



위상 및 주파수 오프셋에 강인한 개선된 변조 분류 알고리즘

안성진*, 운동원**, 윤상범***¹, 권지연***²

Enhanced Modulation Classification Algorithm Robust to Phase and Frequency Offsets

Seongjin Ahn*, Dongweon Yoon**, Sangbom Yun***¹, and Jiyeon Kwon***²

요약

위상 오프셋, 주파수 오프셋 등이 존재하는 비이상적인 채널 환경에서, 특징 기반 자동 변조 분류 방법의 향상된 성능을 얻기 위해서는 성능 열화 요인에 강인한 특징 인자를 선택하는 것이 중요하다. 본 논문에서는 이러한 위상 및 주파수 오프셋에 영향을 받지 않는 큐물런트 기반의 자동 변조 분류 알고리즘을 제안한다. BPSK, QPSK, 8PSK, 16QAM, 64QAM 등의 선형 디지털 변조 방식을 분류하기 위해 오프셋에 강인한 차동 복호 신호의 큐물런트를 특징 인자로 사용하며, 계산한 특징 벡터들의 유클리드 놈(Euclidean norm) 계산을 통해 변조 분류를 수행한다. 컴퓨터 모의실험을 통해 제안한 알고리즘과 기존 알고리즘의 성능을 평균 변조 분류 확률 관점에서 비교 및 분석하고, 제안한 알고리즘의 우수성을 검증한다.

Abstract

In a non-ideal channel environment where the phase offset and the frequency offset exist, it is important to select features that are robust to performance degradation factors. In this paper, we propose a cumulant based automatic modulation classification algorithm which is independent of the phase and the frequency offset. In order to classify linear digital modulation schemes, e.g., BPSK, QPSK, 8PSK, 16QAM, and 64QAM, we use the cumulants of differential decoded signal as features, and by calculating the euclidean norm of the obtained feature vectors, we perform the modulation classification. Through computer simulation, we compare the performance of the proposed algorithm and the existing algorithm in terms of average classification probability, and show the superiority of the proposed algorithm.

Keywords

automatic modulation classification, differential decoding, euclidean norm, flat fading

* 한양대학교 전자컴퓨터통신공학과

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

** 한양대학교 융합전자공학부 교수(교신저자)

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

*** LIG 넥스원

- ORCID¹: <http://orcid.org/0000-0002-6530-7391>

- ORCID²: <http://orcid.org/0000-0003-2827-2449>

• Received: Feb. 13, 2018, Revised: Apr. 12, 2018, Accepted: Apr. 15, 2018

• 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

1. 서 론

자동 변조 분류(AMC, Automatic Modulation Classification)는 수신된 신호 샘플을 기반으로 하여 송신 신호의 변조 방식을 식별하는 과정으로 미지의 신호를 탐지하고 복원하는데 있어서 매우 중요한 역할을 한다. 또한, 대부분의 민간 및 군용 무선 통신 시스템에서 디지털 변조 방식을 이용하는 오늘날, 감시 및 신호정보 등의 다양한 응용 분야에서 자동 변조 분류는 필수적인 요소로 인식되고 있다[1].

자동 변조 분류 방법으로는 크게 우도 기반(Likelihood-based) 방법과 특징 기반(Feature-based) 방법이 있으며 최근까지 이에 대한 많은 연구가 진행되고 있다. 우도 기반 방법은 수신 신호 우도 함수의 우도 비율을 기반으로 하여 변조 분류를 수행하며 평균 우도 비율 방법(ALRC, Average Likelihood Ratio Test), 일반화된 우도 비율 방법(GLRT, Generalized Likelihood Ratio Test) 등을 포함한다 [2]-[4]. 우도 기반 방법은 일반적으로 특징 기반 방법보다 좋은 분류 성능을 보이지만 우도를 계산하는데 있어서 높은 계산 복잡도가 요구되어 실제 구현이 거의 불가능하며, 위상 및 주파수 오프셋, 페이딩 등 성능 열화 요인에 매우 취약한 단점이 존재한다. 특징 기반 방법은 웨이블릿 변환(Wavelet transform)의 크기, 주기 정상성(Cyclostationarity), 큐물런트(Cumulant) 등 다양한 특징들을 기반으로 하여 변조 분류를 수행하며 의사 결정 트리(Decision Tree), 신경망(Neural Network) 등의 방법을 포함한다 [5]-[8]. 특징 기반 방법은 우도 기반 방법보다는 분류 성능이 열화되지만, 낮은 계산 복잡도로 인해 실제 구현이 가능할 뿐만 아니라 오프셋이나 페이딩 등에 강인한 특성을 가지므로 자동 변조 분류에서 우도 기반 방법에 비해 더욱 널리 유용하게 사용되고 있다.

