

논문 2008-45TC-4-3

웨이브릿 변환을 이용한 디지털 변조타입 자동 인식

(Automatic Recognition of Digital Modulation Types using Wavelet Transformation)

박철순*, 나선필*, 양종원*, 최준호*

(Cheol-Sun Park, Sun-Phil Nah, Jong-Won Yang, and Jun-Ho Choi)

요약

본 논문은 웨이브릿 변환을 이용하여 사전정보 없이 입사하는 디지털 신호의 변조타입 자동식별 방법에 관한 것이다. 변조 인식에 사용되는 특징(key features)은 변조타입에 대한 민감도가 우수하고, SNR에 대한 변화가 적은 속성을 가져야 한다. 잡음에 대한 변화가 적은 속성을 가진 웨이브릿 변환 계수에서 변조인식을 위해 4개의 특징(key features)을 선정하였다. 또한 선정된 특징들을 이용하여 총 8종의 디지털변조 신호를 분류하기 위해 시뮬레이션을 수행하였다. 소프트웨어 라디오의 변조 인식 모듈 탑재를 고려하여, 3 타입의 변조인식기에 대한 인식 정확도 및 수행시간을 비교 분석하였다. 시뮬레이션 결과 전체 인식시간은 MDC(Minimum Distance Classifier)와 DTC(Decision Tree Classifier)가 빠르게 수행되었고, 인식정확도는 MDC와 SVMC(Support Vector Machine Classifier)가 우수하게 제시되었다.

Abstract

In this paper, we deal with modulation classification method using WT capable of classifying incident digital signals without a priori information. These key features should have good properties of sensitive with modulation types and insensitive with SNR variation. The 4 key features for modulation recognition are selected using WT coefficients, which have the property of insensitive to the changing of noise. The numerical simulations for classifying 8 digital modulation types using these features are performed. The numerical simulations of the 3 types (i.e. DTC, MDC, and SVMC) of modulation classifiers are performed the investigation of classification accuracy and execution time to design the modulation classification module in software radio. The simulation result indicated that the execution time of MDC and DTC was best and MDC and SVMC showed good classification performance.

Keywords : Wavelet Transformation, Modulation Classification, Decision Tree, Minimum Distance, Support Vector Machine

I. 서론

미지의 입사신호에 대한 자동변조 인식 기능은 간섭 식별, 스펙트럼 감시, 신호 탐색, 통신 전자전, 민수 및 군 통신 응용분야에서 그 용도를 찾을 수 있다^[1, 4].

소프트웨어의 융통성에 기인해 소프트웨어 라디오 장비들은 다양한 변조 신호들에 대한 복조를 1대의 통합수신기로 대치 가능하므로 자동 변조인식 기능은 재구성(reconfigurable) 라디오 컨버전스를 위한 중요한

기술로 고려되고 최근 관심이 커지고 있다^[2]. 소프트웨어 라디오는 미지의 입사신호를 정확한 복조기로 연결해야 하는 무선 네트워크 환경에서 그 실용적인 사례를 찾을 수 있다. 소프트웨어 라디오의 구현을 위해서는 변조 인식기의 실시간 운용 및 고인식률이 요구된다.

본 논문에서는 소프트웨어 라디오의 변조인식 모듈에 적용될 수 있도록 디지털 변조신호에 대한 인식정확도가 우수하고 실시간 운용이 가능한 변조인식기를 연구하는 것이다. 입사신호의 변조를 식별하는 가장 기본적인 접근법은 순시 진폭, 위상, 주파수에 포함된 정보를 이용하는 것이다. 본 논문의 변조 인식모듈의 특징(key feature)은 디지털 신호의 주기적인 통계적 특성인

* 정회원, 국방과학연구소

(Agency for Defense Development)

접수일자: 2007년11월21일, 수정완료일: 2008년4월18일

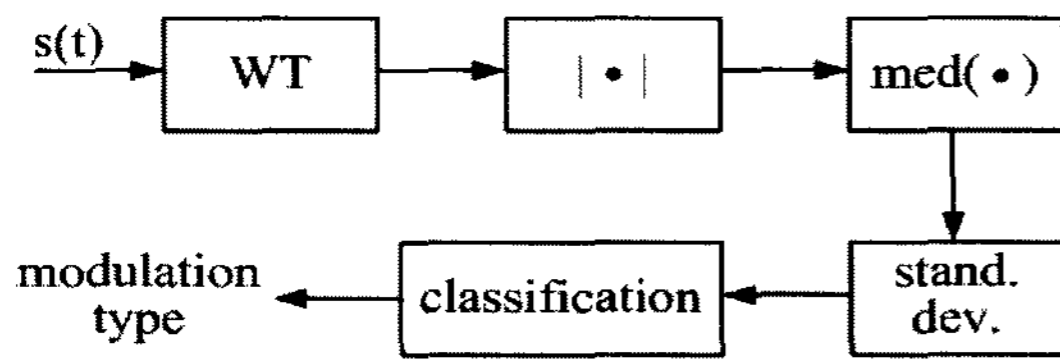


그림 1. 웨이브릿을 이용한 변조 인식 절차
 Fig. 1. The procedure of automatic modulation recognition using WT.

Cyclostationary 성질^[3]을 활용하고 고속화 알고리즘 (Fast WT)이 존재하고 하드웨어화가 가능한 WT (Wavelet Transformation)으로 접근하였다.

입력 신호에 대한 변조 인식 절차는 그림 1과 같이 전처리 및 정규화 과정없이 WT에서 추출된 웨이브릿 계수의 절대값 계산 및 median 필터링 후 표준편차를 계산하여 변조 형태를 분류하는 과정을 따른다.

일반적으로 자동 변조 분류 방법에는 의사결정 트리 (Decision Tree)^[6], 최소 거리 (Minimum Distance)^[1], 신경망 (Neural Network), Support Vector Machine^[7-10]과 같은 기법들을 사용하고 있다.

WT을 이용한 변조인식에 관한 연구는 주로 입사 신호로부터 특징 추출부에 집중되어 있다^[4]. 본 논문은 변조신호 인식 대상인 2ASK, 4ASK, 2FSK, 4FSK, 2PSK, 4PSK, MSK, 16QAM 신호에 대해 그림 1과 같은 절차에 따라 WT에서 유도한 4개의 특징 추출뿐만 아니라, 3 타입의 변조 분류 방법에 적용하여 시뮬레이션을 통해 그 성능을 비교 분석하였다. 이들 디지털 변조신호 인식 시뮬레이션에서 사용한 3 타입의 변조 인식 방법은 DTC (Decision Tree Classifier), MDC (Minimum Distance Classifier), SVMC (Support Vector Machine Classifier)이다. 이들 변조인식 방법을 적용하여 변조 신호별 인식을 및 수행시간을 비교하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 WT의 특징과 3 타입의 변조인식기의 입력으로 공통 사용될 특징을 기술하였다. III장에서는 3 타입의 변조 분류기법의 핵심원리 및 변조인식 접근법을 기술하였다. IV장에서는 도출된 특징을 변조 인식기에 적용한 성능 시뮬레이션 결과를 비교 분석하였다. V장의 결론으로 본 논문을 끝 맺는다.

II. 변조인식을 위한 웨이브릿 특징

소프트웨어 라디오에서, 변조 타입은 신호 특징

(signal signatures)들 중의 하나로서 고려된다. 따라서 정확한 변조 인식은 전송메세지의 복조, 디코드 및 정보화를 위한 중요한 역할을 수행한다.

먼저, 변조인식 수행을 위해서는 입사신호에서 간결한 변조 특징(key feature)을 추출하는 것이 선행된다. 통계적 변조인식에서, N개의 추출된 특징은 N차원 특징 공간(feature space)으로 표현되고, 각 변조정보는 이 공간에서 하나의 점으로 볼 수 있다. 특징 추출의 목표는 N차원 특징 공간에서 간결하고 중복이 없는 영역을 갖는 패턴 벡터를 선정하는 것이다. 따라서 변조인식을 위해 사용되는 특징은 관련 변조정보에 특히 민감한 것을 선정하여야 한다. 즉, 변조 종속성을 향상시키되, 메시지 종속성이 억압되는 성질을 가진 특징을 선정하는 것이 바람직하다.

특징을 이용한 변조 인식 알고리즘의 설계시, 먼저 데이터를 표현하는 특징들이 필요하다. 가장 기초적인 특징으로 순시 진폭, 위상, 주파수에 포함된 정보를 이용하는 것이다. 또는 동위상과 직교위상간의 상관, 정규화된 신호 진폭, 위상, 주파수의 분산, 영교차 간격의 분산, 피크 제거 후 WT 계수의 분산 등과 같이 기초 정보를 통계 처리하여 특징으로 사용한다.

일반적으로 획득되는 신호들은 시간영역 신호들로 분석 및 처리를 위해 종종 주파수 영역, 시간-주파수 영역 등으로 변환된다. 신호 변환은 원신호에 숨겨진 원천 정보를 식별하는데 도움을 준다. 이러한 변환 기법들은 각기 장단점을 가지므로 응용분야 성격에 따라 선택된다.

