

소프트웨어 라디오를 위한 고속 변조 인식기

정희원 박철순*, 장 원*, 종신회원 김대영**

Fast Modulation Classifier for Software Radio

Cheol-Sun Park*, Won Jang* *Regular Members*, Dae Young Kim** *Lifelong Member*

요 약

본 논문에서는 사전정보 없이 입사하는 신호의 변조 형태를 자동 식별하기 위해 변조타입에 대한 민감도가 우수하고, SNR에 대한 변화가 적은 속성을 가진 7개의 특징(key features)들을 선정하였다. 또한 선정된 특징들을 이용하여 총 9종의 변조 신호(아날로그와 디지털 신호 포함)를 분류하기 위한 시뮬레이션을 수행하였다. 소프트웨어 라디오의 고속 변조 인식기 탑재를 고려하여, 4 타입의 변조인식기에 대한 인식 정확도 및 수행시간을 검토하였다.

시뮬레이션 결과 인식시간은 DTC(Decision Tree Classifier)가 가장 빠르게 수행되었고, 인식정확도는 SVC(Support Vector Machine Classifier)과 MDC(Minimum Distance Classifier)가 우수하게 제시되었다. 변조 인식기의 프로토타입은 처리 속도가 가장 우수한 DTC로 구현되었다. 필드 실험 결과, 인식 성능은 DTC 시뮬레이션 결과와 일치하는 것을 확인하였다.

Key Words : Modulation Classification, Decision Tree Classifier, Minimum Distance Classifier, Neural Network Classifier, Support Vector Machine Classifier

ABSTRACT

In this paper, we deals with automatic modulation classification capable of classifying incident signals without a priori information. The 7 key features which have good properties of sensitive with modulation types and insensitive with SNR variation are selected. The numerical simulations for classifying 9 modulation types using the these features are performed. The numerical simulations of the 4 types of modulation classifiers are performed the investigation of classification accuracy and execution time to implement the fast modulation classifier in software radio.

The simulation result indicated that the execution time of DTC was best and SVC and MDC showed good classification performance. The prototype was implemented with DTC type. With the result of field trials, we confirmed the performance in the prototype was agreed with the numerical simulation result of DTC.

I. 서 론

변조 인식기는 간섭 식별, 스펙트럼 감시, 신호 탐색, 통신 전자전, 민수 및 군 통신 응용분야에서 그 용도를 찾을 수 있다^[1,2].

소프트웨어 융통성에 기인해 소프트웨어 라디오 장비들은 다양한 변조 신호들에 대한 복조를 1대의 통합수신기로 대체 가능하므로 재구성 라디오 컨버전스를 위한 중요한 기술로 고려되고 최근 관심이 커지고 있다^[3]. 소프트웨어 라디오는 미지의 입사신

* 국방과학연구소 기술연구본부 ((csun, jangwon)@add.re.kr)

** 충남대학교 정보통신공학과 (dykim@cnu.ac.kr)

논문번호 : KICS2006-11-476, 접수일자 : 2006년 11월 5일, 최종논문접수일자 : 2007년 4월 12일

호를 정확한 복조기로 연결해야 하는 무선 네트워크 환경에서 그 실용적인 사례를 찾을 수 있다. 소프트웨어 라디오의 구현을 위해서는 변조 인식기의 실시간 운용 및 고속 처리가 요구된다.

변조 인식에 관한 연구는 지난 20년 동안 수행되었다. 문헌에서 제시된 대부분의 알고리즘은 디지털 변조 식별에 관한 것으로 참고문헌 [2]에 잘 정리되어 있다. 디지털 통신 스킴으로 옮겨가고 있는 경향이 분명하지만, 기존 아날로그 장비들이 많이 운용중이기 때문에 아날로그와 디지털 신호 모두에 대한 변조인식이 필요하다.

변조 인식에 의사결정 트리(Decision Tree)^[4-8], 최소 거리(Minimum Distance)^[1,9,10], 신경망(Neural Network)^[3,5,11-13], Support Vector Machine^[14-18]과 같은 기법들을 사용하고 있다.

본 논문의 목적은 소프트웨어 라디오에 변조인식기가 적용될 수 있도록 실시간 운용이 가능하고 인식정확도가 우수한 변조인식기를 개발하는 것이다.