최근 자동 변조 분류에 관한 연구는 비이상적인 시나리오에서의 분류 문제에 초점을 맞추고 있으며, 특징 기반 방법의 성능을 향상시키기 위해 성능 열화 요인에 강인한 특징 인자와 도구를 찾는 연구가 활발히 진행되고 있다[9][10]. 특히 성능 열화의 가

장 큰 요인 중 하나인 주파수 오프셋의 영향을 줄이기 위해 차동 복호(Differential Decoding) 방식을 기반으로 한 연구 결과들이 발표되고 있다[11][12]. 하지만 좋은 성능을 얻기 위해서는 많은 샘플수를 요구하거나 페이딩 환경에서는 분류 성능이 떨어진다는 문제점을 갖고 있다.

본 논문에서는 위상 및 주파수 오프셋이 존재할 때, 샘플수가 제한된 경우뿐만 아니라 페이딩 환경에서도 우수한 성능을 갖는 큐물런트 기반의 자동 변조 분류 알고리즘을 제시한다. BPSK, QPSK, 8PSK, 16QAM, 64QAM 등의 선형 디지털 변조 방식을 분류하기 위해 차동 복호 신호의 큐물런트를 특징 인자로 사용하며, 수신 신호로부터 계산한 큐물런트와 후보 변조 방식에 대한 SNR(Signal-to-Noise Ratio)에 따른 각 큐물런트의 이론값 사이의 유클리드 놈(Euclidean Norm) 계산을 통해 변조 분류를 수행한다. 또한, 컴퓨터 모의실험을 통해 제안한 알고리즘과 기존 알고리즘의 성능을 분류 확률 관점에서 비교하고 분석하며, 제안한 알고리즘의 우수성을 검증한다.

II. 본 론

2.1 시스템 모델

부가 백색 가우시안 잡음(AWGN, Additive White Gaussian Noise) 및 평탄 페이딩(Flat Fading) 채널을 가정하면, 표본화된 수신 신호는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

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

여기서 $|h|$ 와 θ_h 는 각각, 복소채널(Complex-valued Channel)의 크기 및 위상, $\Delta f_0 T$ 는 정규화된 주파수 오프셋, θ_c 는 위상 오프셋, x_n 은 송신 신호, w_n 은 평균이 0이고 분산이 σ^2 인 복소 가우시안 잡음을 나타낸다. 송신 신호 x_n 은 BPSK, QPSK, 8PSK, 16QAM, 64QAM 다섯 가지 변조 방식 중 하나의 변조 방식으로부터 생성되며 각 변조 방식의 정상도는 평균 전력이 1이라고 가정한다.

2.2 제안한 큐물런트 기반 자동 변조 분류

자동 변조 분류를 위한 특징 기반 방법에서는 성능 열화 요인에 강인하거나 신호가 수신되는 환경에 적합한 적절한 특징 인자를 선택하는 것이 중요하다. 일반적으로, 변조 방식에 따른 값의 구분이 명확하고 SNR의 변화에 강인한 특성을 갖는 큐물런트가 주로 사용되며 본 논문에서도 큐물런트를 특징 인자로 사용한다. 본 논문에서 사용하고자 하는 큐물런트는 다음과 같이 정의되며[10], 이를 이용하여 채널 추정뿐만 아니라 변조 분류를 수행한다.

$$C_{21,x} = M_{21,x} \quad (2)$$

$$C_{40,x} = cum(x,x,x,x) = M_{40,x} - 3M_{20,x}^2 \quad (3)$$

$$C_{42,x} = cum(x,x,x^*,x^*) = M_{42,x} - |M_{20,x}|^2 - 2M_{21,x}^2 \quad (4)$$

여기서 x^* 은 x 의 켈레 복소수(Complex Conjugate), C_{mn} 은 m 차 큐물런트, 그리고 M_{pq} 는 다음과 같이 정의되는 p 차 혼합 모멘트이며,

$$M_{pq} = E[x^{p-q}(x^*)^q] \quad (5)$$

$E[\cdot]$ 는 평균을 나타낸다.