많은 응용에서 디지털 통신 신호와 같은 비정상성 (non-stationary) 신호를 분석하기 위해서는 주파수와 시간 정보가 동시에 요구되는데, 주로 고정된 윈도우 폭을 사용하는 STFT (Short Time Fourier Transform)이 많이 사용되었다. 최근 여러 응용에서 WT는 다른 변환기법에 비해 보다 우수한 시간대 주파수 표현을 제공하는 것으로 알려져 있다. STFT은 고정된 단일 윈도우를 제공하는 반면, WT은 고주파수에서 짧은 윈도우를 사용하고 낮은 주파수에서 긴 윈도우를 사용함으로써 다중 분해 분석 능력을 제공하는 것이 가능하다.

무한 반복되는 사인파를 기본파형으로 이용하여 주파수만을 변화시키며 상관관계를 밝히는 FT (Fourier Transform)에 비해 WT은 한 파장의 파형을 기본파형으로 스케일과 윈도우 위치(position)를 변화시켜가며 상관관계를 밝히는 기술이다. 따라서 WT은 스케일과 위치를 동시 변화시키는 것이 가능하므로 주파수 정보

와 함께 시간의 정보도 알 수 있다는 장점이 있다.

신호 $x(t)$ 의 CWT(Continuous Wavelet Transform)은 다음과 같이 정의된다^[5].

$$\begin{aligned}
 CWT(\tau, s) &= \int x(t)\psi_s^*(t)dt \\
 &= \frac{1}{\sqrt{|s|}} \int x(t)\psi^*\left(\frac{t-\tau}{s}\right)dt
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

여기서, *는 복소 공액, s 는 스케일 인덱스, τ 는 윈도우 위치(translation)임.

웨이브릿 모함수는 연결된 특성들에 근거하여 모든 기저(basis) 함수들을 생성하기 위해 사용된다. 윈도우 위치 파라미터 τ 는 그 신호가 이동됨에 따라 웨이브릿의 윈도우 위치와 일치되어 WT에서 시간정보를 나타낸다. 스케일 파라미터 s 는 주파수 정보를 나타내고, 신호를 확대 또는 축소한다. 큰 스케일(즉, 낮은 주파수들)은 신호를 확장하고 신호내에 숨겨진 구체적인 정보를 제공하는 반면, 작은 스케일(즉, 높은 주파수들)은 신호를 압축하고 신호에 관한 전반적인 정보를 제공한다. WT 연산은 통상 입력신호와 기저 함수의 컨볼루션으로 수행된다. 이와 같은 다중 해상도 분석은 높은 주파수 성분이 오랜 기간 동안 지속되지 않지만 낮은 주파수 성분이 신호의 전체 주기의 상당부분을 차지하는 특징을 가진 음성처리 등의 응용에 매우 중요하다.

WT 분석은 신호 함수 또는 벡터를 웨이브릿 모함수에서 다양한 스케일과 위치에 대해 고정 템플릿(templates)에서 추가적인 근사화(approximations)와 구체화(details)의 집합으로 분해를 수행한다. 템플릿은 웨이브릿 모함수인 $\psi(x)$ 에서 스케일 인덱스와 윈도우 위치 파라미터를 적용하여 구축된다.

웨이브릿 분해 과정(decomposition process)은 그림 2와 같이 연속적인 근사화(approximation)의 분해가 반복되어 하나의 신호는 많은 저분해능(lower-resolution) 성분으로 분리된다. 이러한 과정은 웨이브릿 분해 트리라고 부른다. 한 신호에 대한 웨이브릿 분해 트리는 가치있는 정보를 산출할 수 있다. 분석 과정이 반복적이므로, 이론상 무한히 계속될 수 있지만, 신호의 성질 또는 엔트로피와 같은 설정한 기준에 근거하여 적정 레벨을 선택한다.

WT의 분해를 통한 수신신호의 순시 주파수, 진폭 및 위상 변화를 국부화(localized)시켜 자동 변조 인식기에 적용하는 방안이 연구되고 있다. 예로서, PSK, QAM, FSK 신호들이 HWT(Haar WT)의 계수 값에 의해 변별되는 특징을 변조인식에 사용하였다^[3]. PSK

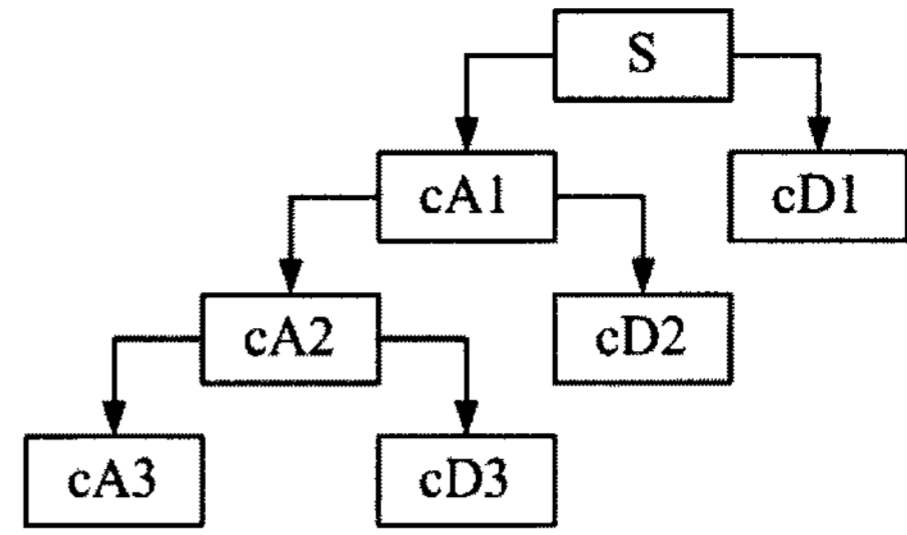


그림 2. 웨이브릿 분해 트리
Fig. 2. Wavelet decomposition tree.

신호에 대해 위상 변화가 발생하는 피크들의 크기는 일정한 반면, FSK와 QAM의 경우 주파수와 위상변화 때문에 HWT 크기는 계단 함수(stair function)와 같이 일정하지 않은 형태로 나타나는 특성을 이용한 경우이다.

웨이브릿 모함수의 선택은 응용에 따라 달라진다. 주파수 응답이 최대 편평도를 갖기 때문에 Maxflat 웨이브릿이라 불리는 Daubechies 함수는 많은 응용에서 사용된다. 본 논문에서는 웨이브릿 모함수로 Haar 함수를 사용한다. Haar 함수는 가장 단순하고 계산이 용이하며 웨이브릿 변환 전과 후에도 두 신호사이의 유클리디안 거리(Euclidean distance)가 보존되는 특성이 있어, 거리 기반 변조 인식 분류가 유리하고, 하드웨어 구현을 통한 고속 분류가 가능하다는 장점이 있다.

변조 인식을 위해 사용되는 특징은 소프트웨어 라디오 변조인식 모듈 적용을 고려하여 가장 간단한 Haar 함수와 4단계 분해과정에서 유도된 계수만을 이용하였다. 변조 인식기에 대한 입력은 구체화(details) 계수인 cD1~cD4만을 이용하였다. 이들 선정된 특징들은 3 타입의 변조인식기에서 공통적으로 사용된다. 변조 인식기 입력시 이들 특징들은 각 레벨별 표준편차를 적용하였다. 그림 3~그림 6은 이들 특징들의 변조신호별 SNR변화에 따른 표준편차를 도식한 것이다.

III. 변조인식기

본 장에서는 Haar WT에서 유도된 특징 4개를 이용하여 미지의 입사신호 8종을 변조 인식기에 적용하여 그 성능을 비교 분석한다. 적용대상 3타입 변조인식기는 다음과 같다. 첫 번째로는 마하라노비스 거리를 이용하여 임계치를 설정하는 DTC (Decision Tree Classifier)이고 두 번째로는 정규화 유클리드 거리를 이용하여 변조인식을 수행하는 MDC(Minimum Distance Classifier)이고 세 번째는 최대 마진 경계설정과 커널

