

정규논문 (Regular Paper)

방송공학회논문지 제19권 제2호, 2014년 3월 (JBE Vol. 19, No. 2, March 2014)

<http://dx.doi.org/10.5909/JBE.2014.19.2.195>

ISSN 2287-9137 (Online) ISSN 1226-7953 (Print)

순환정상 프로세스의 고차 통계 특성을 이용한 디지털 변조인식

안우현^{a)}, 나선필^{b)}, 서보석^{a)‡}

Digitally Modulated Signal Classification based on Higher Order Statistics of Cyclostationary Process

Woo-Hyun Ahn^{a)}, Sun-Phil Nah^{b)}, and Bo-Seok Seo^{a)‡}

요 약

이 논문에서는 순환정상 프로세스의 고차 통계 특성을 바탕으로 2-FSK, 4-FSK, 8-FSK, MSK, BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-QAM, 32-QAM, 64-QAM 등 10개의 기저대역 디지털 변조신호를 자동으로 인식하는 방법을 제안하였다. 변조신호의 고유한 성질을 나타내는 특징변수로는 1차 순환 모멘트와 고차 순환 큐뮬런트를 이용하였다. 제안한 변조인식기는 크게 두 단계로 구성되며, 첫 번째 단계에서는 1차 순환 모멘트가 나타내는 침두치를 이용하여 M-FSK와 비FSK로 변조신호를 분류한다. 두 번째 단계에서는 비FSK를 분류하기 위해 고차 순환 큐뮬런트 값을 이용하는 Gaussian 혼합 모델 기반의 분류기를 적용하였다. 제안한 방법의 성능을 검증하기 위해서 모의실험을 실시하였다. 모의실험 결과 제안한 분류기는 주파수와 위상 오프셋이 존재하는 환경에서도 우수한 분류확률을 나타내었다.

Abstract

In this paper, we propose an automatic modulation classification method for ten digitally modulated baseband signals, such as 2-FSK, 4-FSK, 8-FSK, MSK, BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-QAM, 32-QAM, and 64-QAM based on higher order statistics of cyclostationary process. The first order cyclic moments and higher order cyclic cumulants of the signal are used as features of the modulation signals. The proposed method consists of two stages. At the first stage, we classify modulation signals as M-FSK and non-FSK using peaks of the first order cyclic moment. At the next step, we apply the Gaussian mixture model-based classifier to classify non-FSK. Simulation results are demonstrated to evaluate the proposed scheme. The results show high probability of classification even in the presence of frequency and phase offsets.

Keyword : Automatic modulation classification, higher order statistics, cyclostationarity, cyclic moments, cyclic cumulants, Gaussian mixture model (GMM)

a) 충북대학교 전자공학과 (Department of Electronics Engineering, Chungbuk National University)

b) 국방과학연구소 (Agency for Defense Development)

‡ Corresponding Author : 서보석(Bo-Seok Seo)

E-mail: bouseok@cbnu.ac.kr

Tel: +82-70-8267-3267

※ 본 연구는 국방과학연구소 위탁연구 지원으로 수행되었습니다.

· Manuscript received January 6, 2014 Revised March 14, 2014 Accepted March 14, 2014

1. 서론

변조인식이란 신호에 대한 사전 정보 없이 수신신호의 변조방식과 파라미터를 추정하는 기술로, 변조식별(modulation identification), 변조인지(modulation recognition), 또는 자동변조분류(automatic modulation classification)라고도 부른다^[1]. 수신기에서 변조인식을 통해 변조방식과 파라미터를 추정한 후 수신신호를 심볼 또는 비트로 변환하는 복조를 수행한다. 변조인식 기술은 군용 및 민간 통신에서 전자전, 적응 통신 시스템, 스펙트럼 모니터링, 신호 및 간섭 식별, SDR(software defined radio)^[2], 무선인지(cognitive radio)^[3] 등에 적용할 수 있다.

전통적인 변조인식 방법은 숙련된 기술자가 직접 신호를 관찰하고 분류하는 방식이었다. 그러나 무선통신 기술이 급속도로 발달하면서 전보다 더 복잡하고 다양한 변조신호가 등장하게 되었다. 이에 따라 전통적인 방식은 점차 한계를 보이기 시작했고, [1]을 필두로 20여 년 동안 자동으로 변조신호를 인식하기 위한 연구가 진행되었다. 변조인식 방법은 크게 공산함수(likelihood function)를 이용한 방법과 특징변수(features)를 이용한 방법으로 구분할 수 있다^[4].

공산함수를 이용한 방법^[5]은 수신신호로부터 공산함수를 정의하고, 공산율 검사(likelihood ratio test)를 통해 변조방식을 분류한다. 공산함수를 이용한 방법은 계산의 복잡도가 크고 타이밍, 위상, 주파수 등의 오프셋과 위상 잡음에 매우 민감하기 때문에 실제 적용 환경에서는 잘 쓰이지 않는다. 이에 반해 변조신호의 고유한 특징변수를 이용하는 방법은 실제 적용 환경에서도 적절한 특징변수와 분류 알고리즘을 설계했을 때 최적에 가까운 성능을 나타낸다.

특징변수를 이용한 방법은 그림 1에 나타난 바와 같이 특징변수를 추출하는 단계와, 추출된 특징변수를 이용하여 파라미터를 추출하고 변조방식을 분류하는 단계로 구성된다^[6]. 지금까지 연구된 특징변수로는 포락선, 순시위상, 순시주파수의 분산^[7], 근사 엔트로피(approximate entropy)^[8], 웨이블릿 변환(wavelet transformation) 후 진폭의 분산^[9], 순시위상의 확률밀도함수^[10], 확률적 모멘트(moment) 및 큐물런트(cumulant)^[11], 신호의 순환정상성(cyclostationarity)을 이용한 특징변수^[12-16] 등이 있다. 특히, 신호의 순환

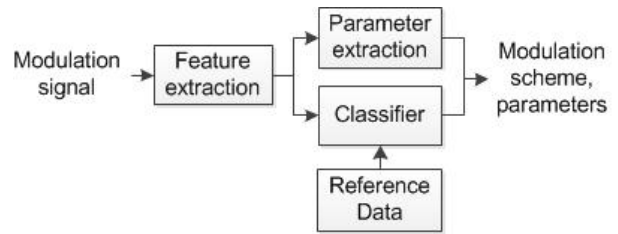


그림 1. 특징변수 기반 변조인식 처리 절차

Fig. 1. Processing procedure of feature-based modulation recognition

정상성을 특징변수로 이용한 변조인식 방법은 변조신호의 전처리가 불필요하고 반송파 주파수, 심볼율과 같은 사전 정보를 필요로 하지 않는 장점이 있다. 따라서 이 논문에서는 신호의 순환정상성을 이용하는 변조인식기를 제안하였다.