본 논문에서 아날로그와 디지털 변조신호를 포함하여 9종의 대상 변조인 CW, AM, L/USB, FM, 2/4PSK, 2/4FSK 신호에 대해 총 7개의 특징을 이용하는 4 타입의 변조인식기에 대한 성능을 분석 비교하기 위한 시뮬레이션을 수행한다. 4 타입의 변조인식기는 DTC(Decision Tree Classifier), MDC (Minimum Distance Classifier), NNC(Neural Network Classifier)와 SVC(Support Vector Machine Classifier)이다. 특히, 주파수 계열 변조 신호간을 변별하기 위해 건설한 특징인 Occupied Bandwidth(oBW)을 변조인식에 사용하기 위해 유도하였다. 이들 변조인식기들의 성능은 시뮬레이션을 통해 비교되고 분석되었다. 소프트웨어 라디오의 일부로서 변조인식기의 프로토타입은 DTC 형태로 구현되었고 필드시험을 실시하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 변조인식기의 시스템 모델과 공통적으로 사용되는 특징들을 제시하였다. III장에서는 4타입의 기법의 핵심 원리 및 변조인식 접근법을 기술하였다. IV장에서는 이들 적용된 변조인식기의 성능이 시뮬레이션에 의해 비교 분석되고 제작된 프로토타입을 통해 시험되었다. V장의 결론으로 본 논문을 끝 맺는다.

II. 시스템 모델 및 특징

2.1 시스템 모델

소프트웨어 라디오는 그림 1과 같이 광대역 디지털 고속 동조기(Wideband Digital Fast Tuner), 변

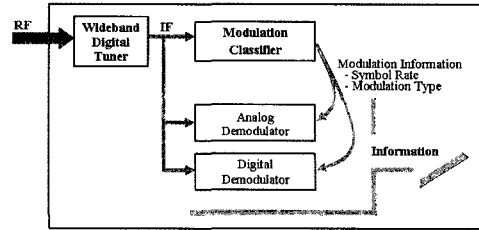


그림 1. 재구성 소프트웨어 라디오

조인식기와 아날로그/디지털 복조기로 구성된다.

광대역 디지털 고속 동조기는 입력되는 미지의 RF 신호를 탐색하고, 탐지된 신호를 IF 신호로 고속 변환시킨다. 변조인식기는 변환된 IF 신호를 디지털 형태로 디지털화하고 DSP에서 변조인식을 수행한다. 아날로그/디지털 복조기는 디지털 IF신호를 DDC (Digital Down Converter)를 이용하여 베이스밴드 신호로 변환하고 FPGA(Field Programmable Gate Array)와 DSP에서 아날로그 및 디지털 신호를 복조한다. 이들 복조기들은 재구성 소프트웨어로 구현되고 변조인식기의 결정에 따라 적응적으로 복조기를 자동 선택한다.

소프트웨어 라디오에서, 변조 타입은 신호 특징(signal signatures)으로 고려된다. 따라서, 변조인식은 전송메세지의 복조, 디코드 및 정보화를 위한 핵심적인 역할을 수행한다.

2.2 변조인식을 위한 특징

변조인식을 위해서는 입사신호에서 간결한 변조 특징을 추출하는 것이 선행된다. 통계적 변조인식에서, 각 변조정보는 N개 특징으로 표현되고, N차원 공간에서 하나의 점으로 볼 수 있다. 목표는 N차원 특징 공간에서 간결하고 중첩이 없는 영역을 갖는 패턴 벡터를 선정하는 것이다.

따라서, 변조인식을 위해 사용하는 특징은 관련 변조정보에 민감한 것을 선정하여야 한다. 특징은 변조 종속성을 향상시키고 메시지 종속성을 억압하도록 처리되어야 한다.

본 논문에서 사용되는 7개의 특징은 4 타입의 변조인식기에서 공통적으로 사용되고 이들 특징들을 본 절에서 간략히 설명한다. 6개의 특징은 기존 문헌 [4]에서 제시된 것을 활용하였고, 나머지 1개 특징인 점유대역폭은 주파수 변조신호들을 변별하기 위해 [20]에서 유도하였다. 이들 7개의 특징들은 다음과 같다.