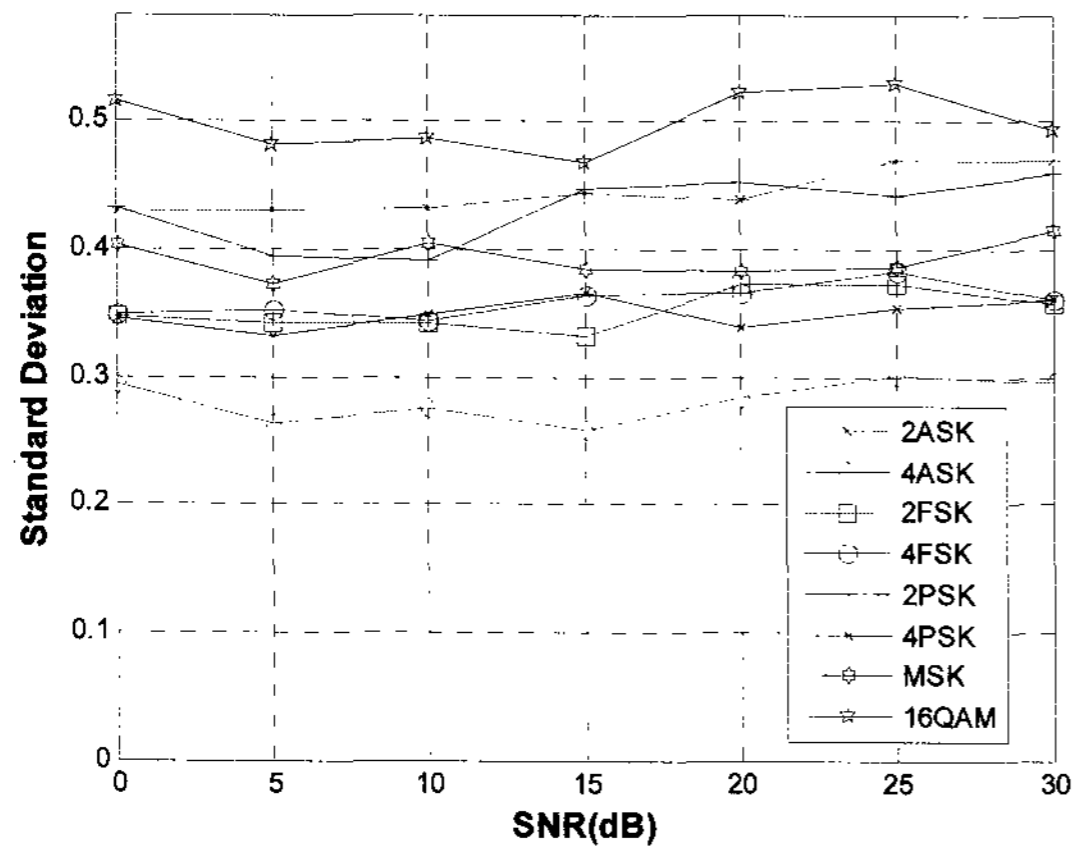


그림 3. 디지털 변조신호별 HWT 레벨1 구체화 계수의 표준편차 분포 (SNR: 0~30dB)

Fig. 3. The SD of Details cD1 in HWT w.r.t. 8 digital modulation types at SNR from 0dB~30dB.

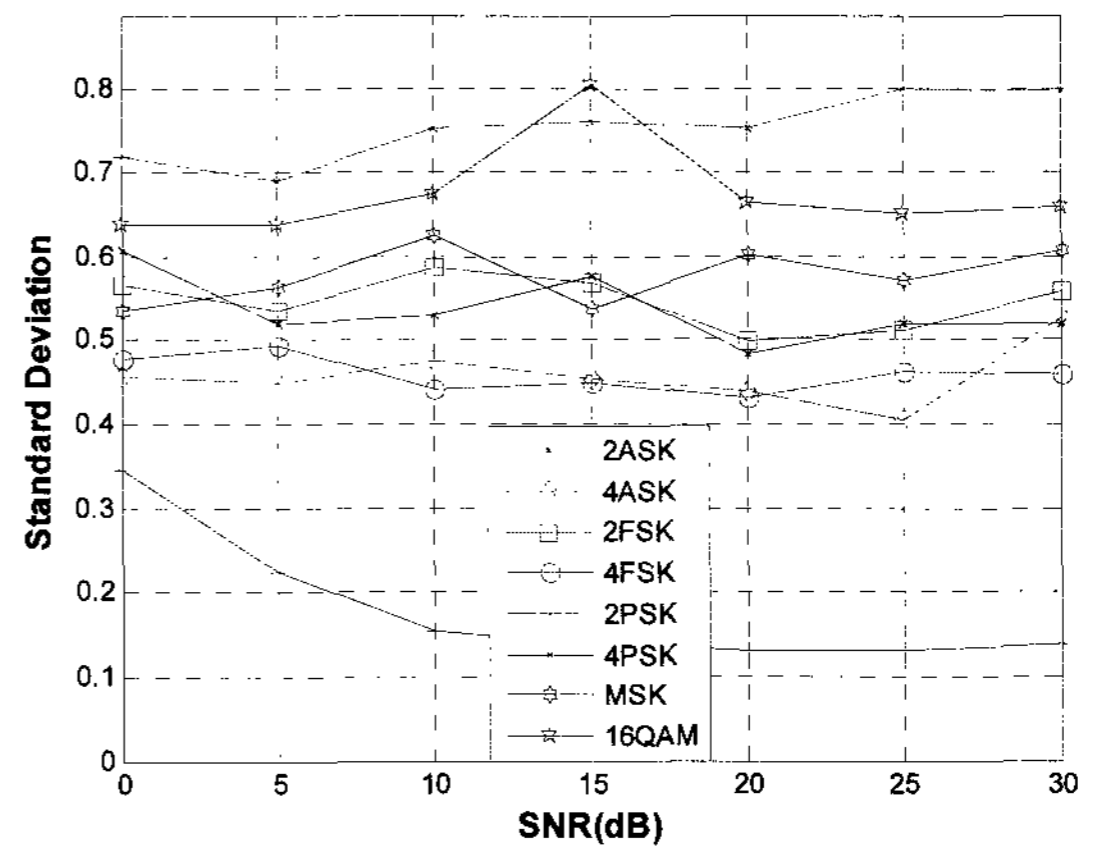


그림 5. 디지털 변조신호별 HWT 레벨3 구체화 계수의 표준편차 분포 (SNR: 0~30dB)

Fig. 5. The SD of Details cD3 in HWT w.r.t. 8 digital modulation types at SNR from 0dB~30dB.

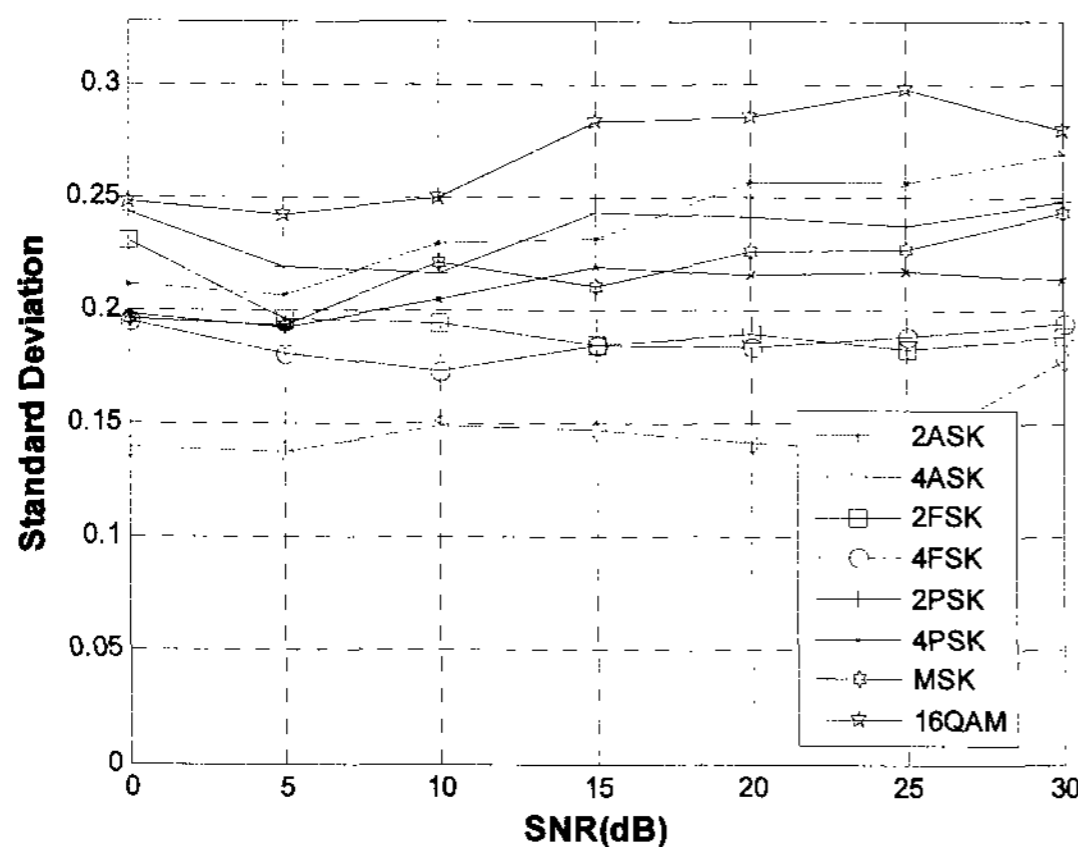


그림 4. 디지털 변조신호별 HWT 레벨2 구체화 계수의 표준편차 분포 (SNR: 0~30dB)

Fig. 4. The SD of Details cD2 in HWT w.r.t. 8 digital modulation types at SNR from 0dB~30dB.