변조인식 방법은 대상이 되는 변조신호의 종류와 개수에 따라 특징변수와 분류기를 포함한 전체적인 구조가 달라진다. [12]에서는 순환정상 신호인 M-FSK를 분류하기 위해 1차 순환 모멘트(first order cyclic moment)를 특징변수로 이용하였다. M-FSK의 1차 순환 모멘트는 등간격으로 변조차수와 동일한 첨두를 나타내기 때문에 새로운 첨두 검출 방법이 제시되었다. [13]에서는 아날로그와 디지털 변조신호에 대해 두 단계의 변조인식 방법을 제시하였다. 첫 번째 단계에서는 변조신호별로 나타내는 독특한 스펙트럼 상관 밀도(spectrum correlation density)의 패턴을 이용하기 위해 신경망(neural network) 분류기를 적용하였다. 그 결과로서 변조신호를 AM, BPSK, 2-FSK, CDMA와 M-ASK, M-QAM, M-PSK, OFDM 그룹으로 분류한다. 다음 단계에서는 4-ASK, 8-ASK, QPSK, 8-PSK, 16-PSK, 16-QAM, 64-QAM과 같은 고차 변조신호를 분류하기 위해 고차 순환 큐물런트(higher order cyclic cumulant)를 특징변수 이용하는 판정 트리 방식의 분류기를 적용하였다. [14]에서는 4-ASK, 8-ASK, BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-PSK, 16-QAM, 64-QAM의 분류를 위해 8차 고차 순환 큐물런트를 특징변수로 이용하고, 이론적인 고차 순환 큐물런트값과 추정된 값의 유클리드(Euclidean) 거리를 구하였다. 이와 비슷하게 [15]에서는 4-QAM, 16-QAM, V.29를 분류하기 위해 4차와 6차 고차 순환 큐물런트를 특징변수로 이용하고, 공분산의 개념이 도입된 마할라노비스(Mahalanobis) 거리를 이용

였다.

이 논문에서는 특징변수를 바탕으로 10개 디지털 변조신호의 변조방식을 자동으로 인식하기 위한 방법을 제시하였다. 대상으로 하는 변조방식은 2-FSK, 4-FSK, 8-FSK, MSK, BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-QAM, 32-QAM, 64-QAM으로, 이와 같은 변조신호를 모두 포함하는 방법은 아직 제시되지 않았다. 판정 트리 기반 분류기^[13]는 상위 단계에서 잘못된 분류 결과를 하위 단계에서 바꿀 수 없고, 단순한 최소 거리 분류기^[14]는 특징변수의 분포함수를 반영하지 못하는 단점이 있다. 따라서 기존 분류기의 단점을 보완하고자 특징변수의 확률분포를 고려하는 GMM(Gaussian Mixture Model) 기반의 분류기를 제안하였다. 제안한 구조는 크게 두 단계로 구성된다. 첫 번째 단계에서는 변조신호로부터 1차 순환 모멘트를 추출하고, 추출한 1차 순환 모멘트에서 검출한 첨두의 개수로 변조신호를 M-FSK와 비FSK로 분류한다. 두 번째 단계에서는 분류된 비FSK에서 고차 순환 쿨플러트 추출하고, 3개의 GMM 분류기를 적용하여 비FSK를 분류한다.

II. 순환정상 프로세스의 고차 통계 특성을 이용한 특징변수

시간에 따라 주기적으로 변하는 통계적 성질을 가진 신호를 순환정상(cyclostationary) 신호라 한다. 수학적으로 어떤 연속신호 $y(t)$ 에 n 차 비선형변환 $g(\cdot)$ 를 취했을 때 그 결과 신호 $s(t) = g(y(t))$ 가 유한한 진폭의 정현파 성분을 나타내면 신호 $y(t)$ 는 n 차 순환정상이라 한다^[19]. 어떤 신호가 단일 주기 또는 복수의 주기를 가지는 정현파 성분을 포함하면 Fourier 변환을 했을 때 주파수 영역에서 선 스펙트럼으로 나타난다. 이러한 특성은 통신 신호, 레이더 신호, 수중 음파 신호와 같은 대부분의 인위적 신호의 검출과 식별에 활용할 수 있다.

1. 1차 순환 모멘트

순환정상 프로세스 $y(t)$ 의 지연시간 벡터 $\tau = [\tau_1 \cdots \tau_n]$

와 시간 t 에 대한 n 차 q 공액(n, q) 모멘트(moment)는 다음과 같이 정의된다^[19].

$$M_y(t, \tau)_{n,q} \equiv E \left\{ \prod_{i=q+1}^n y(t + \tau_i) \prod_{j=1}^q y^*(t + \tau_j) \right\} \quad (1)$$

예를 들어 (2,1) 모멘트는 $M_y(t, \tau)_{2,1} = E\{y(t + \tau_1)y^*(t + \tau_2)\}$ 가 된다.