2.2.1 포락선 변화

입사신호의 포락선 변화는 CW와 같이 일정한 것과 AM과 같이 일정하지 않은 신호들을 구분하는

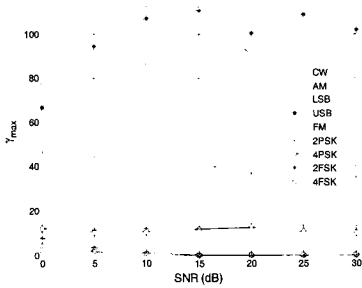


그림 2. SNR별 포락선 변화

대 유용하다. 포락선 변화를 식별하기 위한 특징인 $\gamma_{max}^{[4]}$ 는 탐지 신호의 정규화 수신 진폭의 PSD의 최대값으로 표현한다(그림 2 참조).

2.2.2 대칭성

입사신호의 반송주파수 주변 측파대 스펙트럼 분포의 대칭성(symmF)^[4]은 LSB와 USB 변별에 유용하다(그림 3 참조).

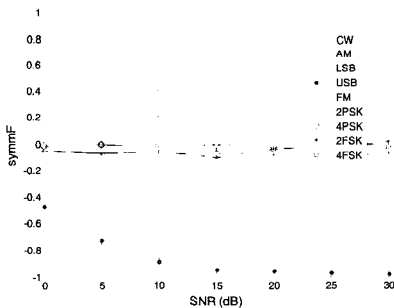


그림 3. SNR별 측파대 대칭성

2.2.3 정규화 직접 위상의 표준편차

입사신호의 정규화 직접 위상(direct phase)의 표준편차인 $\sigma_{dp}^{[4]}$ 의 분포는 2/4FSK간 분리 및 주파수변조 계열신호와 위상변조 계열신호 변별시 사용된다(그림 4 참조).

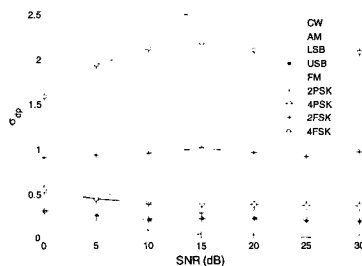


그림 4. SNR별 σ_{dp} 특성

2.2.4 정규화 절대 주파수의 표준편차

입사신호의 정규화 절대 주파수의 표준편차인 $\sigma_{af}^{[4]}$ 의 분포는 각도 변조신호 분리시 사용된다(그림 5 참조).

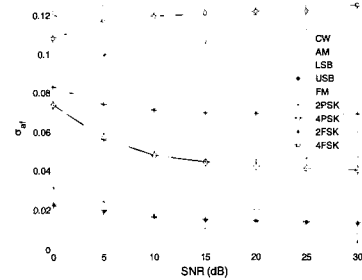


그림 5. SNR별 σ_{af} 특성

2.2.5 정규화 절대 위상의 표준편차

입사신호의 정규화 절대 위상의 표준편차인 $\sigma_{ap}^{[4]}$ 의 분포는 순시 위상의 비선형 성분이 없는 신호 분리시 사용된다(그림 6 참조).

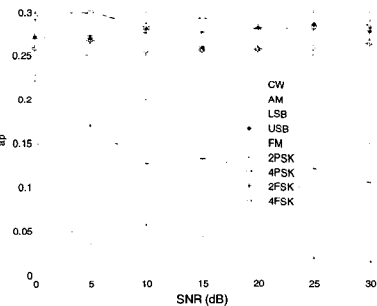


그림 6. SNR별 σ_{ap} 특성

2.2.6 주파수 분포의 침도

입사신호의 순시 주파수 분포의 침도인 $\mu_{42}^f^{[4]}$ 값은 위상 및 주파수 변조 신호 변별시 사용된다(그림 7 참조).

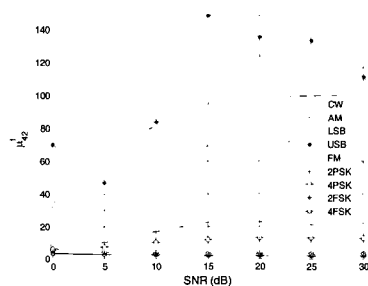


그림 7. SNR별 μ_{42}^f 특성

2.2.7 점유 대역폭

본 논문에서 주파수 변조 계열 신호간 변조인식을 위한 특징으로 점유 대역폭(Occupied BW)^[20]을 유도하였다. SNR 변화에 대해 일정한 변별력이 유지되도록 점유 대역폭은 PSD의 90%가 속한 FFT bin의 갯수의 비율로 정의하였다. 이것은 DSP에서 PSD의 이동 적분(running integral)을 이용하여 계산될 수 있다. 특히, 이 특징은 그림 8에서 볼 수 있듯이, SNR 변화에 민감하지 않고 다른 특징에 비해 변조 타입에 대한 민감도가 우수한 속성을 가진 것을 볼 수 있다. 또한 기존 문헌에서 제시된 특징으로 정확도 향상에 한계를 주었던 FM, 2/4FSK간 변별력이 크게 향상시킬 수 있다(그림 8참조).