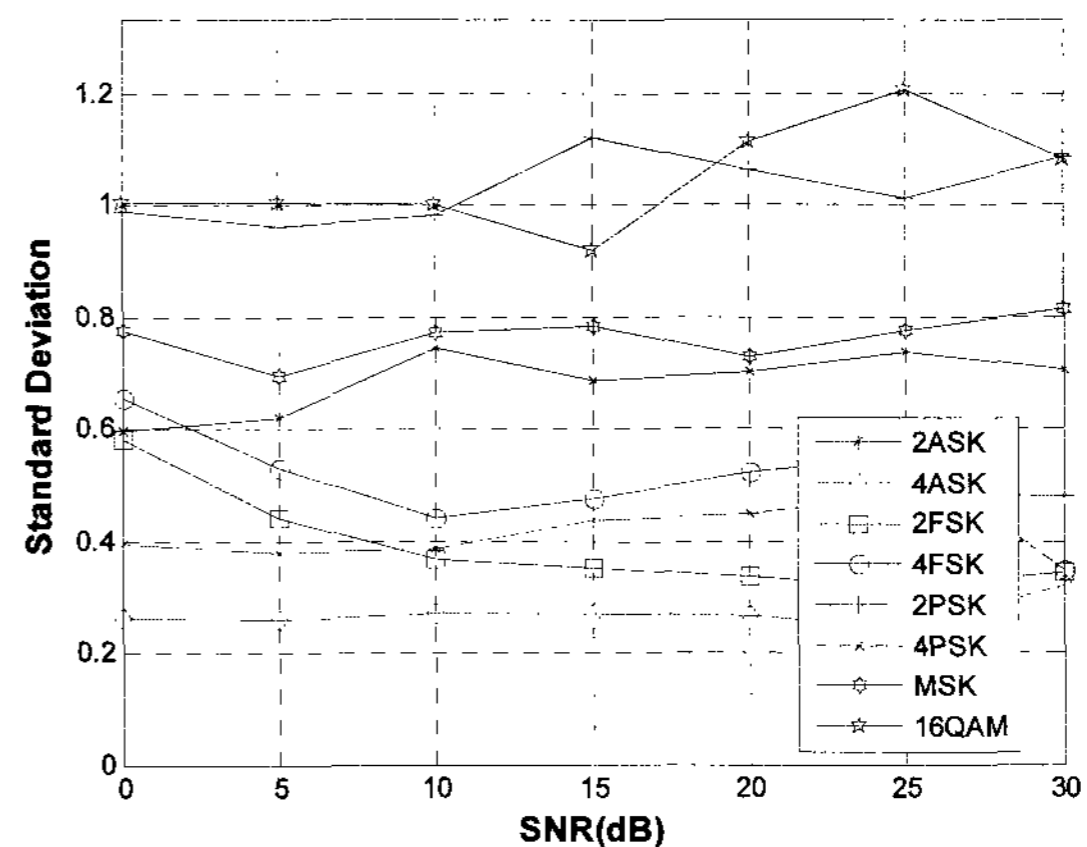


그림 6. 디지털 변조신호별 HWT 레벨4 구체화 계수의 표준편차 분포 (SNR: 0~30dB)

Fig. 6. The SD of Details cD4 in HWT w.r.t. 8 digital modulation types at SNR from 0dB~30dB.

함수를 이용하여 좀 더 높은 차원의 초평면 (hyperplane)을 찾아 변조인식을 수행하는 SVMC (SVM Classifier)이다.

1. Decision Tree Classifier

DTC(Decision Tree Classifier)는 트리 노드에서 가장 변별력이 우수한 개별 특징을 반복적으로 선택함으로써 학습된다. 변조 인식시, 특징의 평가 순서가 바뀌므로써 다른 변조인식기가 된다. 기본적으로 DTC 학습 알고리즘은 모든 변조 데이터에 대해 한번에 1개의 특징을 분석한다. 특징 선정과 트리구조 생성은 특징 값의 분포 또는 Fisher 기준을 주로 이용한다. 본 논문에서는 4개의 특징값의 분포를 분석하여 그림 7과 같은

DTC 구조를 설계하였다.

DTC는 일반적으로 복잡도가 낮고 구현이 용이하다. 또한 개별적인 특징에 대한 결정 규칙의 해석이 명확하다는 장점을 갖는다. 이진 DTC의 경우, 매 노드마다 1개 특징을 이용하므로 결정 경계는 특징 축에 평행하게 된다.

임계치의 선정은 최소 분류 오차를 주는 값으로 설계자가 선정하는 것이 있으나, 객관성을 높이고자 분리하고자 하는 신호간 마하라노비스 거리를 이용하여 임계치들(예, $t_1 \sim t_7$)을 설정^[6]하였다.

2. Min. Distance Classifier

거리함수를 이용하는 MDC(Minimum Distance

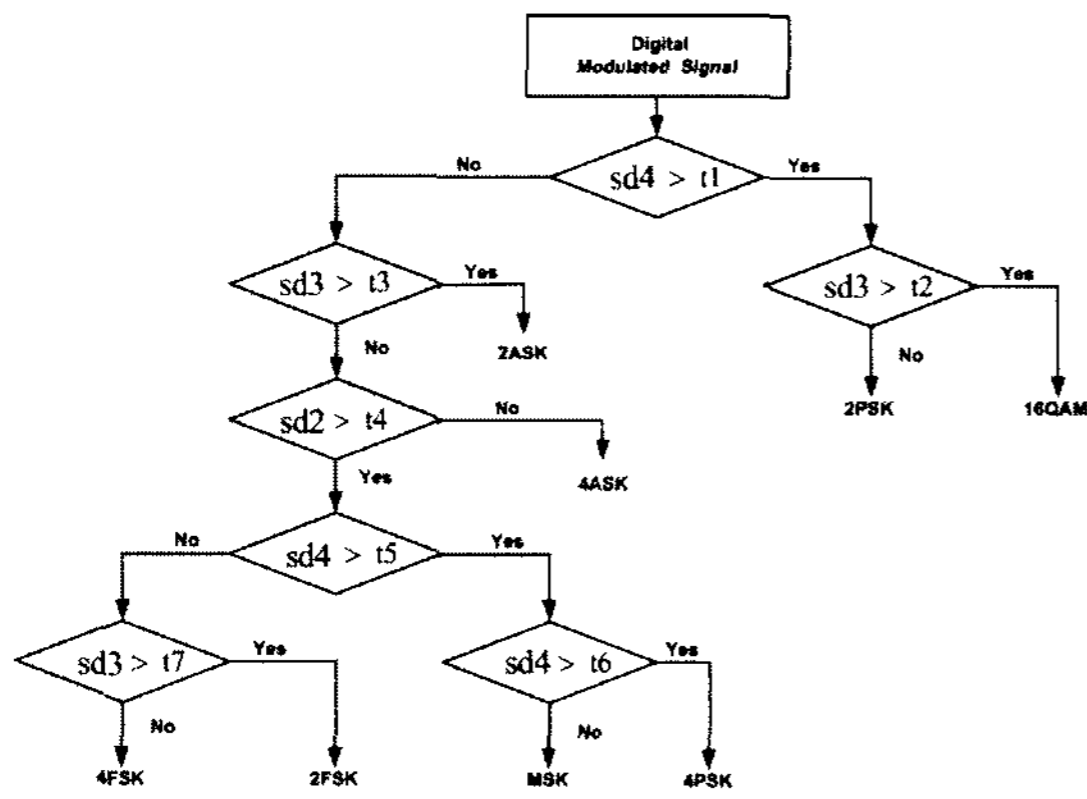


그림 7. Decision Tree Classifier 흐름도
Fig. 7. Flowchart of Decision Tree Classifier.

Classifier)는 종종 필드에서 잡음모델 또는 추정 SNR 등 사전 정보가 충분하지 않은 경우 매우 유용하게 사용된다. 또한 MDC는 DTC와 다르게 모든 특징들을 동시에 평가하기 때문에 어느 정도의 모델 왜곡을 극복할 수 있는 능력을 가진다. 따라서, 평가되는 특징의 순서는 신호의 변조 인식률에 영향을 미치지 않는다.

결정된 특징들의 샘플 집합에 대한 변조신호별 개별 특징의 평균과 표준편차를 계산한다. 이러한 데이터 포인트는 N차원 벡터가 된다. 이 결과를 식 (2)의 정규화 유클리드 거리 함수인 $H(x)$ 를 이용하여 미지의 입사신호를 변별한다.

$$H(x) = \prod_{l=1}^N \sigma_{kl}^{2/N} \sum_{l=1}^N \left(\frac{x_{kl} - \mu_{kl}}{\sigma_{kl}} \right)^2 \quad (2)$$

여기서, μ_{kl} 과 σ_{kl} 은 클래스 k 에서 특징 l 의 평균과 분산을 나타낸다.

식 (2)의 정규화 유클리드 거리함수는 특징들이 변조신호별 공통점이 적어 큰 분산을 가진 경우 상대적으로 적은 가중치를 준다. 역으로, 높은 가중치는 작은 분산을 가진 특징들에 대해 주게 된다. 이것은 한 변조신호 내에 각 특징의 중요도를 동일하게 만든다.

3. SVM Classifier

SVM(Support Vector Machine)은 경험적 모델링 알고리즘으로 다양한 분야에서 최근 실용성이 입증되고 있다. SVM은 기본적으로 “최대 마진”, 데이터를 “고차원 공간에서 매핑”과 커널함수라는 아이디어에 근거한 2진 클래스 분류기술이다.