$y(t)$ 는 순환정상 프로세스이므로 $y(t)$ 의 모멘트는 주기적 특성을 가진다. 따라서 (n, q) 모멘트 $M_y(t, \tau)_{n,q}$ 를 다음과 같이 Fourier 급수로 전개할 수 있다.

$$M_y(t, \tau)_{n,q} = \sum_{\alpha \in K_n^m} M_y^\alpha(\tau)_{n,q} e^{j2\pi\alpha t} \quad (2)$$

여기서 Fourier 계수 $M_y^\alpha(\tau)_{n,q}$ 는 (n, q) 모멘트 $M_y(t, \tau)_{n,q}$ 에 포함된 순환 주파수가 α 인 성분의 진폭을 나타내는 것으로, $M_y(\tau)_{n,q}$ 의 (n, q) 순환 모멘트(cyclic moment)라 부르며 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$M_y^\alpha(\tau)_{n,q} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} M_y(t, \tau)_{n,q} e^{-j2\pi\alpha t} dt \quad (3)$$

식 (3)은 $M_y(t, \tau)_{n,q}$ 의 Fourier 변환의 주파수 성분 α 에 해당하는 것으로 모멘트 $M_y(t, \tau)_{n,q}$ 의 순환(cycle) 주파수라 하며, Fourier 변환을 이용하여 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$M_y^\alpha(\tau)_{n,q} \equiv \frac{1}{T} FT_\alpha \{ M_y(t, \tau)_{n,q} \} \quad (4)$$

여기서 $FT_\alpha \{ \}$ 는 주파수 축을 α 로 표시한 Fourier 변환을 나타내고, T 는 심볼 주기를 나타낸다.

식 (4)에서 지연시간 벡터를 $\mathbf{0}$ 으로 놓은 경우의 (n, q) 순환 모멘트를 순환 주파수 α 를 축으로 하는 순환 스펙트럼(cyclic spectrum)이라고도 한다. (n, q) = (1,0)인 경우 1차 모멘트는 $y(t)$ 의 평균을 나타내고, 그 Fourier 계수는 1차 순환 모멘트가 된다.

그림 2는 10개 변조신호에 대해 순환 주파수를 X 축으로

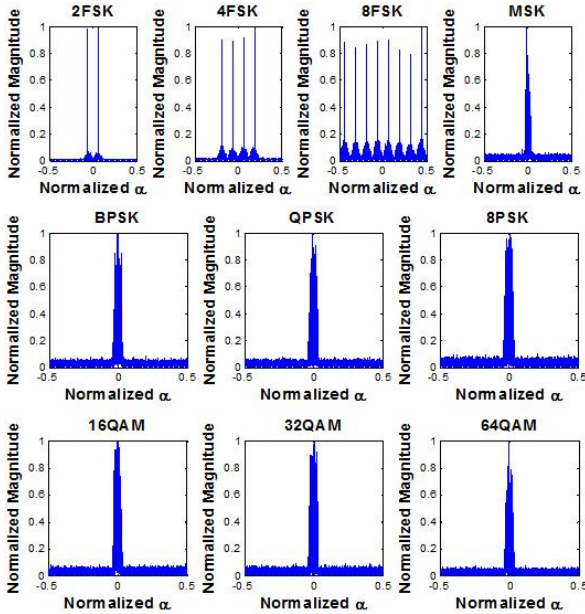


그림 2. 10 가지 변조 신호의 추정된 1차 순환 스펙트럼(SNR=10dB, 심볼수 2400)

Fig. 2. The first order estimated cyclic spectra of 10 modulation signals with SNR=10dB and 2400 symbols

하고 정규화된 1차 순환 모멘트를 Y 축으로 하여 나타낸 것이다. 그림 2에서 M-FSK는 변조 차수와 동일한 개수의 첨두치를 가지는 것을 볼 수 있다. 반면에 나머지 변조신호는 순환 주파수 0 부근에 순환 모멘트의 크기 값이 몰려 있을 뿐 뚜렷하게 구별되는 첨두치를 갖지 않는다. 따라서 1차 순환 모멘트를 M-FSK와 비FSK를 분류하기 위해 사용할 수 있을 뿐만 아니라, M-FSK의 변조 차수를 추정하기 위해서도 사용할 수 있다.

2. 고차 순환 큐물런트

(n, q) 큐물런트(cumulant)는 다음과 같이 (n, q) 모멘트로부터 구할 수 있다^[19].

$$C_y(t, \tau)_{n,q} = \sum_{P=\{P_1, \dots, P_p\}} (|p|-1)! (-1)^{|p|-1} \prod_{i=1}^p M_y(t, \tau_{v_i})_{n_i, q_i} \quad (5)$$

여기서 $P = \{P_1, \dots, P_p\}$ 은 모든 파티션의 집합이며 한 개의 파티션은 서로 공통된 원소를 갖지 않는 번호

$\{1, 2, \dots, k\}$ 의 부분집합으로 구성된다. p 는 한 파티션 내의 원소의 개수, 한 파티션에 속한 번호의 집합은 v_i 이다.

(n, q) 큐물런트는 Fourier 급수로 전개할 수 있으며, 이때 Fourier 계수를 (n, q) 순환 큐물런트(cyclic cumulant : CC)라 한다. 따라서 (n, q) 순환 큐물런트 $C_y^\beta(\tau)_{n,q}$ 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$C_y^\beta(\tau)_{n,q} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} C_y(t, \tau)_{n,q} e^{-j2\pi\beta t} dt \quad (6)$$

여기서 $\beta = k/T + (n-2q)\Delta f_c$ (k 는 임의의 정수, Δf_c 는 주파수 오프셋)로서 순환 큐물런트의 순환 주파수를 의미한다.

여러 변조신호에 대해 8차까지의 이론적인 (n, q) 큐물런트는 표 1과 같이 알려져 있다^[14]. (2,1) 큐물런트는 모멘트와 동일하며 심볼의 전력(분산)을 나타낸다. n 이 3이상인 경우를 고차 순환 큐물런트라 하며, 기저대역 신호자리도(signal constellation)의 분포 특성을 나타낸다.