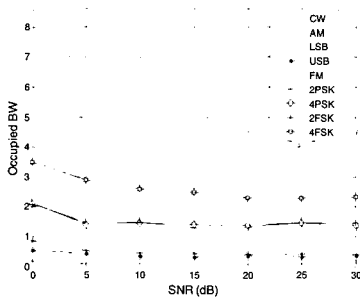


그림 8. SNR별 점유대역폭 특징

III. 변조 인식기

본 장에서는 기존의 문헌에서 제시된 특징 6개와 본 논문에서 유도한 특징 1개를 포함한 총 7개의 특징을 이용하여 미지의 입사신호 9종의 변조신호를 인식하기 위해 4타입(즉, DTC, MDC, NNC, SVC)의 변조인식기를 비교 분석한다. 대상 변조인식기는 마하라노비스 거리를 이용하여 임계치를 설정하는 DTC1, 최소 분류 오차 확률을 이용하여 임계치를 결정하는 DTC2, 정규화 유클리드 거리를 이용하여 변조인식을 수행하는 MDC, 2개 은닉층을 가진 Feed Forward Network를 이용한 NNC, 최대 마진 경계설정과 커널 함수를 이용하여 좀 더 높은 차원의 초평면(hyperplane)을 찾아 변조인식을 수행하는 3개의 SVC(즉, 다중 클래스 적용방법에 따라 SVC1, SVC2와 SVC3로 구분함)가 있다.

3.1 Decision Tree Classifier

DTC(Decision Tree Classifier)는 트리 노드에서 가장 변별력이 우수한 개별 특징을 반복적으로 선택함으로써 학습된다. 인식 특징의 평가 순서가 바

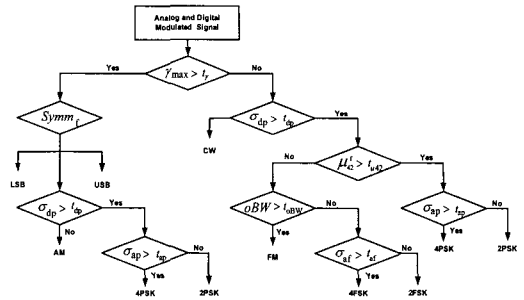


그림 9. Decision Tree Classifier 흐름도

뀜으로서 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 이용한다.

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.

적절한 임계치의 선정은 최소 분류 오차를 주는 값으로 선정하는 것이 일반적이다. 그림 9와 같이 선정된 DTC 구조에서, 2가지 임계치 설정방법을 적용하였다. 분리하고자 하는 신호간 마하라노비스 거리를 이용하여 임계치를 설정^[6]하는 DTC1과 최소 분류 오차를 찾아 임계치를 설정^[4]하는 DTC2가 있다.

3.2 Min. Distance Classifier

거리함수를 이용하는 MDC(Minimum Distance 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 특징들에 대한 샘플 집합에 대한 변조신호별 개별 특징의 평균과 표준편차를 계산한다. 이러한 데이터 포인트는 N차원 벡터가 된다. 이 결과를 식 (1)의 정규화 유클리드 거리 함수인 H(x)를 이용하여 미지의 입사신호를 변별한다.

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

여기서, μ_k 과 σ_k 은 클래스 k 에서 특징 l 의 평균과 분산을 나타낸다.

식 (1)의 정규화 유클리드 거리함수는 특징들이 변조 신호별 공통점이 적어 큰 분산을 가진 경우 상대적으로 적은 가중치를 준다. 역으로, 높은 가중치는 작은 분산을 가진 특징들에 대해 주게 된다. 이것은 한 변조 신호내에 각 특징의 중요도를 동일하게 만든다.

3.3 Neural Network Classifier

변조인식을 위한 NNC(Neural Network Classifier)는 다층 퍼셉트론(MLP)으로서 불리는 Feed Forward 네트워크로 구성하였다. NNC의 각 노드의 임계치는 자동적, 적응적으로 선택된다. NNC는 MDC와 마찬가지로 모든 특징들이 동시에 평가되므로 시간적인 순서는 신호의 변조인식률에 영향을 미치지 않는다.