SVMC(Support Vector Machine Classifier)는 2개의

분리 가능한 변조신호영역에 속한 2개의 가장 가까운 데이터 포인트들간에 마진을 최대화하고, 중첩되는 변조신호영역에 속한 데이터 포인트들에 대해 제약조건을 부여한다. 또한 SVMC는 2개 변조신호 영역간 최적 분리 초평면을 찾기 위해 2차(quadratic) 최적화문제를 풀어야 하는 과정을 포함한다. 이 초평면은 각 변조신호 영역간 주어진 점을 모두 포함하는 볼록 다각형(convex hulls)으로부터 거리를 최대화한다. SVMC가 갖는 다른 자유도는 사용되는 커널 함수이다. 유사성이 유클리드 공간의 속성을 따를 필요가 없기 때문에 SVM은 먼저 유사성 공간을 다른(manageable) 공간으로 변환시켜야 한다. 이것은 그림 8와 같이 커널을 이용하여 입력 공간의 포인트들을 특징 공간의 포인트들로 투영한다. 즉, 입력 공간에서 분리가 어려웠던 부분이 특징 공간의 고차원 투영후 분리되는 과정을 설명한다. 제안된 SVMC에서 우리는 선형, 2차 다항식과 지수 RBF (Radial Basis Function) 커널을 혼용하였다. SVMC에서 지수 RBF를 사용하는 사례 중의 하나는 그림 9와 같다.

SVM은 이진 분류기이므로, 다중 클래스 분리 문제에 적용하는 것이 명확하지 않다^[11]. 다중 클래스 문제에

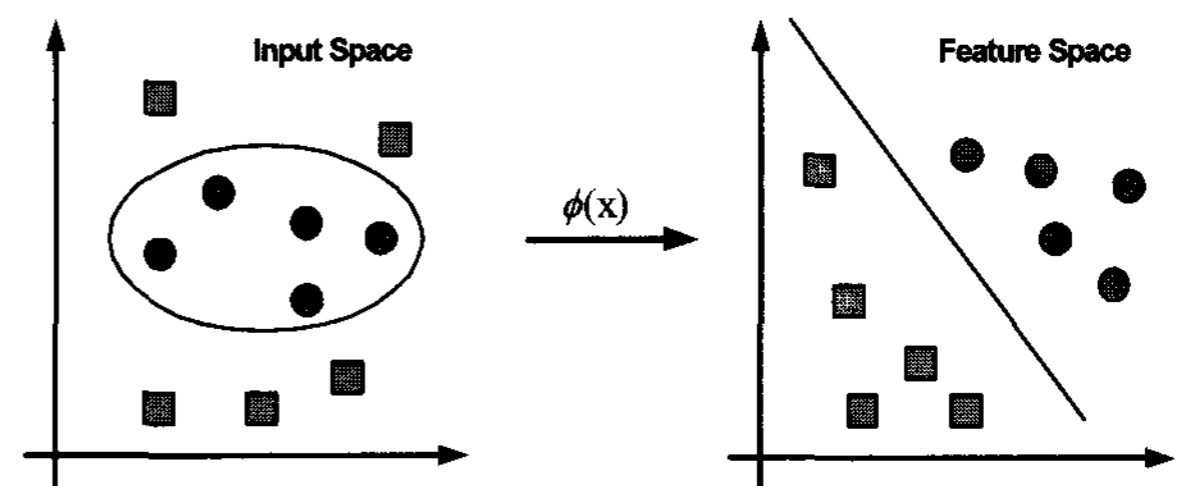


그림 8. 입력 및 특징공간에서 비선형 분리
Fig. 8. Nonlinear separation of input and feature space.

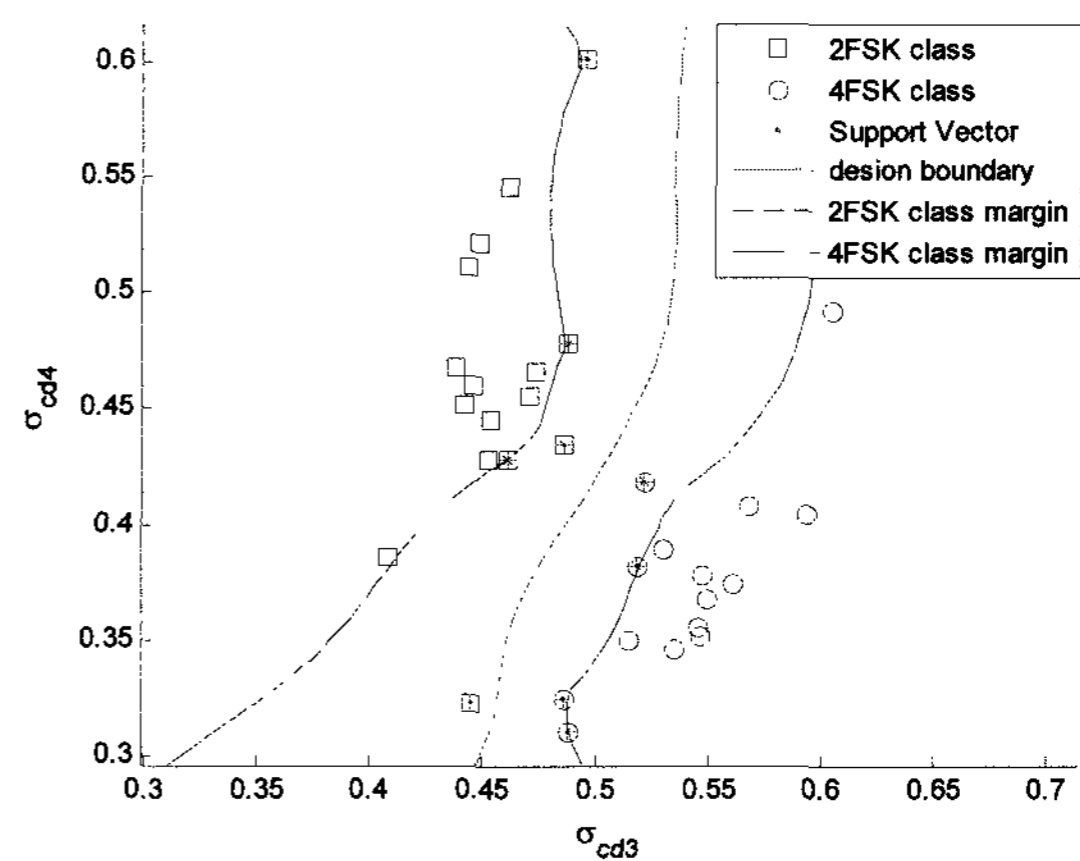


그림 9. 2PSK 및 4PSK의 분류
Fig. 9. Classification 2PSK vs 4PSK in SVMC.

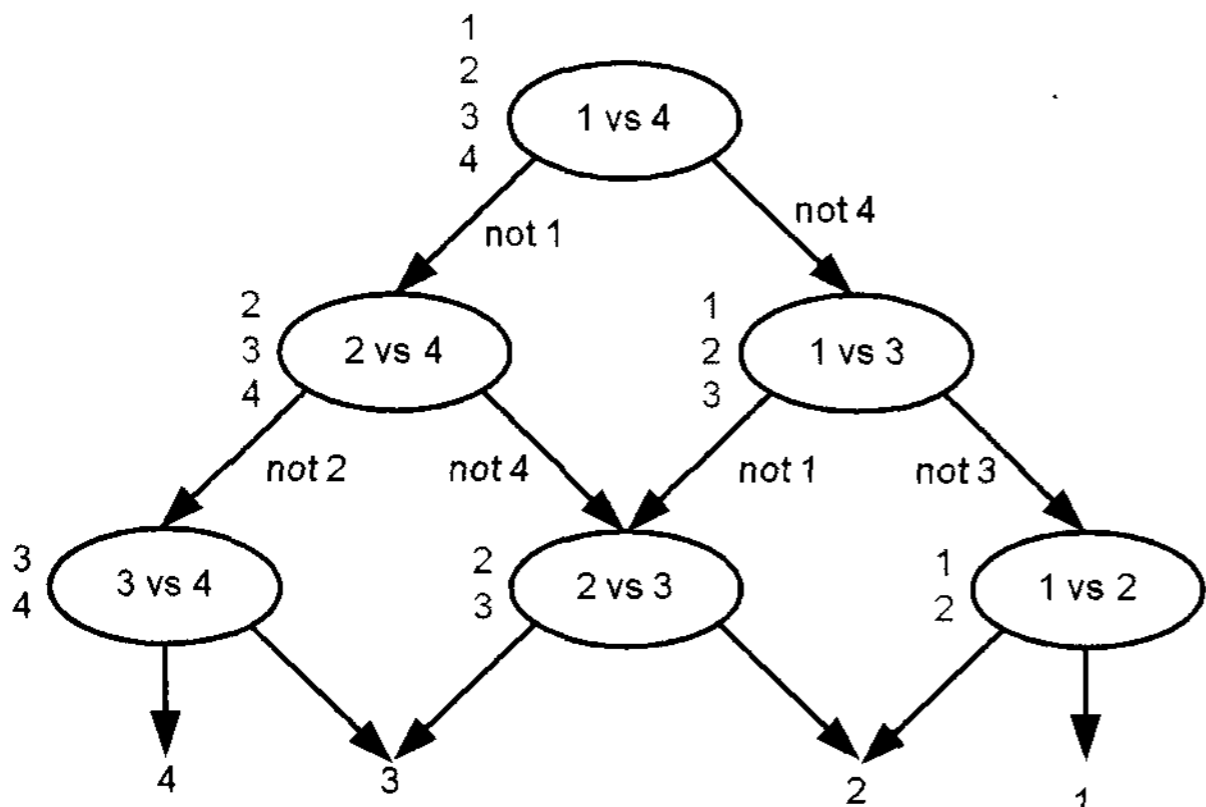


그림 10. 4개 클래스 분리를 위한 DAG
Fig. 10. SVM classification (DAG type) for 4 classes.