표 1. 0평균, 0분산 큐물런트의 이론적인 절대값

Table 1. Theoretical absolute value of cumulants of zero-mean and unit variance^[14]

	MSK	BPSK	QPSK	8PSK	16QAM	32QAM	64QAM
C_{20}	0	1	0	0	0	0	0
C_{21}	1	1	1	1	1	1	1
C_{40}	0	2	1	0	0.68	0.19	0.62
C_{41}	0	2	0	0	0	0	0
C_{42}	1	2	1	1	0.68	0.69	0.62
C_{60}	0	16	0	0	0	0	0
C_{61}	0	16	4	0	2.08	0.57	1.79
C_{62}	0	16	0	0	0	0	0
C_{63}	4	16	4	4	2.08	2.11	1.79
C_{80}	0	272	34	1	13.98	1.99	11.50
C_{81}	-	272	0	0	0	0	0
C_{82}	-	272	34	0	13.98	3.84	11.50
C_{83}	-	272	0	0	0	0	0
C_{84}	33	272	34	33	13.98	13.78	11.50

III. GMM 알고리즘을 적용한 분류기

GMM은 가중치를 가지는 다수의 다차원 Gauss 분포함수의 합으로 표현되는 모수적(parametric) 확률 밀도 함수이다^[20].

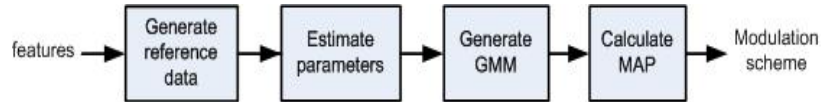


그림 3. GMM 기반 분류기의 처리 절차
 Fig. 3. The processing flow for GMM-based classifier

$$p(x|\Theta) = \sum_{j=1}^m p(x|C_j, \theta_j) P_j \quad (7)$$

여기서 $p(x|C_j, \theta_j)$ 은 특징변수 데이터 $\{x\}_{i=0}^{L-1}$ 에 대해 θ_j 를 미지의 파라미터로 가지는 j 번째 군집 C_j 의 Gauss 분포함수이다. θ_j 는 평균 μ_j 와 공분산 행렬 Σ_j 를 원소로 가지는 집합이다. P_j 는 j 번째 군집의 사전확률(a priori probability) $P(C_j)$ 로서 혼합 가중치의 역할을 한다. 모든 미지의 파라미터를 집합으로 나타내면 다음과 같다.

$$\Theta = \{\mu_j, \Sigma_j, P_j\}, j = 1, \dots, m \quad (8)$$

이러한 파라미터는 GMM 우도의 기대치를 최대화 하는 기대치-최대화(expectation maximization: EM) 알고리즘을 사용해서 추정할 수 있다^[20].

그림 3은 GMM을 적용한 분류기의 변조인식 처리 절차를 나타낸다. 임의로 생성한 변조신호로부터 추출한 특징 변수들은 변조방식별로 구별되는 군집을 이루며, GMM을 이용해서 이러한 군집의 확률분포를 모델링할 수 있다. 최종적으로 수신 신호의 특징변수와 각 군집 간의 사후확률(a posteriori probability : MAP)을 계산한 후 최댓값을 나타내는 군집으로 수신 신호의 변조방식을 결정할 수 있다.

IV. 제안하는 변조인식 방법

1. 변조 인식기 구조

제안하는 변조 인식기는 그림 4와 같은 구조를 가지며 크게 두 단계로 구성된다. 첫 번째 단계에서는 수신 신호의 1차 순환 모멘트를 특징변수로 사용하고, 1차 순환 모멘트의 침두치의 개수를 추정하여 M-FSK와 비FSK를 분류한

다. 또 침두 검출 알고리즘을 적용해서 침두치 개수를 추정하고, 이로부터 M-FSK의 변조차수를 추정한다.

두 번째 단계에서는 비FSK를 분류하기 위해 (4, 2), (6, 3), (8, 0) 순환 쿼물런트를 특징변수로 하고, 3개의 GMM 기반 분류기를 적용한다.

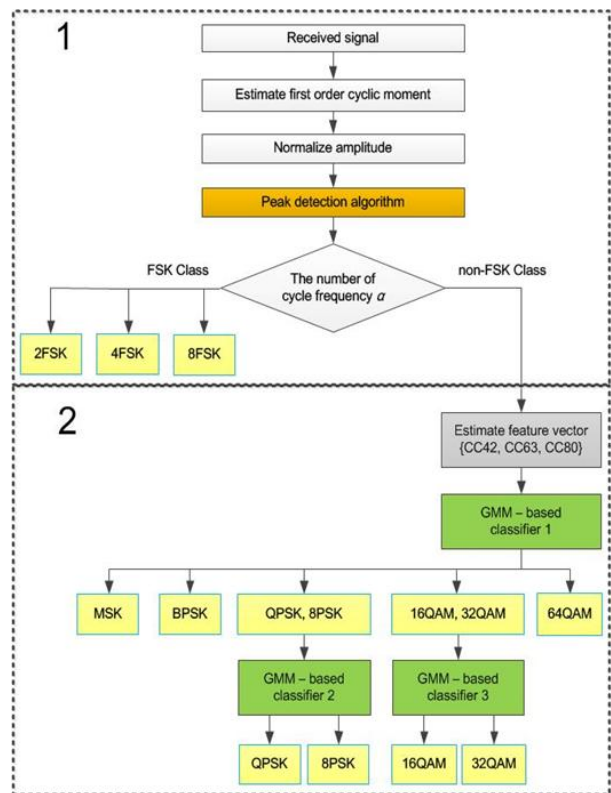


그림 4. 제안한 변조 분류 방법
 Fig. 4. The proposed modulation classification scheme

2 M-FSK 인식 방법

M-FSK를 인식하기 위해 정규화된 1차 순환 모멘트의 크

기를 특징변수로 하여 1차 순환 모멘트를 구한 후 침두 검출 알고리즘을 적용한다.

M-FSK 인식 알고리즘은 다음과 같이 5단계로 진행된다.

