 달성하는 것을 확인할 수 있다. 또한, SNR=10dB 이상에서 세 가지 알고리즘 모두 100%의 분류 성능을 달성하는 PSK 변조 방식과 달리, QAM 변조 방식의 경우 K-S 검정 기반의 알고리즘은 SNR=17dB 이상에서 모두 100%의 분류 성능을 보이지만 큐블런트 기반 알고리즘의 분류 성능은 80%에 수렴하는 것을 확인할 수 있다.

그림 2에는 5가지 변조 방식에 대한 AWGN 채널에서의 평균 변조 분류 성능을 나타내었다. SNR이 3~10dB 구간에서는 큐블런트 기반 알고리즘이 제안한 알고리즘 보다 우수한 성능을 보이지만, SNR이 높아져도 분류 성능이 88%로 수렴하는 현상을 보이며 그 이외의 구간에서는 제안한 알고리즘이 기존 두 알고리즘 보다 우수한 성능을 보인다.

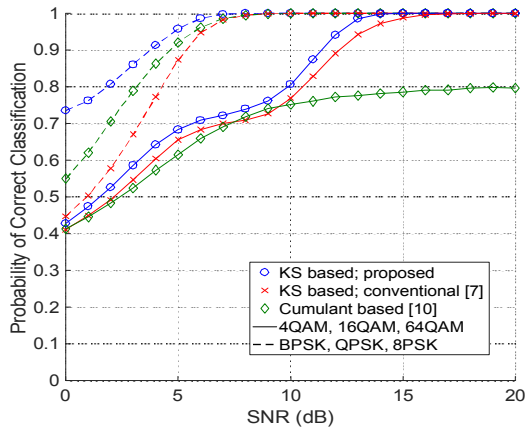


그림 1. AWGN 채널에서 SNR에 따른 분류 성능
Fig. 1. Classification performance versus SNR in AWGN channel

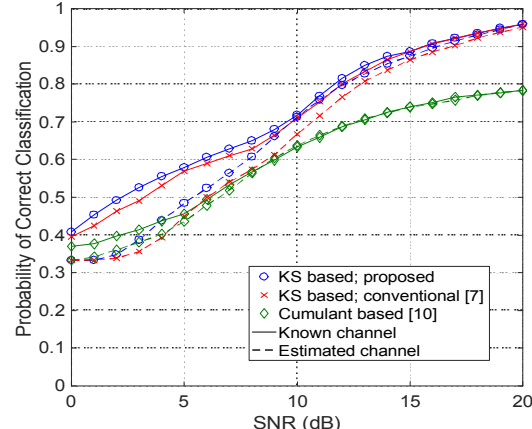


그림 3. 평탄 페이딩(flat-fading) 채널에서 4QAM, 16QAM, 64QAM에 대한 SNR에 따른 분류 성능
Fig. 3. Classification performance versus SNR in flat-fading channel for 4QAM, 16QAM and 64QAM

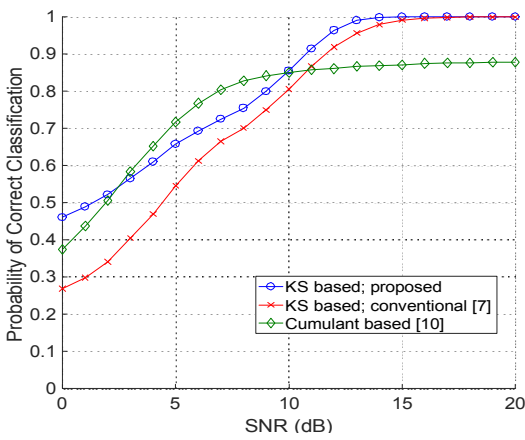


그림 2. AWGN 채널에서 BPSK, QPSK, 8PSK, 16QAM, 64QAM에 대한 SNR에 따른 분류 성능
Fig. 2. Classification performance versus SNR in AWGN channel for BPSK, QPSK, 8PSK, 16QAM and 64QAM