에 대해 가장 일반적인 메소드는 한개 클래스를 나머지 클래스들로부터 분리하는 방법(1-v-r 메소드^[8,10]), 모든 클래스를 쌍으로 묶어 2개 클래스 조합을 만드는 방법(1-v-1 메소드^[10])이 있다. 또한 DAG (Directed Acyclic Graph) 형태로 구성한 방식^[9](SVM-DAG 메소드)도 제안되었다. 그림 10은 4개 클래스 분리를 위한 DAG 구성방식을 설명한다. 본 논문에서는 다른 메소드들에 비해 학습 및 실행속도가 빠른 SVM-DAG 다중 클래스 방식을 적용하여 그 성능을 추정한다.

IV. 시뮬레이션 결과

사전정보 없이 입사되는 8종의 디지털 변조신호 인식 성능을 평가하기 위해, 시뮬레이션은 제안된 3 타입의 인식기에 0dB~30dB SNR 범위에서 4,096 포인트 스냅샷을 적용하였다. 학습은 5dB~30dB SNR 신호만을 이용하였다. 또한 기존 문헌에서 특징값들이 SNR에 따라 크게 변경됨에 따라 인식률 제고를 위해 적용하는 동적 임계치 설정기법^[7]은 실시간 SNR 추정이 어렵다^[9]는 판단하에 고려하지 않았다.

그림 11~그림 13은 3 타입의 변조 인식기에서 0~30dB SNR에서 변조 형태별 인식정확도인 Pcc (Probability of correctly classification)를 도식한 것이다. 공통적으로 4PSK 신호분류에 어려움이 있고, 특히 DTC의 4ASK는 단일 임계치의 한계에 따라 SNR이 증가하면서 인식률이 떨어지는 현상이 발생하였다.

WT를 이용한 변조인식에 관한 연구는 주로 입사신호로부터 특징 추출부에 집중되어 있고^[4], 넓은 SNR 범위 조건과 특징 개수의 2배(즉, 4개 특징으로 8개 변조 인식)이상을 인식 대상으로 하는 경우에 10dB 이하의

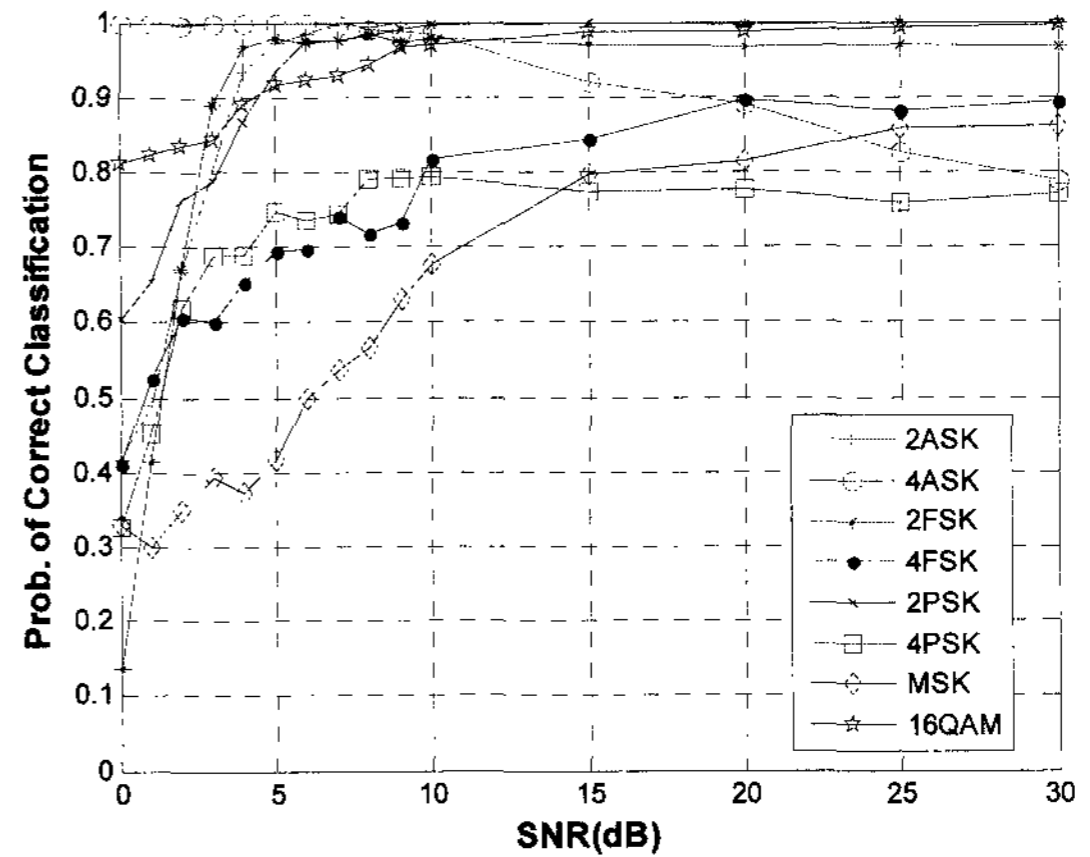


그림 11. DTC의 변조신호별 인식률 (SNR: 0~30dB)
Fig. 11. Pcc of 8 digital modulation types at SNR from 0dB~30dB in DTC.

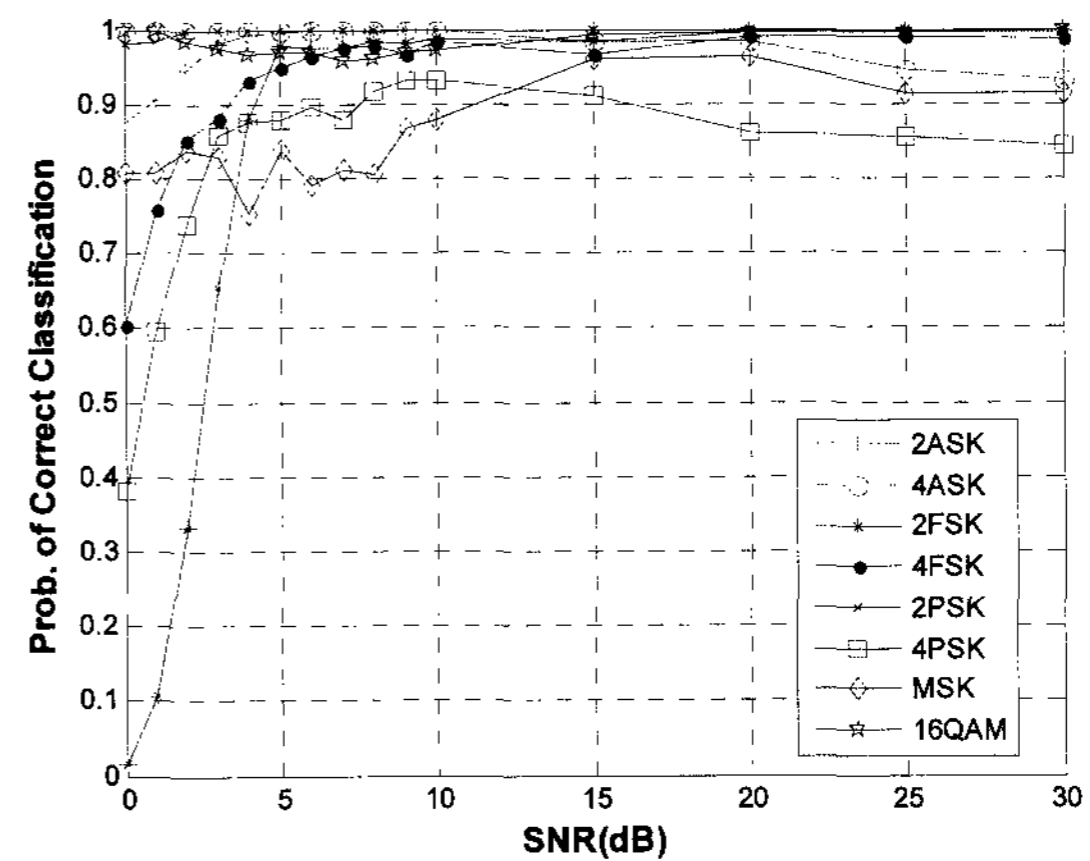


그림 12. MDC의 변조신호별 인식률 (SNR: 0~30dB)
Fig. 12. Pcc of 8 digital modulation types at SNR from 0dB~30dB in MDC.