먼저, 평탄 페이딩 채널에서 발생하는 신호의 크기 왜곡으로 인한 성능 열화를 최소화하기 위하여 채널의 크기 $|h|$ 를 추정한다. 송신 신호의 평균 전력은 1이라고 가정하였기 때문에 수신 신호의 2차 큐물런트로부터 채널의 크기를 추정할 수 있다.

$$C_{21,y} = E[|y_n|^2] = |h|^2 E[|x_n|^2] + \sigma^2 = |h|^2 + \sigma^2 \quad (6)$$

식 (6)으로부터 추정된 채널의 크기 $|\hat{h}|$ 는 다음과 같다.

$$|\hat{h}| = \sqrt{C_{21,y} - \sigma^2} \quad (7)$$

이 때, 수신 신호 y_n 을 추정된 채널의 크기 $|\hat{h}|$ 로 나누면 페이딩으로 인한 신호의 크기 왜곡을 보상할 수 있으며, 신호의 크기 왜곡이 보상된 수신 신호 \hat{y}_n 은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{y}_n = \frac{|h|}{|\hat{h}|} e^{j(2\pi\Delta f_0 T n + \theta_h + \theta_c)} x_n + \hat{w}_n \quad (8)$$

여기서 \hat{w}_n 은 평균이 0이고 분산이 $\hat{\sigma}^2 = \sigma^2/|\hat{h}|^2$ 인 복소 가우시안 잡음을 나타낸다.

그 다음, 주파수 오프셋을 고정된 위상 오프셋으로 변환하기 위해 보상된 수신 신호 \hat{y}_n 에 대한 차동 복호 신호 $\hat{y}_{d,n}$ 을 계산한다.

$$\hat{y}_{d,n} = \hat{y}_{n-1}^* \hat{y}_n \quad (9)$$

만약 채널의 크기 추정이 정확히 이루어졌다고 가정하면 즉, $|h|/|\hat{h}|=1$ 이라고 가정하면 식 (2)-(4)로부터 차동 복호 신호 $\hat{y}_{d,n}$ 의 큐물런트는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$C_{21,\hat{y}_d} = M_{21,\hat{y}_d} = C_{21,x_d} + 2C_{21,y} \hat{\sigma}^2 - \hat{\sigma}^4 \quad (10)$$

$$C_{40,\hat{y}_d} = M_{40,\hat{y}_d} - 3M_{20,\hat{y}_d}^2 = e^{j8\pi\Delta f_0 T} C_{40,x_d} \quad (11)$$

$$C_{42,\hat{y}_d} = M_{42,\hat{y}_d} - |M_{20,\hat{y}_d}|^2 - 2M_{21,\hat{y}_d}^2 = C_{42,x_d} + 8M_{42,y} C_{21,y} \hat{\sigma}^2 - 8C_{21,y} C_{21,y} \hat{\sigma}^2 + 4C_{21,\hat{y}_d} \hat{\sigma}^4 - 4M_{42,y} \hat{\sigma}^4 - 8C_{21,y}^2 \hat{\sigma}^4 + 8C_{21,y} \hat{\sigma}^6 - 2\hat{\sigma}^8 \quad (12)$$

이 때, 식 (11)의 C_{40,\hat{y}_d} 의 경우 주파수 오프셋이 고정된 위상 오프셋으로 변환되었다는 것을 알 수 있으며, 식 (10)의 C_{21,\hat{y}_d} 및 식 (12)의 C_{42,\hat{y}_d} 의 경우는 주파수 오프셋뿐만 아니라 위상 오프셋에도 영향을 받지 않는다는 것을 알 수 있다. 또한 C_{40,\hat{y}_d} 의 크기 $|C_{40,\hat{y}_d}|$ 역시 위상 및 주파수 오프셋이 존재할 경우에도 영향을 받지 않게 된다. 이를 바탕으로 본

논문에서는 다음과 같이 정의되는 정규화된 큐물런트를 자동 변조 분류를 위한 특징 인자로 사용한다.