신경망 구조의 단순성에 기인해, 하드웨어 로 구성시 변조 인식기의 고속화가 가능하다.

NNC에서 제안된 MLP의 구조는 참고문헌 [5]에서 주어진 구조를 기반으로 한다. 그러나, 인식 성능을 유지하고 네트워크의 복잡도를 낮추기 위해 네트워크 크기, 활성화 함수, 학습 알고리즘을 변경하였다.

본 논문에서, NNC는 2개의 은닉층을 가지고 있고 그림 10과 같이 15-15-9 네트워크 구조를 가진다. MLP의 2개 은닉층은 비선형 로그-시그모이드 함수를 사용한다. 이 접근법은 첫 번째 은닉층에 log-sigmoid 함수를 사용하고 두 번째 은닉층에 선형 함수를 사용하는 기존 방법^[5]과 구별된다. 출력층은 선형 활성화 함수를 사용한다. 또한 본 논문에서 역전파는 MLP 네트워크를 학습시키기 위해 고속 학습 알고리즘으로 알려진 LM (Levenberg-Marquardt)을 사용하였다. 7개의 특징 벡터들은

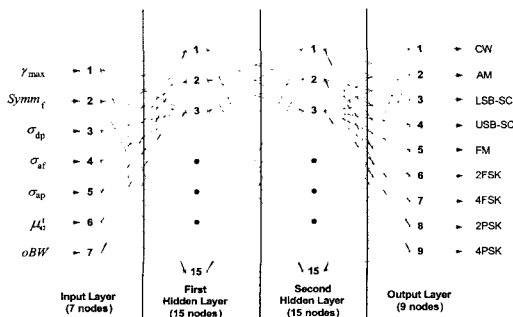


그림 10. NNC를 위한 2층 은닉층 구조

NNC에서 MLP 네트워크에 대한 입력 벡터로서 사용된다. 본 논문의 NNC에서는 인식 정확도를 향상시키기 위해 노드 개수 최적화 및 다층 구조화를 고려하지 않았다.

3.4 SVM Classifier

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

SVC(Support Vector Classifier)는 2개 분리가능한 변조신호영역에 속한 2개의 가장 가까운 데이터 포인트들간에 마진을 최대화한다. 중첩되는 변조신호영역에 속한 데이터 포인트들에 대해 제약조건을 부여한다. 또한 SVC는 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. SVC에서 다른 자유도는 사용되는 커널 함수이다. 유사성이 유클리드 공간의 속성을 따를 필요가 없기 때문에 SVM은 먼저 유사성 공간을 다른(manageable) 공간으로 변환시켜야 한다. 이것은 그림 11과 같이 커널을 이용하여 입력 공간의 포인트들을 특징 공간의 포인트들로 투영한다. 즉, 입력 공간에서 분리가 어려웠던 부분이 특징 공간의 고차원 투영후 분리되는 과정을 설명한다. 제안된 SVC에서 우리는 선형, 2차 다항식과 지수 RBF(Radial Basis Function) 커널을 혼용하였다. SVC에서 지수 RBF를 사용하는 사례 중의 하나는 그림 12와 같다.

SVM은 이진 분류기이므로, 다중 클래스 분리 문제에 적용하는 것이 명확하지 않다^[21].