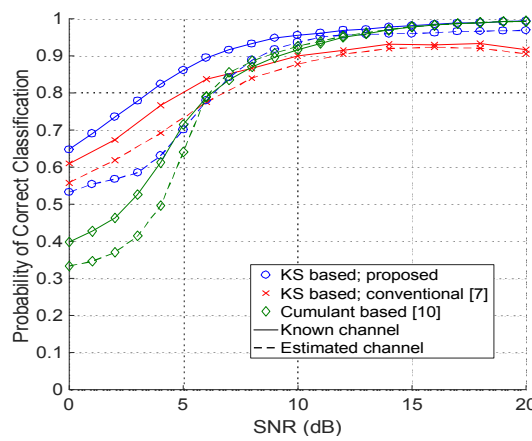


그림 4. 평탄 페이딩(flat-fading) 채널에서 BPSK, QPSK, 8PSK에 대한 SNR에 따른 분류 성능
Fig. 4. Classification performance versus SNR in flat-fading channel for BPSK, QPSK and 8PSK

또한 제안한 알고리즘은 전 SNR 영역에서 기존 K-S 검정 알고리즘 보다 개선된 분류 성능을 보이는 것을 확인할 수 있다.

그림 3 및 그림 4에는 평면 페이딩 채널에서 QAM 변조 방식과 PSK 변조 방식의 분류 성능을 각각 나타내었다. 그림에서 볼 수 있듯이 AWGN 채널에서와 마찬가지로 QAM 변조 방식에 대해서는 제안한 알고리즘이 우수한 분류 성능을 보이며, 큐물런트 기반 알고리즘의 경우 분류 성능이 80%에 수렴한다.

그러나 PSK 변조 방식의 경우 AWGN 채널에서와 달리 SNR=5dB 이하에서 제안한 알고리즘이 기존 K-S 기반 알고리즘 보다 낮은 분류 성능을 보이는 것을 확인할 수 있다. 이는 낮은 SNR 영역에서는 채널 파라미터의 실제 값과 추정 값 사이의 오차가 심해지는데, 신호의 위상만을 이용하는 기존 K-S 기반 알고리즘 보다 신호의 크기와 위상 두 가지 모두를 이용하는 제안한 알고리즘이 이러한 오차에 영향을 더 많이 받기 때문이다. 따라서 좀 더 정확한 채널 추정이 가능한 SNR=5dB 이상의 높은

SNR 영역에서는 제안한 알고리즘이 우수한 분류 성능을 보인다.

표 1에는 SNR=10dB 일 때 각 채널에서 PSK와 QAM 변조 방식에 대한 분류 성능을 수치적으로 나타내었다.

표 1. 각 채널에서 PSK와 QAM에 대한 SNR=10dB에서의 분류 성능

Table 1. Classification performance at SNR=10dB in each channel for PSK and QAM

		QAM	PSK
AWGN	proposed KS	0.806	1.000
	conventional KS	0.770	1.000
	cumulant	0.753	1.000
flat-fading (known channel)	proposed KS	0.718	0.956
	conventional KS	0.711	0.900
	cumulant	0.634	0.918
flat-fading (estimated channel)	proposed KS	0.712	0.937
	conventional KS	0.667	0.878
	cumulant	0.637	0.926

IV. 결 론

본 논문에서는 서로 다른 두 개의 결정 통계치의 경험적 누적 분포와 이론적 누적 분포 간의 평균 제곱 오차를 새로운 K-S 통계치로 설정하여 기존 알고리즘 보다 우수한 성능을 보이는 K-S 검정 기반 변조 분류 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘에서는 수신 신호의 실수 성분과 허수 성분 각각을 서로 다른 결정 통계치로 설정함으로써 직교 성분 기반 1-D K-S 분류기를 사용하여 PSK 신호 분류가 가능하도록 하였다. 컴퓨터 모의실험 결과를 분석하여 AWGN 채널에서는 제안한 K-S 기반 알고리즘이 기존 K-S 기반 알고리즘 보다 전 SNR 영역에서 개선된 변조 분류 성능을 보이고, 평탄 페이딩 채널에서는 QAM 계열 변조 방식의 경우에는 AWGN 채널과 마찬가지로 전 SNR 영역에서, PSK 계열 변조 방식의 경우에는 SNR=5dB 이상의 영역에서 개선된 변조 분류 성능을 보임을 확인하였다.