$$\left| \tilde{C}_{40, \hat{y}_d} \right| = \frac{|C_{40, \hat{y}_d}|}{C_{21, x_d}^2} = \frac{|C_{40, \hat{y}_d}|}{\left(C_{21, \hat{y}_d} - 2C_{21, \hat{y}} \hat{\sigma}^2 + \hat{\sigma}^4 \right)^2} \quad (13)$$

$$\tilde{C}_{42, \hat{y}_d} = \frac{C_{42, \hat{y}_d}}{C_{21, x_d}^2} = \frac{C_{42, \hat{y}_d}}{\left(C_{21, \hat{y}_d} - 2C_{21, \hat{y}} \hat{\sigma}^2 + \hat{\sigma}^4 \right)^2} \quad (14)$$

또한 본 논문에서는 의사 결정 트리 방식을 주로 사용하던 기존 큐물런트 기반 방법과 달리, 수신 신호로부터 계산한 식 (13)-(14)의 큐물런트와 후보 변조 방식에 대한 SNR에 따른 각 큐물런트의 이론값 사이의 유클리드 놈 계산을 통해 변조 분류를 수행한다. 먼저 식 (11)-(12)로부터 특징 인자로 사용된 각 큐물런트의 이론값을 후보 변조 방식 별로 계산할 수 있다. $|C_{40, \hat{y}_d}|$ 는 식 (11)에서 알 수 있듯이 $|C_{40, x_d}|$ 와 같다. 즉, $|C_{40, \hat{y}_d}|$ 의 이론값은 상수가 되므로 SNR에 관계없이 일정하며, 이를 표 1에 나타내었다. 이와 달리 $|C_{42, \hat{y}_d}|$ 의 경우는 식 (12)에서 알 수 있듯이 SNR에 따라 이론값이 달라지며, 후보 변조 방식에 대한 SNR에 따른 $|C_{42, \hat{y}_d}|$ 이론값을 그림 1에 나타내었다. 그 다음, 식 (15)-(16)과 같이 각각 수신 신호로부터 계산한 큐물런트와 후보 변조 방식에 대한 각 큐물런트의 이론값으로 구성된 특징값 벡터 \tilde{F} 와 $\bar{F}^{(i)}$ 를 계산한다.

$$\tilde{F} = \left[\left| \tilde{C}_{40, \hat{y}_d} \right|, \tilde{C}_{42, \hat{y}_d} \right] \quad (15)$$

$$\bar{F}^{(i)} = \left[\left| \bar{C}_{40, \hat{y}_d}^{(i, \hat{\sigma}^2)} \right|, \bar{C}_{42, \hat{y}_d}^{(i, \hat{\sigma}^2)} \right], \quad i = 1, \dots, K \quad (16)$$

여기서, $\bar{C}_{42, \hat{y}_d}^{(i, \hat{\sigma}^2)}$ 는 잡음 분산 $\hat{\sigma}^2$ 에서 각 후보 변조 방식에 대한 $C_{42, \hat{y}_d}^{(i, \hat{\sigma}^2)}$ 의 이론값이며, K 는 후보 변조 방식의 수이다. 이 때, $|h|/|\hat{h}|=1$ 이라고 가정하면, 식 (17)과 같이 \hat{y}_n 의 2차 큐물런트로부터 $\hat{\sigma}^2$ 를 추정할 수 있다.

표 1. 후보 변조 방식에 대한 $|C_{40, \hat{y}_d}|$ 의 이론값

Table 1. Theoretical values of $|C_{40, \hat{y}_d}|$ for the candidate modulation schemes