다중 클래스 문제에 대해 가장 일반적인 메소드는 한개 클래스를 나머지(Rest) 클래스들로부터 분

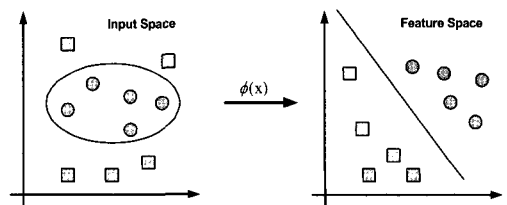


그림 11. 입력 및 특징공간에서 비선형 분리

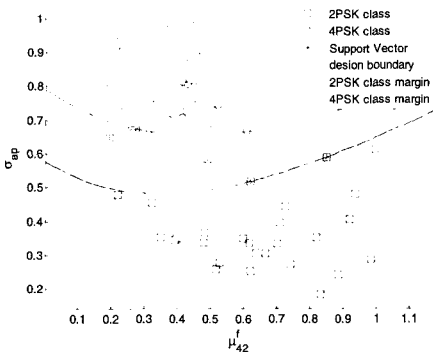


그림 12. 2PSK 및 4PSK의 분류

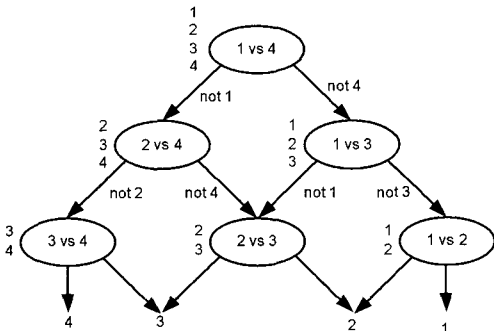


그림 13. 4개 클래스 분류를 위한 DAG

리하는 방법(1-v-r 메소드^[16,18]로 SVC1으로 칭함)과 모든 클래스를 쌍으로 묶어 2개 클래스 조합을 만드는 방법(1-v-1 메소드^[18]로 SVC2로 칭함)이 있다. 또한 DAG (Directed Acyclic Graph) 형태로 구성한 방식^[17](SVC3로 칭함)도 제안되었다. 그림 13은 4개 클래스 분류를 위한 DAG 구성방식을 설명한다. 본 논문에서는 3종의 다중 클래스 방식을 모두 적용하여 그 성능을 비교 분석한다.

IV. 시뮬레이션 및 제작실험 결과

9종의 변조신호 인식을 위해 제안된 4 타입의 인식기의 성능을 평가하기 위해, 수치적 시뮬레이션을 수행하였다. 소프트웨어 라디오 적용을 고려한 프로토타입 변조 인식기를 구현하였고 그 성능은 필드에서 확인하였다.

4.1 수치적 시뮬레이션

사전정보 없이 입사되는 아날로그 및 디지털 신호를 포함한 9종의 변조신호 인식을 위해, 시뮬레이

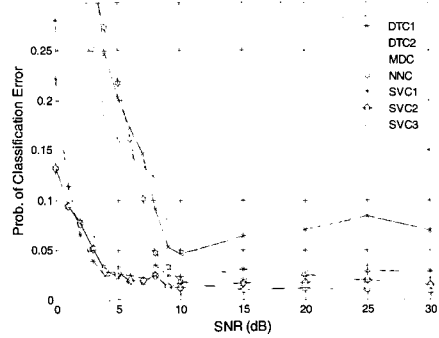


그림 14. 인식기별 SNR변화에 따른 인식 오류

션은 제안된 4 타입의 인식기를 이용해 0dB ~ 30dB SNR 범위에서 4,096 포인트 스냅샷을 이용하여 수행하였다. 또한 기존 문헌에서 특징값들이 SNR에 따라 크게 변경됨에 따라 인식을 제고를 위해 적용하는 동적 임계치 설정기법^[15]은 실시간 SNR 추정이 어렵다^[17]는 판단하여 고려하지 않았다.

많은 변조인식 접근법에서 10dB 이하의 SNR 또는 아날로그와 디지털 신호가 혼재되고 인식할 변조신호 개수가 많은 경우에 신뢰도 있게(정확도 90%이상) 동작하는 것이 증명된 것이 없다^[12]고 알려져 있다. 각 SNR과 AWGN 채널을 고려하여 변조신호별 200회 수행된 후 획득된 식별 오류율(Pe)은 그림 14와 같다. 시뮬레이션 결과, DTC1을 제외하고 SNR 10dB 이상의 범위에서 모두 95% 이상의 인식 정확도가 제시되었다.

특히, MDC와 3개 SVC들은 5dB SNR에서도 95% 이상의 인식정확도를 나타내고 있음을 볼 수 있다.

표 1은 시뮬레이션에서 측정된 변조 인식기별 특징 추출시간, 분류시간 및 전체인식시간을 나타낸 것이다. 4,096 포인트 신호획득시간은 동일하므로 제외하였다. 변조 인식시간은 DTC가 가장 빠르게 수행되었고 MDC가 그 뒤를 이었다. 1-v-r 메소드를 사용하는 SVC1이 변조 인식에 가장 많은 시간이 요구되었다.