- (1) 수신신호의 정규화된 1차 순환 모멘트의 크기를 구한다.
- (2) 양의 순환 모멘트 구간에서 침두 검출 알고리즘을 적용한다. 즉 W 길이의 창을 이동시키며 창 내에 포함된 순환 모멘트의 평균을 구한다. 평균값에 상수 μ_1 을 곱하여 문턱값으로 놓는다. 창의 크기 W 는 인식대상 신호의 최소 심볼을 보다 작으면 된다.
- (3) 추정된 1차 순환 모멘트에서 문턱값 보다 큰 침두치를 찾는다.
- (4) 다시 창을 이동시키며 윈도우 내에 포함된 침두치 중에서 가장 큰 것을 찾는다.
- (5) 다음 규칙에 따라 변조방식을 분류한다.
 - ① 순환 주파수가 검출되지 않았다면 (즉 침두치가 존재하지 않으면) 해당 신호를 비FSK로 분류하고, 1개 이상이면 FSK로 분류한다.
 - ② 순환 주파수의 개수가 1개 이면 2-FSK, 2개 이면 4-FSK, 3개 또는 4개 이면 8-FSK로 분류 한다.

그림 5는 8-FSK의 1차 순환 모멘트에 대해 침두 검출 알고리즘을 적용한 결과를 나타낸 것이다. 그림에서 추정

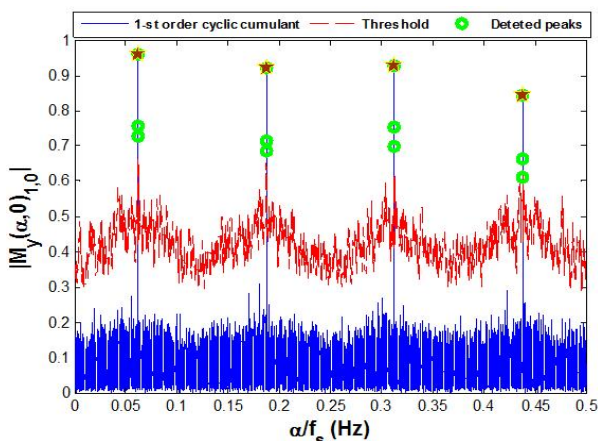


그림 5. 8FSK에 적용한 침두 검출 알고리즘
Fig. 5. Peak detection algorithm with 8FSK

된 1차 모멘트의 순환 스펙트럼과 창의 크기가 $W=100$, 상수 $\mu_1 = 5.5$ 인 경우의 계산된 문턱값을 볼 수 있다. 창의 크기와 상수는 모의실험을 통해 설정하였다. \circ 는 추정된 침두의 위치를 나타내고, \star 은 최종적으로 추정된 침두치를 나타낸다.

그림에서 \circ 가 위 아래 같이 있는 것은 실제로 순환 주파수 α 가 다른 값에서 침두가 있는 것을 의미한다. 데이터의 평균을 이용하는 침두 검출 알고리즘을 적용함으로써 피크 잡음 등에 의한 잘못 검출할 확률을 줄일 수 있다.

3. 비FSK 분류 방법

비FSK를 분류하기 위해서 모두 3개의 GMM 기반 분류기를 사용한다.

첫 번째 GMM 기반 분류기는 (4, 2) 및 (6, 3) 순환 큐플런트를 특징변수로 사용하고, 7개 변조신호인 MSK, BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-QAM, 32-QAM, 64-QAM을 분류한다. 이때 QPSK와 8-PSK, 16-QAM과 32-QAM의 (4, 2) 및 (6, 3) 순환 큐플런트 값은 서로 뚜렷하게 구별되지 않는다. 따라서 다른 특징변수를 사용하여 각각 한 번 더 분류기를 적용한다. 즉 두 번째와 세 번째 GMM 기반 분류기는 (8, 0) 순환 큐플런트를 특징변수로 사용하고, 각각 8-PSK와 16-QAM, 32-QAM과 64-QAM을 분류한다.

그림 6은 각 GMM 기반 분류기의 학습을 위해 사용되는 특징변수의 참조 데이터를 나타낸다. 그림 6(a)는 첫 번째 분류기의 참조 데이터로 사용되는 7가지 변조신호의 (4, 2) 및 (6, 3) 순환 큐플런트의 분포를 나타낸다. QPSK와 8-PSK, 16-QAM과 32-QAM의 특징변수가 이루는 군집이 서로 겹쳐져 구별되지 않음을 볼 수 있다. 그림 6(b)와 6(c)는 두 번째와 세 번째 GMM 기반 분류기의 참조 데이터로 사용되는 (8, 0) 순환 큐플런트의 분포를 나타낸다. 가로 축인 신호대잡음비(signal-to-noise ratio : SNR)가 향상될수록 변조방식에 따라 특징변수가 뚜렷하게 구분됨을 확인할 수 있다.

GMM 기반 분류기는 EM 알고리즘을 이용하여 이와 같은 참조 데이터의 확률분포를 추정 한 후, 다수의 다차원 Gauss 분포함수로 참조 데이터를 모델링한다. 그림 7은 몇

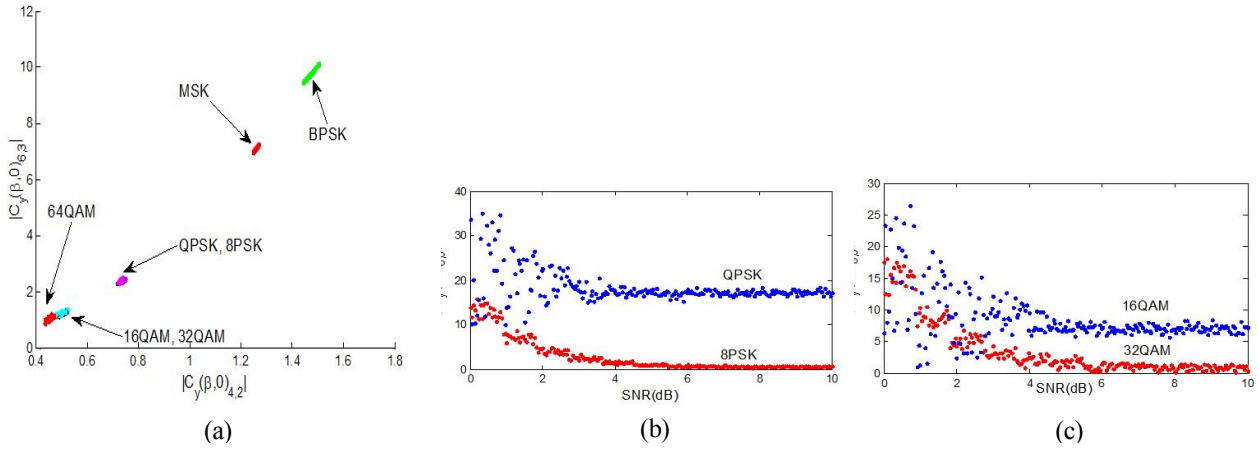


그림 6. GMM 기반 (a) 분류기 1, (b) 분류기 2, (c) 분류기 3에서 사용되는 순환 큐물런트로 구성된 참조 데이터
 Fig. 6. Reference data consisted of cyclic cumulants for GMM-based (a) classifier 1, (b) classifier 2, (c) classifier 3