	BPSK	QPSK	8PSK	16QAM	64QAM
$ C_{40, \hat{y}_d} $	2	1	0	0.4624	0.3832

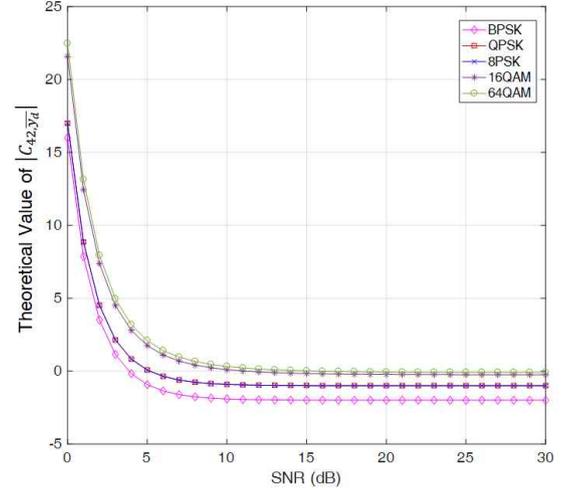


그림 1. 후보 변조 방식에 대한 SNR에 따른 $|C_{42, \hat{y}_d}|$ 의 이론값

Fig. 1. Theoretical values of $|C_{42, \hat{y}_d}|$ for the candidate modulation schemes according to SNR

$$\hat{\sigma}^2 = C_{21, \hat{y}_n} - 1 \quad (17)$$

마지막으로, 두 특징 벡터 \tilde{F} 와 $\bar{F}^{(i)}$ 간의 유클리드 거리가 최소가 되는 변조 방식을 택함으로써 변조 분류가 수행되며, 식 (18)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{i} = \arg \min_{i \in \{1, \dots, K\}} \left\| \tilde{F} - \bar{F}^{(i)} \right\|_2 \quad (18)$$

III. 시뮬레이션 결과

본 장에서는 AWGN 채널과 평탄 페이딩 채널 환경에서 다양한 샘플 개수(심볼 개수) 및 오프셋 값에 따른 제안한 알고리즘과 기존 알고리즘[10]의 평균 분류 확률 성능을 비교하고 분석한다.

그림 2에는 AWGN 채널에서 SNR에 따른 분류 성능을 다양한 샘플수와 오프셋 값에 대해 나타내

었다. 그림 2에서 볼 수 있듯이 1000개 이하의 적은 샘플수에 대해 제시한 알고리즘이 전 SNR 영역에서 기존 알고리즘 보다 우수한 성능을 보이며, 높은 SNR 영역에서 분류 확률이 80%대로 수렴하는 기존 알고리즘에 비해 제시한 알고리즘은 100%에 가까운 성능을 보인다. 또한, 차동 복호 신호의 큐물런트를 사용하는 두 알고리즘 모두 위상 및 주파수 오프셋 값에 상관없이 동일한 변조 분류 확률을 가지며, 이를 통해 두 알고리즘 모두 위상 및 주파수 오프셋에 영향을 받지 않는다는 것을 확인할 수 있다.

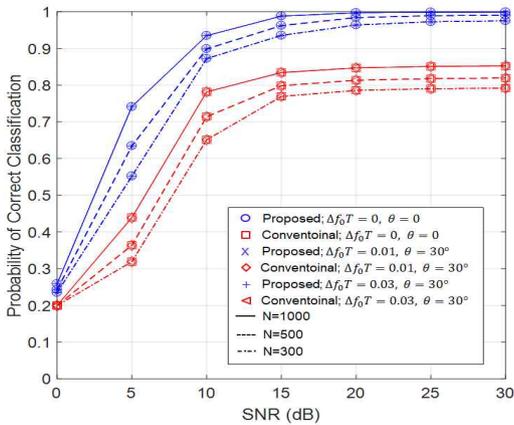


그림 2. AWGN 채널에서 SNR에 따른 분류 확률
Fig. 2. Classification probability versus SNR in AWGN channel

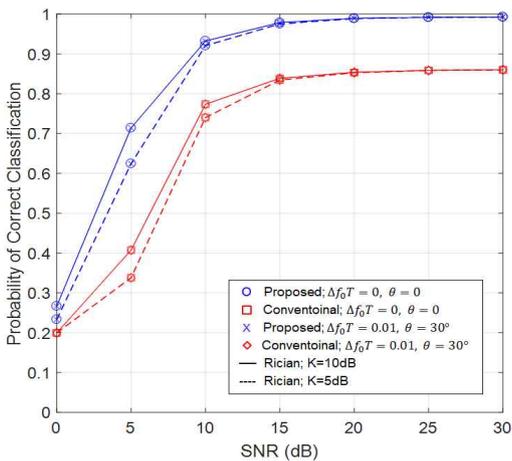


그림 3. N=1000일 때, 평탄 페이딩 채널에서 SNR에 따른 분류 확률
Fig. 3. Classification probability versus SNR in flat fading channel. The number of samples N=1000.