표 1. 인식기별 수행 시간

분류기	시간	특징추출 시간(ms)	분류시간 (ms)	전체인식 시간(ms)
DTC1,2		26.13	0.13	26.3
MDC		43.1	0.03	43.1
NNC		43.1	11.5	54.6
SVC1		43.1	65.6	108.7
SVC2		43.1	56.2	99.3
SVC3		43.1	11.8	54.9

4.2 제작실험 결과

소프트웨어 라디오에 적용을 고려한 프로토타입 변조인식기를 구현하였다. 프로토타입은 광대역 디지털 고속 동조기(RF/IF 증폭기, RF/IF 변환단 및 필터류 포함), 변조인식기와 아날로그 및 디지털 복조기로 구성된다 (그림 15 및 그림 16 참조).

그림 16에서, 변조인식기는 2개의 DSP(즉, TMS320C6203)중 1개에서 소프트웨어 로 구현되었다. 4 타입 변조인식기에서, 가장 빠르게 수행되는 DTC2만이 프로토타입으로 구현되었다. 이 소프트웨어 라디오의 복조부는 모듈러 구성과 재구성 특징을 갖는다. 즉, 각 기능은 소프트웨어 구성으로 다운로드를 통한 동적인 기능 추가 및 제거가 가능하다. 소프트웨어 라디오는 기존의 복잡한 아날로그 회로 대신에 DSP, DDC, FPGA에 기반하여 부수 하드웨어 없이 9종의 변조신호를 인식하고 복조한다.

필드시험에서 DTC2의 변조인식 성능은 -100dBm에서 97%로 확인되었다. 안테나 이득과 광대역 디지털 고속 동조기의 잡음지수를 고려하면 SNR은 약 15dB 수준으로 추정할 수 있다.

필드시험의 결과로서, 변조인식기의 프로토타입의 인식성능은 DTC2의 시뮬레이션 결과(그림 14 참조)와 일치하는 것을 확인하였다.

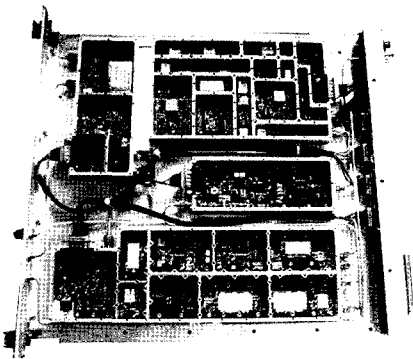


그림 15. 제작된 광대역 디지털 고속 동조기

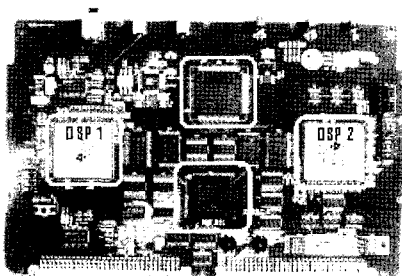


그림 16. 제작된 변조인식기 및 복조기

V. 결론

본 논문에서, 변조 타입에 민감하고 SNR에 대한 변화가 적은 견실한 속성을 갖는 새로운 특징인 점유대역폭(oBW)을 변조인식을 위한 특징으로 유도하였다. 또한 사전 정보없이 입사하는 아날로그와 디지털 신호 모두를 포함한 9종의 변조 신호를 인식하는 4 타입의 인식기를 비교 분석하였다. 제안된 특징인 점유대역폭을 포함한 7개의 특징을 공통적으로 적용하였다. 시뮬레이션 결과는 4 타입 인식기 모두(DTC1 제외)가 우수한 정확도가 제시되었다 (SNR 10dB이상에서 인식정확도 95%이상). 특히, MDC와 3개의 SVC는 SNR 5dB 조건에서도 95% 이상의 인식정확도가 성취되었다. 10dB이하의 낮은 SNR에서 이러한 양호한 결과는 본 논문에서 유도한 견실한 특징벡터인 점유대역폭이 변별력을 크게 향상시켰음을 유추할 수 있다.

본 논문에서 개발된 4타입의 변조인식기중 인식속도가 가장 빠른 DTC2는 소프트웨어 라디오에서 구현되었다. 필드 시험에서, 변조인식기의 성능은 -100dBm에서 97%로 측정되었다. 이 결과는 DTC2의 시뮬레이션 결과와 잘 일치하고 있음이 확인되었다.