References

[1] Z. Zhu and A. K. Nandi, "Automatic Modulation Classification: Principles, Algorithms and

Applications", Wiley, pp. 1-6, Dec. 2014.

[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] F. Hameed, O. A. Dobre, and D. C. Popescu, "On the likelihood-based approach to modulation classification", IEEE Trans. Wireless Commun., Vol. 8, No. 12, pp. 5884-5892, Dec. 2009.

[4] Ming-Shou An and Dae-Seong Kang, "Development of image analysis system using object classifier based on deep convolutional neural network", Journal of KIIT, Vol. 14, No. 5, pp. 67-73, May 2016.

[5] A. Hazza, M. Shoaib, S. A. Alshebeili, and A. Fahad, "An overview of feature-based methods for digital modulation classification", in proc. 2013 1st Int. Conf. Commun. Signal Process. Applicat. IEEE ICCSPA, pp. 1-6, Feb. 2013.

[6] Jae-Kyum Kim, Byeoung-Do Kim, Dong-Weon Yoon, and Jun-Won Choi, "Deep neural network-based automatic modulation classification technique", Journal of KIIT, Vol. 14, No. 12, pp. 107-115, Dec. 2016.

[7] Fanggang Wang and Xiaodong Wang, "Fast and robust modulation classification via Kolmogorov - Smirnov test", IEEE Trans. Commun., Vol. 58, No. 8, pp. 2324-2332, Aug. 2010.

[8] J. Peacock, "Two-dimensional goodness-of-fit testing in astronomy", Monthly Notices Royal Astronomy Society, Vol. 202, pp. 615-627, Feb. 1983.

[9] J. Proakis, "Digital communications", McGraw-Hill, pp. 269-278, Aug. 2000.

[10] A. Swami and B. Sadler, "Hierarchical digital modulation classification using cumulants", IEEE Trans. Commun., Vol. 48, No. 3, pp. 416-429, Mar. 2000.

[11] Umberto Mengali and Aldo N. D' Andrea, "Synchronization techniques for digital receivers", Springer, pp. 339-342, Oct. 1997.

저자소개

안 성 진 (Seongjin Ahn)



2016년 2월 : 한양대학교
융합전자공학부(공학사)
2016년 3월 ~ 현재 : 한양대학교
전자컴퓨터통신공학과
석박사통합과정
관심분야 : 무선 및 이동 통신
시스템, 신호정보

윤 동 원 (Dongweon Yoon)



1989년 2월 : 한양대학교
전자통신공학과(공학사)
1992년 2월 : 한양대학교
전자통신공학과(공학석사)
1995년 8월 : 한양대학교
전자통신공학과(공학박사)
2017년 12월 현재 : 한양대학교

융합전자공학부 교수
관심분야 : 무선통신, 위성 및 우주통신, 신호정보

이 재 윤 (Jaeyoon Lee)



2002년 2월 : 대전대학교
정보통신공학과(공학사)
2004년 2월 : 대전대학교
정보통신공학과(공학석사)
2008년 2월 : 한양대학교
전자통신컴퓨터공학과(공학박사)
2008년 3월 ~ 2012년 1월 :

한양대학교 연구조교수

2012년 2월 ~ 2014년 8월 : 한국전자통신연구원
선임연구원

2014년 9월 ~ 2016년 8월 : 특허청 심사관

2016년 9월 ~ 현재 : 한양대학교 연구조교수

관심분야 : 통신 이론, 무선 및 이동 통신 시스템, VLSI,
신호정보

최 준 원 (Junwon Choi)



2000년 2월 : 서울대학교
전기공학부(공학사)
2002년 2월 : 서울대학교
전기및컴퓨터공학부(공학석사)
2010년 8월 : 어바나샴페인
일리노이 주립대 전기 및
컴퓨터공학부(공학박사)

2010년 8월 ~ 2013년 8월 : 시니어 엔지니어, 쉘컴
(샌디에고)

2013년 9월 ~ 현재 : 한양대학교 전기생체공학부 조교수

관심분야 : 통계신호처리, 압축센싱, 머신러닝, 딥러닝,
강화학습