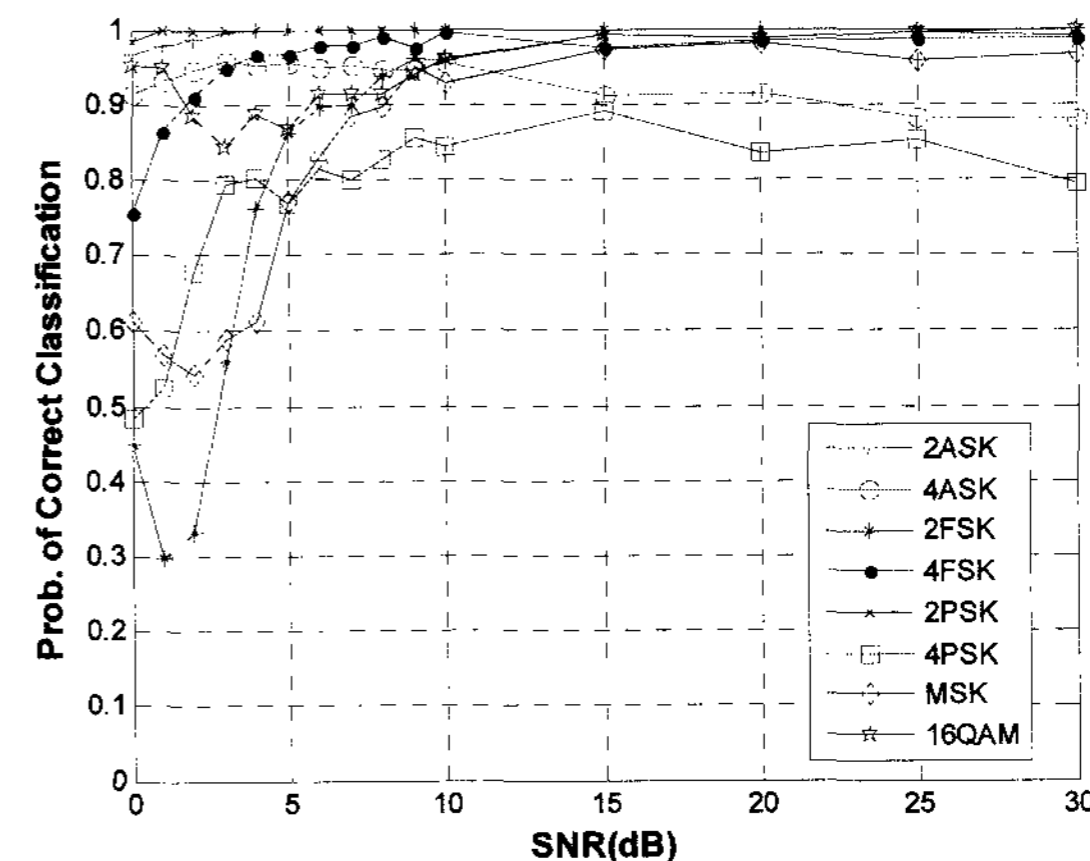


그림 13. SVMC의 변조신호별 인식률 (SNR: 0~30dB)
Fig. 13. Pcc of 8 digital modulation types at SNR from 0dB~30dB in SVMC.

SNR에서 95%이상의 인식 정확도를 제시하는 것을 찾기가 쉽지 않다^[3,5].

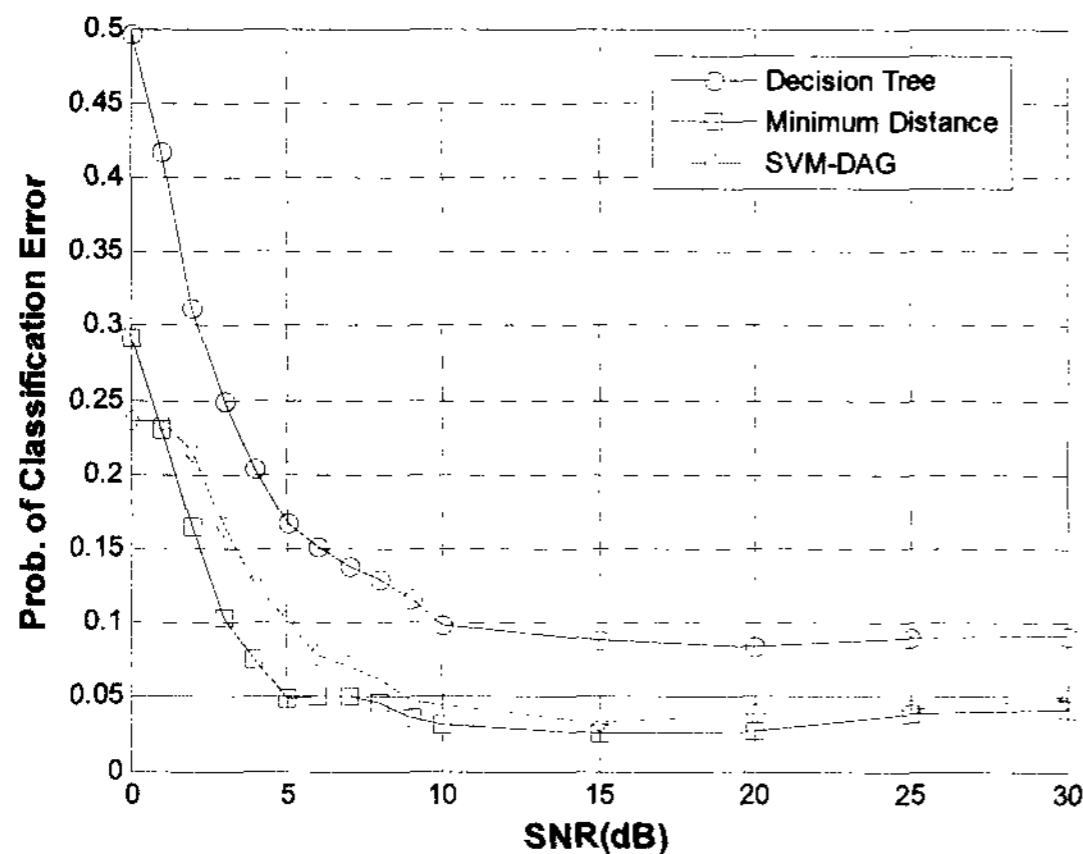


그림 14. 변조 인식기별 SNR변화에 따른 인식 오류
Fig. 14. Pe of 3 Classifiers at SNR from 0dB~30dB.

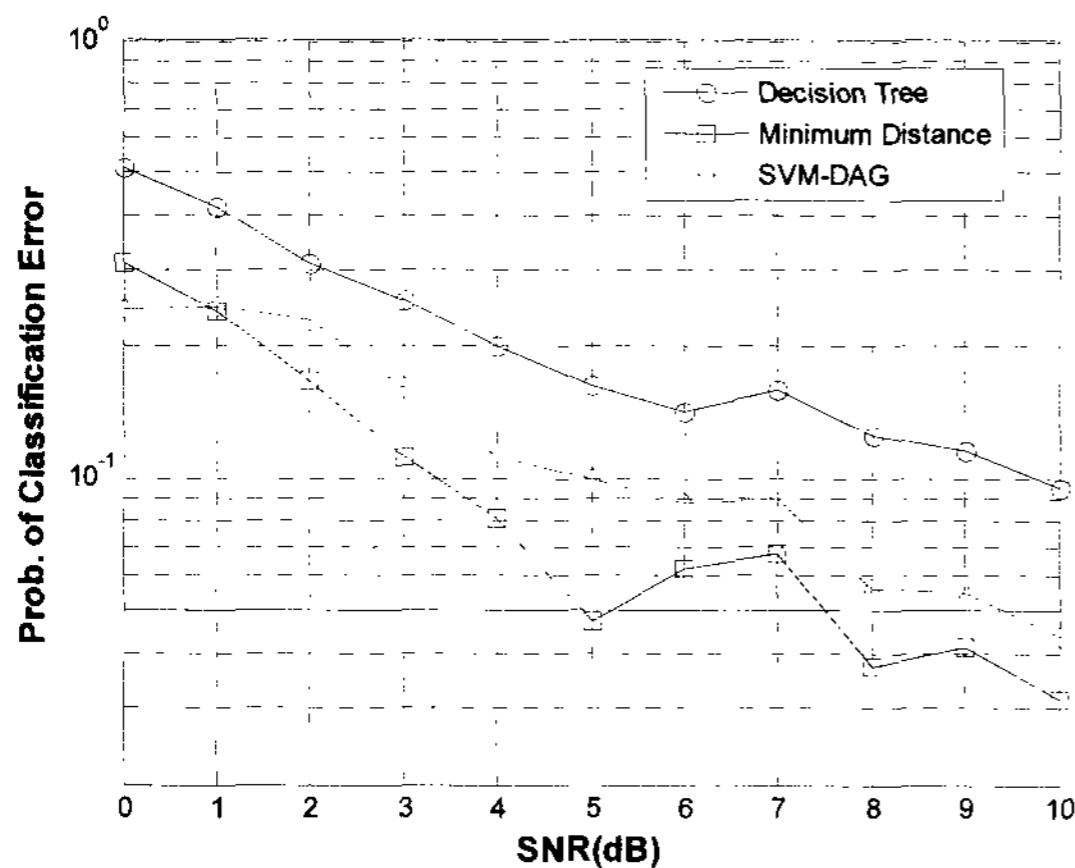


그림 15. 변조 인식기별 SNR변화에 따른 인식 오류
Fig. 15. Pe of 3 Classifiers at SNR from 0dB~10dB.