그림 3에는 다양한 평탄 페이딩 채널 환경에서 샘플수 N=1000일 때 SNR에 따른 분류 성능을 나타내었다. AWGN 채널과 마찬가지로 평탄 페이딩 채널에서도 전 SNR 영역에서 제시한 알고리즘이 우수한 분류 성능을 보인다. 또한 두 알고리즘 모두 페이딩 채널에서도 위상 및 주파수 오프셋에 영향을 받지 않으며 K 값 감소에 따른 성능 저하를 확인할 수 있다.

IV. 결 론

본 논문에서는 위상 및 주파수 오프셋에 영향을 받지 않고, 샘플수가 제한된 경우뿐만 아니라 페이딩 환경에서도 우수한 성능을 보이는 큐물런트 기반의 자동 변조 분류 알고리즘을 제시하였다.

제시된 알고리즘에서는 차동 복호 신호의 큐물런트를 특징 인자로 사용하였으며, 수신 신호로부터 직접 계산한 큐물런트와 SNR에 따른 각 큐물런트의 이론값 사이의 유클리드 놈 계산을 통해 변조 분류를 수행하였다. 컴퓨터 모의실험을 통해 AWGN 채널뿐만 아니라 평탄 페이딩 채널에서도 제시된 알고리즘의 기존 알고리즘 보다 우수한 분류 성능을 보였으며, 위상 및 주파수 오프셋에 영향을 받지 않는 것을 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] J. L. Xu, Su Wei, and Z. Mengchu, "Likelihood-ratio approaches to automatic modulation classification", IEEE Trans. Syst., Man, and Cyber., Part C, Vol. 41, No. 4, pp. 455-469, Jul. 2011.
- [4] Z. Zhu and A. K. Nandi, "Blind digital

modulation classification using minimum distance centroid estimator and non-parametric likelihood function", IEEE Trans. Wireless Commun., Vol. 13, No. 8, pp. 4483-4494, Aug. 2014.

[5] L. Han, F. Gao, Z. Li, and O. A. Dobre, "Low complexity automatic modulation classification based on order-statistics", IEEE Trans. Wireless Commun., Vol. 16, No. 1, pp. 400-411, Jan. 2017.

[6] A. Hazza, M. Shoaib, S. A. Alshebeili, and A. Fahad, "An overview of feature-based methods for digital modulation classification", in Proc. IEEE ICCSPA, pp. 1-6, Feb. 2013.

[7] 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.

[8] O. A. Dobre, A. Abdi, and Y. Bar-Ness, "Cyclostationarity-based modulation classification of linear digital modulations in flat fading channels", Wireless Pers. Commun., Vol. 54, No. 4, pp. 699-717, Sep. 2010.

[9] Dah-Chung Chang and Po-Kuan Shih, "Cumulants-based modulation classification technique in multipath fading channels", IET Commun., Vol. 9, No. 6, pp. 828-835, Apr. 2015.

[10] V. Chavali and C. da Silva, "Classification of digital amplitude-phase modulated signals in time-correlated non Gaussian channels", IEEE Trans. Commun., Vol. 61, No. 6, pp. 2408-2419, Jun. 2013.

[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] M. R. Mirarab and M. A. Sobhani, "Robust modulation classification for PSK/QAM/ASK using higher-order cumulants", in Proc. IEEE ICICS 2007, Dec. 2007

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)
 2018년 5월 현재 : 한양대학교

융합전자공학부 교수

관심분야 : 무선통신, 위성 및 우주통신, 신호정보

윤 상 범 (Sangbom yun)



1999년 2월 : 고려대학교
 제어계측공학과(공학사)
 2002년 8월 : 고려대학교
 전기공학과(공학석사)
 2002년 7월 ~ 현재 :
 (주)LIG넥스원 수석연구원
 관심분야 : 무선통신, 신호분석,

신호정보, 방향탐지

권 지 연 (Jiyeon Kwon)



2006년 2월 : 경북대학교
 전자전기컴퓨터학부(학사)
 2005년 12월 ~ 현재 : LIG넥스원
 선임연구원
 관심분야 : 통신대역 신호분석