가지 변조신호 참조 데이터의 추정된 확률분포를 나타낸다. 그림 7(a)는 2개 특징변수 (4, 2) 및 (6, 3) 순환 큐물런트를 축으로 분포함수를 나타낸 것이며, (b)와 (c)는 특징변수 (8, 0) 순환 큐물런트에 대해 각각 8-PSK와 QPSK, 16-QAM과 32-QAM의 분포함수를 나타낸 것이다. 분포함수는 평균과 공분산(변수가 2개 이상인 경우), 또는 분산(변수가 1개인 경우)에 의해 결정된다.

일단 참조 데이터의 분포함수가 추정되면, 변조인식을

하고자 하는 수신신호의 특징변수를 계산한다. 그 다음 계산한 특징변수의 값에서 가장 높은 확률을 나타내는 변조 방식으로 신호의 변조방식을 결정한다.

GMM 기반 분류기의 성능을 결정하는 가장 큰 요인은 해당 변조방식을 잘 나타낼 수 있는 적절한 참조 데이터를 사용하는 것이다. 따라서 이 논문에서는 실제 환경을 고려하여 잡음이 추가된 변조신호로부터 추출한 특징변수를 참조데이터로 이용하였다.

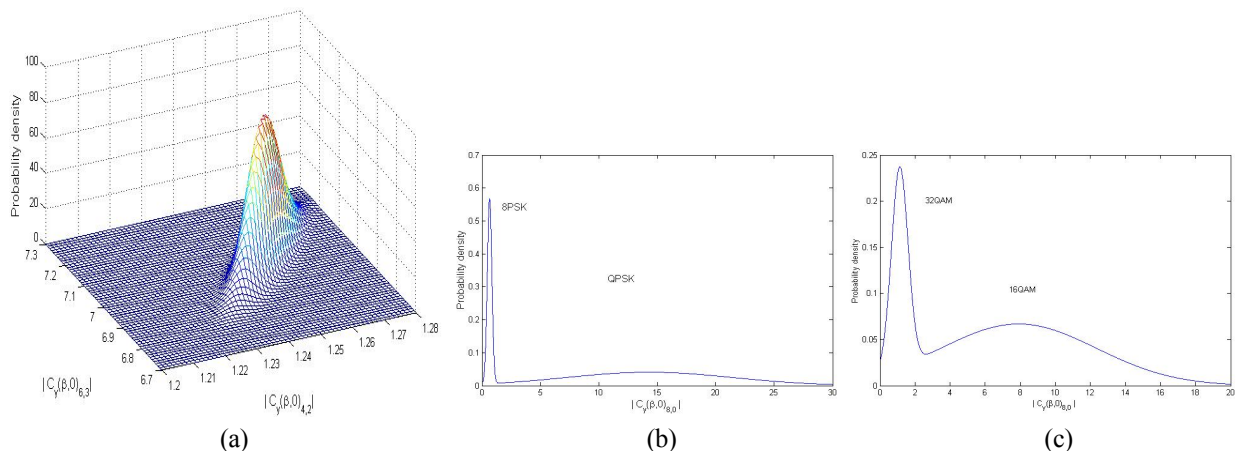


그림 7. (a) MSK 신호의 (4,2), (6,3) 순환 큐물런트, (b) QPSK와 8PSK의 (8,0) 순환 큐물런트, (c) 16QAM와 32QAM의 (8,0) 순환 큐물런트 참조 데이터의 추정된 확률분포

Fig. 7. Estimated probability distribution of reference data (a) (4, 2) and (6, 3) cyclic cumulants of MSK, (b) (8, 0) cyclic cumulant of QPSK and 8-PSK, (c) (8, 0) cyclic cumulant of 16QAM and 32QAM

V. 모의실험 결과

모의실험에서 인식하고자 하는 변조방식은 2-FSK, 4-FSK, 8-PSK, MSK, BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-QAM, 32-QAM, 64-QAM 등 10개의 기저대역 변조신호를 대상으로 한다. 변조신호의 심볼은 독립적이면서, 동일한 확률 분포를 따른다는 것을 가정하였다. 과표분화율 ρ 는 16이고, M-PSK, M-QAM 신호의 펄스 성형을 위한 롤오프율 (roll-off factor)은 0.35, 주파수 오프셋은 심볼율 대비 0.1 까지, 위상 오프셋은 $[-\pi, \pi]$ 구간에서 균일 분포를 가지는 불규칙 변수라 가정하였다. 전송채널은 AWGN이고, 성능을 확인하기 위해 각 변조방식에 대해 500번 변조인식을 수행하여 평균을 취함으로써 분류확률(probability of correct classification) P_c 를 구하였다.