참고 문헌

- [1] M. Vastram Naik et al., "Blind adaptive recognition of different QPSK modulated signals for software defined radio application," '06 COMSWARE, pp. 1-6, Jan. 2006.
- [2] Octavia A. Dobre et al., "A survey of automatic modulation classification Techniques: classical approaches and new trends," *IEE Proc. Communication*, to be published in 2006.
- [3] Bin Le et al, "Modulation identification using neural network for cognitive radios," *SDR forum technical conference*, 2005.
- [4] E.E. Azzouz, and A.K.Nandi, "Procedure for automatic recognition of analogue and digital modulations," *IEE proceedings Communications*, vol. 143, no.5, pp. 259-266, oct. 1996.
- [5] A.K. Nandi and E.E. Azzouz, "Algorithm for automatic modulation recognition of communication signals," *IEEE Trans. Communications*, vol. 46, no. 4, pp.431-436,

- April 1998.
- [6] Ilan Druckmann et al., "Automatic modulation type recognition," *IEEE Canadian Conf. on Electrical and Computer Engineering*, pp.65-68, May 1998.
- [7] Octavia A. Dobre et al., "The classification of joint analog and digital modulations," *IEEE MILCOM '05*, pp. 3010-3015, Oct. 2005.
- [8] 서승한, 윤여중, 진영환, 서영주, 임선민, 안재민, 은창수, 장원, 나선필, "아날로그 및 디지털 변조 신호의 자동인식," *한국통신학회논문지*, Vol.30, No.1C, pp.73-81, 2005.
- [9] Roongroj Nopsuwanchai, and Alain Biem, "Prototype-based minimum error classifier for handwritten digits recognition," *IEEE ICASSP '04*, pp.845-848, May 2004.
- [10] L. Zhang, N. Fujiwara, K. Muramatsu, M. Daigo and S. Furumi, "Land cover classification based on the universal pattern decomposition method," *Int'l Symp. on Remote Sensing of Environment*, 2005.
- [11] Namjin Kim, Nasser Kehtavavaz, Mark B. Yeary and Steve Thornton, "DSP-based hierarchical neural network modulation signal classification," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol.14, no.5, pp. 1065-1071, Sept. 2003.
- [12] Stefan C. Kremer and Joanne Sheils, "A test-bed for automatic modulation recognition using artificial neural networks," *IEEE Canadian Conf. on Electrical and Computer Engineering*, pp.67-70, May 1997.
- [13] 신용조, 진용욱, "신경망을 이용한 디지털 변조 방식의 자동식별," *한국통신학회논문지*, Vol.25, No.10B, pp1769-1776, 2000.
- [14] Steve R. Gunn, Support Vector Machine for Classification and Regression, *Technical Report, Univ. of Southampton*, May 1998.
- [15] Hussam Mustafa and Milos Doroslovacki, "Digital modulation recognition using support vector machine classifier," *IEEE Conf. on Signals, Systems and Computers*, pp.2238-2242, Nov. 2004.
- [16] Zhilu Wu et al., "Automatic digital modulation recognition based on support vector machine," *IEEE Conf. on Neural Networks and Brain*, pp. 1025-1028, Oct. 2005.
- [17] Wu Dan, Gu Xuemai, and Guo Qing, "A new scheme of automatic modulation classification using wavelet and WSVM," *2nd Int'l Conf. on Mobile Technology, Applications and Systems*, Nov. 2004.
- [18] B.Q.Hu, J. Yang, and J.L.He, "A multi-classification model based on FSVMs," *NAFIPS '05*, pp. 205-209, June 2005.
- [19] Anil K. Jain et al., "Statistical pattern recognition: a review," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, no. 1, pp. 4-37, Jan. 2000.
- [20] Robert W. Jones, *Spectrum Monitoring Handbook*, ITU, 3rd ed, 1995, pp.222-237.
- [21] Andrew Webb, *Statistical Pattern Recognition*, 2nd ed., 2002, John Wiley & Sons, Ltd., pp.144-168.

박철순 (Cheol-Sun Park) 정회원



1989년 2월 경기대학교전자계산학과 학사
 1991년 2월 인하대학교전자계산공학과 석사
 1991년~현재 국방과학연구소 선임연구원
 1997년 5월 전자계산조직응용기술사

2007년 2월 충남대학교 정보통신공학과 박사
 <관심분야> 신호처리, 통신응용

장원 (Won Jang) 정회원



1984년 2월 서울대학교 전자공학과 학사
 1986년 2월 KAIST 전기및 전자공학과 석사
 1991년 2월 KAIST 전기및 전자공학과 박사
 1991년~현재 국방과학연구소 책임연구원

<관심분야> 통신시스템, 통신응용

김대영 (Dae Young Kim) 종신회원
 한국통신학회 논문지 06-31-1A-10 참조