각 SNR과 변조신호별로 400회 독립 시행한 후, 획득된 식별 오류율인 Pe(Probability of classification error)는 그림 14와 같다. 그림 15는 10dB SNR 부분의 Pe를 구체적으로 비교하기 위해 로그 스케일로 도식한 것이다. 시뮬레이션 결과, MDC와 SVMC는 SNR 10dB 이상의 범위에서 95%이상의 인식 정확도가 제시되었다. 특히, MDC의 경우 5dB SNR에서도 95%수준의 인식정확도를 나타내고 있음을 볼 수 있다.

표 1은 시뮬레이션에서 측정된 변조 인식기별 특징 추출시간과 분류시간을 포함한 전체 실행시간을 나타낸 것이다. 시뮬레이션에서 반송파 주파수와 샘플링율(sampling rate)은 150kHz와 1,200kHz로 선정하였다. 랜덤 심볼 시퀀스는 초당 25k 심볼들을 생성하였다. 따라서 심볼 주기(symbol duration)마다 48개의 샘플이 구성된다. 4,096 포인트 샘플 획득시간(즉, 3.4ms)은 동일하므로 제외하였다. 변조 인식시간은 MDC와 DTC가 SVMC에 비해 훨씬 빠르게 수행되었다. DAG 메소드를

표 1. 분류기별 수행 시간

Table 1. Processing time of classifiers.

분류기	시간	특징추출 및 분류시간 (단위: ms)
DTC - 마하라노비스 임계치		12.38
MDC - 최대값 정규화		12.15
SVMC - DAG 타입		32.58

표 2. DTC 변조신호별 인식율 (SNR=10dB)

Table 2. Confusion matrix of DTC at 10dB of SNR.

	2ASK	4ASK	2FSK	4FSK	2PSK	4PSK	MSK	16QAM
2ASK	100							
4ASK		98.25	1.75					
2FSK			97.75	2.25				
4FSK		16.5	0.5	81.75		1.25		
2PSK					99.5	0.5		
4PSK			3.5	1		79.5	16.0	
MSK						32.25	67.75	
16QAM	2.25						0.75	97

표 3. MDC 변조신호별 인식율 (SNR=10dB)

Table 3. Confusion matrix of MDC at 10dB of SNR.

	2ASK	4ASK	2FSK	4FSK	2PSK	4PSK	MSK	16QAM
2ASK	100							
4ASK		100						
2FSK			98.75	1.25				
4FSK		0.75	0.75	98.5				
2PSK					100			
4PSK			2.5	1		93	3.5	
MSK			0.25			12	87.75	
16QAM							2.75	97.25

표 4. SVMC 변조신호별 인식율 (SNR=10dB)

Table 4. Confusion matrix of SVMC at 10dB of SNR.

	2ASK	4ASK	2FSK	4FSK	2PSK	4PSK	MSK	16QAM
2ASK	100							
4ASK		95.5	1.75	2.75				
2FSK		3.5	95.75	0.75				
4FSK			0.5	99.5				
2PSK					100			
4PSK			0.75	9.5		84.25	5.5	
MSK				0.25		7	92.75	
16QAM							4	96

사용하는 SVMC는 변조 인식에 가장 많은 시간이 요구되었다.

표 2~표 4는 10 dB SNR 조건에서 3 타입의 변조

인식기별 신호에 대한 구체적인 인식률을 비교한 것이다. 표 2의 DTC의 경우, 이 조건에서 전체적인 Pcc는 90.19%로 제시되었다. 4FSK신호의 경우 4ASK와의 분리에서 어려움이 있고, MSK신호의 경우 4PSK와의 분리에서 정확도가 낮음을 볼 수 있다. 표 3의 MDC의 경우, 이 조건에서 전체적인 Pcc는 96.92%로 제시되었다. 전반적으로 우수한 성능으로 제시되었으나, DTC와 마찬가지로 MSK신호의 경우 4PSK와의 분리에서 정확도가 약간 낮음을 볼 수 있다.

표 4의 SVMC의 경우, 이 조건에서 전체적인 Pcc는 95.47%로 제시되었다. 전반적으로 양호한 성능으로 제시되었으나, 다른 변조인식기와 마찬가지로 4PSK와 MSK신호의 분리에서 정확도가 떨어짐을 볼 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서, 사전정보 없이 입사하는 신호의 변조 형태를 자동 인식하기 위해 변조 타입에 민감하고 SNR에 대한 변화가 적은 견실한 속성을 갖는 특징들을 Haar WT에서 유도하였다. 선정된 특징들을 이용하여 8종의 디지털 변조 신호를 인식하는 3타입의 인식기에 대한 성능을 비교 분석하였다.

변조 분류를 위해 유도된 4개의 특징들은 3타입의 인식기에 공통적으로 적용하였다. 시뮬레이션 결과는 MDC와 SVMC가 인식 정확도에서 SNR 10dB이상에서 95%이상으로 우수하게 나타났다. 특히, MDC는 SNR 5dB 조건에서도 95%수준의 인식 성능을 보였다. 인식 처리속도에서는 MDC와 DTC가 SVMC에 비해 훨씬 빠르게 수행되었다. 10dB이하의 낮은 SNR에서 이러한 양호한 성능을 보인 것은 잡음에 대한 변화가 적은 속성을 갖는 WT의 속성이 반영되었음을 유추할 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] M. Vastram Naik et al., "Blind adaptive recognition of different QPSK modulated signals for software defined radio application," in Proc. of COMSWARE, pp. 1-6, Jan. 2006.
- [2] Bin Le et al., "Modulation identification using neural network for cognitive radios," in Proc. of SDR forum technical conference, 2005.
- [3] K. C. Ho, W.Prokopiw, and Y. T. Chan, "Modulation Identification By The Wavelet Transformation," in Proc. of MILCOM, pp.886-890, Nov. 1995
- [4] Jian Chen, et al., "Digital Modulation Identification by Wavelet Analysis," in Proc. of ICCIMA, pp.29-34, Aug. 2005.
- [5] Xin Zhou and Ying Wu, "Automatic Classification of MFSK Signal By The Wavelet Transformations," in Proc. of IEEE ChinaCom06, pp.1-5, Oct. 2006.
- [6] Ilan Druckmann et al., "Automatic modulation type recognition," in Proc. of IEEE Canadian Conf. on Electrical and Computer Engineering, pp.65-68, May 1998.
- [7] Hussam Mustafa and Milos Doroslovacki, "Digital modulation recognition using support vector machine classifier," in Proc. of IEEE Conf. on Signals, Systems and Computers, pp.2238-2242, Nov. 2004.
- [8] Zhilu Wu et al., "Automatic digital modulation recognition based on support vector machine," in Proc. of IEEE Conf. on Neural Networks and Brain, pp. 1025-1028, Oct. 2005.
- [9] Wu Dan, Gu Xuemai, and Guo Qing, "A new scheme of automatic modulation classification using wavelet and WSVM," in Proc. of Int'l Conf. on Mobile Technology, Applications and Systems, Nov. 2004.
- [10] B.Q.Hu, J. Yang, and J.L.He, "A multiclassification model based on FSVMs," in Proc. of NAFIPS, pp. 205-209, June 2005.
- [11] Andrew Webb, Statistical Pattern Recognition, 2nd ed., 2002, John Wiley & Sons, Ltd., pp.144-168.

저 자 소 개



박 철 순(정회원)
 1989년 경기대학교 전자계산학과
 학사
 1991년 인하대학교 전자계산
 공학과 석사
 1991년~현재 국방과학연구소
 선임연구원
 1997년 전자계산 조직응용 기술사
 2007년 충남대학교 정보통신공학과 박사
 <주관심분야 : 신호처리, 통신응용>



나 선 필(정회원)
 1985년 충남대학교 계산통계학과
 학사
 1987년 충남대학교 계산통계학과
 석사
 1991년~현재 국방과학연구소
 선임연구원
 <주관심분야 : 신호처리, 패턴인식>



양 종 원(정회원)
 1994년 전남대학교 전자공학과
 학사
 1997년 전남대학교 전자공학과
 석사
 1997년~현재 국방과학연구소
 선임연구원
 <주관심분야 : 신호처리, 통신응용>



최 준 호(정회원)
 2001년 경상대학교 전자공학과
 학사
 2003년 광주과학기술원
 기전공학과 석사
 2005년~현재 국방과학연구소
 선임연구원
 <주관심분야 : 통신 및 초고주파 대역 수신기,
 RF System on a Package(SOP), Mixed Signal
 Integrated Circuit>