그림 8은 주파수와 위상의 오프셋이 없고 심볼수가 6000일 경우 SNR에 따른 변조 인식기의 분류확률을 나타낸다. 실선은 변조방식별 분류확률이고, 점선은 전체 변조방식에 대한 평균 분류확률이다. SNR이 증가함에 따라 모든 신호의 분류확률이 커짐을 확인할 수 있다. SNR이 4dB 부근에서 8-PSK와 32-QAM의 분류확률이 급격히 커지는 이유는, 낮은 SNR에서 (8, 0) 순환 큐플러트의 분산이 크게 증가하

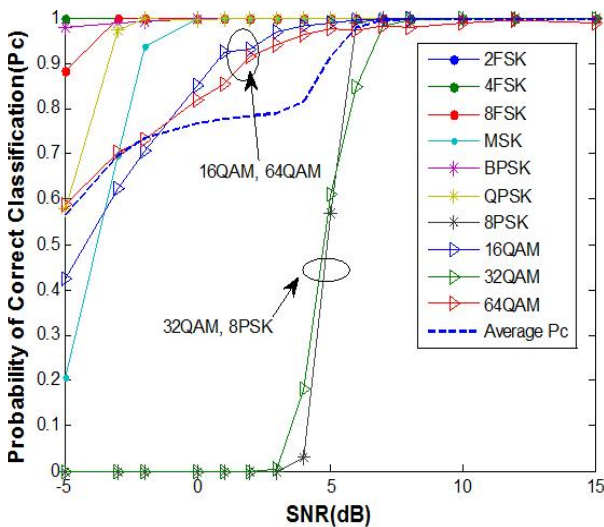


그림 8. SNR에 따른 제한한 변조 분류기의 성능
Fig. 8. Performance of the proposed modulation classifier with SNR

게 되고, 이를 특징변수로 사용하는 분류기의 오분류 확률이 커지기 때문이다.

그림 9는 주파수와 위상의 오프셋이 없는 경우 심볼수에 따른 변조 인식기의 분류성능을 나타낸다. 동일한 SNR에 대해 심볼수가 증가함에 따라 대체로 분류확률은 커진다. 특히 SNR이 10dB인 경우 심볼수가 6000개 이상이면 분류확률이 1에 근접함을 확인할 수 있다. 그러나 0dB의 경우 8000 심볼 이상에서는 심볼의 수를 증가시켜도 더 이상 분류성능이 향상되지 않음을 볼 수 있다. 이것은 8000 심볼보다 적은 경우 SNR보다 심볼수의 영향이 크고, 그 이상에서는 심볼수보다 SNR의 영향이 큰 것을 의미한다.

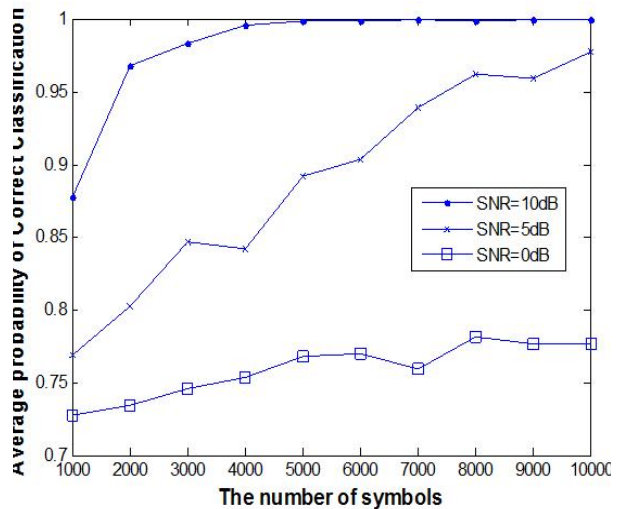


그림 9. 심볼수에 따른 제한한 변조 분류기의 성능
Fig. 9. Performance of the proposed modulation classifier with the number of symbols

그림 10은 SNR이 15dB이고 심볼수가 6000일 때 주파수와 위상의 오프셋에 따른 변조 인식기의 분류성능을 나타낸다. 주파수 오프셋을 0부터 0.01간격으로 0.1까지 증가 시키면서 전체 변조방식에 대한 평균 분류확률을 나타내었다. 모든 주파수 오프셋에 대해 평균 분류확률의 변화가 크지 않은 것으로 보아 주파수와 위상의 오프셋에 큰 영향을 받지 않음을 알 수 있다. 그 이유는 (4, 2) 및 (6, 3) 순환 큐플러트에서 실수부와 허수부의 차수가 같아서 서로 위상이 상쇄되기 때문이다.

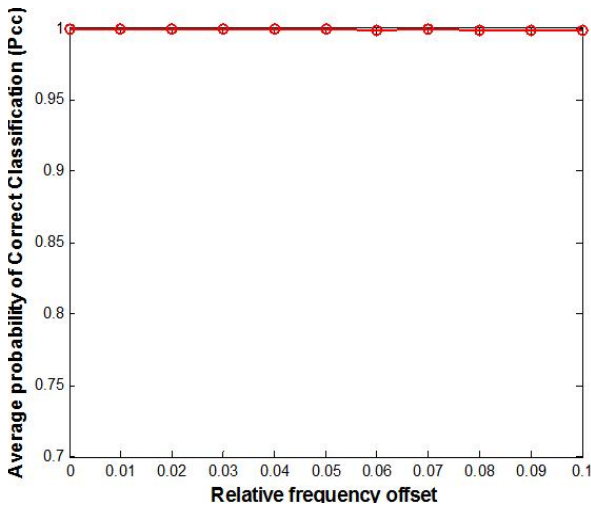


그림 10. 주파수와 위상 오프셋에 따른 제안한 변조 분류기의 성능
 Fig. 10. Performance of the proposed modulation classifier with frequency and phase offsets

VI. 결론

이 논문에서는 순환 프로세스의 고차 통계 특성을 이용하여 2-FSK, 4-FSK, 8-FSK, MSK, BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-QAM, 32-QAM, 64-QAM 등 10가지 디지털 변조신호의 변조방식을 인식하는 방법을 처음으로 제시하였다. FSK와 비FSK의 분류 및 M-FSK의 변조차수 추정을 위해 특징변수로 1차 순환 모멘트를 이용하였다. 또 비FSK인 MSK, M-PSK, M-QAM의 분류하기 위해 특징변수로 (4, 2), (6, 3), (8, 0) 고차 순환 큐물런트를 이용하는 GMM 기반 분류기를 제안하였다.

모의실험 결과 제안한 변조 인식기는 SNR이 5dB 이하인 경우 8-PSK와 32-QAM의 분류확률이 대체로 낮지만, SNR이 10dB 이상인 경우 6000개 정도의 심볼을 사용하면 대부분의 변조방식에서 1에 근접하는 분류성능을 얻을 수 있었다. 또한 심볼수가 증가할수록 분류성능이 향상되었으며, 주파수와 위상의 오프셋에 대해 크게 영향을 받지 않음을 알 수 있었다. 한편 제안한 변조 인식기에서 GMM의 파라미터를 추정하기 위한 계산량은 $O(N^2)$ 이 된다. 여기서 N 은 변조인식을 위해 사용한 표본의 수이다. 그러나 GMM 파

라미터는 변조인식을 적용하기 전에 한 번만 추정하면 되므로 계산량은 크게 문제되지 않는다. 변조인식 과정에서의 계산량은 순환 큐물런트 계산시 필요한 푸리에 변환에 의해 결정된다. 따라서 제안한 변조 인식기의 계산량은 $O(M \log N)$ 이 된다.

참고 문헌 (References)

- [1] E. E. Azzouz and A. K. Nandi, Automatic Modulation Recognition of Communication Signals, Kluwer, Boston, MA, 1996.
- [2] T. Ulversoy, "Software Defined Radio: Challenges and Opportunities", Communications Surveys & Tutorials, IEEE, vol. 12, pp. 531-550, 2010.
- [3] S. Haykin, "Cognitive radio: brain-empowered wireless communications", in Proc. of the IEEE Journal on Selected Areas in Communications, vol. 23, pp. 201-220, 2005.
- [4] O. A. Dobre, A. Abdi, Y. Bar-Ness, and W. Su, "A survey of automatic modulation classification techniques: classical approaches and new trends", IET Commun., vol. 1, pp. 137-156, 2007.
- [5] J.L. Xu, Su Wei, Zhou MengChu, "Likelihood-Ratio Approaches to Automatic Modulation Classification," Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, IEEE Transactions on, vol. 41, no. 4, pp. 455-469, 7, 2011.
- [6] A. Hazza, M. Shoaib, S. A. Alshebeili, and A. Fahad, "An overview of feature-based methods for digital modulation classification", in Communications, Signal Processing, and their Applications (ICCSPA), 2013 1st International Conference on, pp. 1-6, 2013.
- [7] E. E. Azzouz and A. K. Nandi, "Procedure for automatic recognition of analogue and digital modulations", Communications, IEE Proceedings, vol. 143, pp. 259-266, 1996.
- [8] Pawar, S.U.; Doherty, J.F., "Modulation Recognition in Continuous Phase Modulation Using Approximate Entropy", Information Forensics and Security, IEEE Transactions on, vol.6, no.3, pp. 843-852, Sept. 2011.
- [9] K.C. Ho, W. Prokopiw and Y.T. Chan, "Modulation identification of digital signals by the wavelet transform", IEE Proceedings - Radar, Sonar and Navigation, vol. 147, pp. 169, 2000.
- [10] S. Qinghua and Y. Karasawa, "Automatic Modulation Identification Based on the Probability Density Function of Signal Phase", Communications, IEEE Transactions on, vol. 60, pp. 1033-1044, 2012.
- [11] A. Swami and B. Sadler, "Hierarchical digital modulation classification using cumulants", IEEE Transactions on Communication, vol. 48, pp. 416-429, 2000.
- [12] W. Hongfei, O. A. Dobre, L. Cheng, and R. Inkol, "M-FSK signal recognition in fading channels for cognitive radio", in Radio and Wireless Symposium (RWS), 2012 IEEE, pp. 375-378, 2012.
- [13] E. Like, V. D. Chakravarthy, P. Ratazzi, and Z. Wu, "Signal classi-

fication in fading channels using cyclic spectral analysis", EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 1. 2009.

[14] O. A. Dobre, A. Abdi, Y. Bar-Ness, and W. Su, "Cyclostationarity-Based Modulation Classification of Linear Digital Modulations in Flat Fading Channels", Wireless Personal Communications, vol. 54, pp. 699-717, 9. 2010.

[15] O. A. Dobre, M. Oner, S. Rajan, and R. Inkol, "Cyclostationarity-Based Robust Algorithms for QAM Signal Identification", Communications Letters, IEEE, vol. 16, pp. 12-15, 2012.

[16] C. W. Lim and M. B. Wakin, Compressive Higher Order Cyclostationary Statistics (2013), from http://inside.mines.edu/~clim/pubs/chos_draft_double_june_2013.pdf.

[17] M. W. Aslam, Z. Zhu, A. K. Nandi, "Automatic modulation classification using combination of genetic programming and KNN", IEEE Transactions on wireless communications, vol. 11, no. 8, pp. 2742-2750, 8. 2012.

[18] A. Kubankova, H. Atassi and D. Kubanek, "Gaussian mixture model based recognition of digital modulations of noisy signals", Electrotechnics magazine, vol. 2, no.1, 4. 2011.

[19] W. A. Gardner and C. M. Spooner, "The cumulant theory of cyclostationary time-series. I. Foundation", Signal Processing, IEEE Transactions on, vol. 42, pp. 3387-3408, 1994.

[20] S. Theodoridis and K. Koutroumbas, Pattern Recognition, Elsevier Science, 2008.

저 자 소 개



안 우 현

- 2012년 2월 : 충북대학교 전자공학과 (공학사)
- 2014년 2월 : 충북대학교 전자공학전공 (공학석사)
- 2014년 3월 ~ 현재 : 충북대학교 전자공학전공 박사과정
- 주관심분야 : 자동변조인식, 통신신호처리, 무선통신시스템



나 선 필

- 1985년 2월 : 충남대학교 계산통계학과 (이학사)
- 1987년 2월 : 충남대학교 계산통계학과 (이학석사)
- 1991년 2월 ~ 현재 : 국방과학연구소
- 주관심분야 : 통신정자전, 무선통신시스템



서 보 석

- 1987년 2월 : 서울대학교 전자공학과 (공학사)
- 1989년 2월 : 서울대학교 전자공학과 (공학석사)
- 1997년 2월 : 서울대학교 전자공학과 (공학박사)
- 2004년 9월 ~ 현재 : 충북대학교 전자공학부 교수
- 주관심분야 : 이동통신, 디지털 방송, 통신신호처리