

자율조직 신경망을 이용한 디지털 변조형식 식별

正會員 金 珍 九* 正會員 洪 義 錫*

The Identification of Digitally Modulated Signal Formats using a Self-Organized Neural Network

Jin Goo Kim* Ui Seok Hong*

要 約

본 논문에서는 미상 디지털 변조 신호가 입력되는 경우에 변조형식을 식별하는 방법을 제안하였다. 제안된 방법에서는 수신된 신호의 진폭 레벨수, 진폭 확률 분포 및 인접 신호간 진폭비를 특징벡터로 이용하여 자율조직 신경망으로 구현하였다. 제안된 방법의 타당성을 검증하기 위하여 5개의 QAM 신호에 적용하고, 모의실험을 통하여 인식도를 확인한 결과, 8dB에서도 변조형식을 식별하여 그 효용성이 입증되었다. 본 논문에서 제안한 방법은 종합정보통신망, 다중 접속 통신망에서 지능형 통신시스템 구현에 활용할 수 있다.

Abstract

In this paper, a new identification method is proposed for unknown digitally modulated input signals. The proposed identification method is implemented using a self-organized neural network which is based on the characteristic features of the symbol magnitude; the number of symbol magnitude levels, amplitude probability density and adjacent symbol magnitude ratio. The proposed method was performed for 5 QAM signals. The simulation results show that the self-organized neural network can accurately recognize all kinds of patterns even at SNR 8dB. The proposed method can be applied to the intelligent communication systems on ISDN and multi-point polling networks.

* 光云大學校 電子工學科

Dept. of. Electronic Communication Kwang Woon University.

論文番號 : 9482

接受日字 : 1994年 3月 15日

I. 서 론

정보화 사회가 도래함에 따라 인간의 모든 활동영역에서 정보의존도가 심화되고 있어 정보통신 서비스 수요가 급속히 증가되고 있다. 각국에서는 이러한 요구에 부응하기 위하여 음성 데이터 영상등의 전송이 가능한 종합정보통신망(ISDN)에 대한 연구가 활성화 되고 있다. 종합정보통신망은 디지털 통신방식을 이용하고 있는데 이는 잡음에 강하고 모든 데이터들을 비트 단위에서 처리할 수 있어서 집적화가 용이한데 기인된다. 또한 통신수요가 증가함에 따라 제한된 대역을 효율적으로 활용하기 위하여 데이터 전송의 고속화가 필요하여 PSK, QAM 방식이 사용되고 있으며 특히 고속전송이 가능한 QAM방식의 중요성이 강조되고 있다. 또한 변조방식 전송속도·반송파 주파수 등이 송수신단에 고정되지 않고 회전상태 통신량등에 따라 적절하게 가변될 수 있는 지능형 통신 시스템 개발이 요구된다. 지능형 통신시스템 구현에 가장 중요한 요소인 변조형식 식별에 관한 연구는 Weaver가 AM SSB신호를 식별하는 연구를 발표한 이후 Miller, Gadbois, Aisbett 등에 의해 연구되었으며, 1984년 Liedke가 최초로 BPSK, QPSK, 8PSK의 디지털 변조방식을 자동적으로 식별하는 범용 수신기 구현에 관한 연구를 발표하였다¹⁾. 그러나 이와같은 변조형식 식별에 관한 연구들은 상용 통신시스템에서 심각하게 고려되는 잡음, 왜곡 등을 고려하지 않았다. 1991년 위상차와 진폭점두값으로 상관함수, 신호성좌점 특성을 이용하여 FSK, PSK 등의 진화 채널용 CCITT 표준변조방식 식별 알고리즘을 제안 하였는바, 채널 잡음을 고려하여 모의실험한 결과 신호성좌점을 이용하는 경우 SNR 20dB 이하에서는 QAM신호의 식별 능력이 급격히 저하됨을 나타내었다²⁾.

본 논문에서는 QAM신호를 대상으로 SNR 20dB 이하에서도 변조 방식을 식별할 수 있는 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 수신된 심볼의 진폭 레벨수, 진폭 확률밀도, 인접심볼간 진폭비를 특징 벡터로 한 자율조직 신경망으로 구현하였으며 제안된 방법의 내잡음성을 입증하기 위하여 SNR을 50dB부터 0dB까지 가변시켜가며 변조방식 식별 상태를 검증하였다.

II. 본 론

자율조직 신경망은 패턴공간에 분포된 특징의 유사성에 따라 가장 대표적인 패턴을 중심으로 측방 상호

작용에 의해 무리화(Clustering)가 이루어지며 이러한 특성지도를 형성하는 성질을 이용하여 벡터 양자화기로 널리 사용되고 있다³⁾. 자율조직신경망을 이용하여 임의패턴이 어느 유형에 속하는 것인가를 판별하는 패턴인식은 전처리과정, 특징벡터추출 분류 및 인식단계를 거친다. 전처리 과정에서는 입력된 패턴이 인식기에 필요한 산술 또는 심벌형태의 내부표현 값으로 변환되고 특징 추출단계에서는 개별요소가 유형의 특징을 포함하고 있는 특징벡터를 추출하여 유형의 분류에 용이한 데이터를 제공한다. 분류 및 인식단계에서는 최적의 매칭점수를 갖는 가장 유사한 부류를 찾아냄으로서 패턴인식과정이 종료된다. 기존의 패턴인식 방법이 패턴의 왜곡이나 손상이 많은 경우 이에 대한 상황을 일일이 정의해야 됨에 따라 방대한 소프트웨어가 필요하여 시스템 구성이 비효율적인 반면, 자율조직 신경망을 이용한 패턴인식에서는 출력된 값을 입력측에 변환시킴으로서 가장 유사한 부류에 대하여 높은 값을 갖도록 하고 그렇지 않은 경우 낮은 값을 갖도록하여 적응력을 향상시키게 된다. 이와 같이 신경회로망에 의한 패턴인식은 1) 학습이 가능하여 패턴일부가 손상된 상태에서도 올바른 유형분류가 가능하고 2) 구조가 간단하여 프로그램이 용이한 장점이 있어 기존의 패턴 인식 기법에 비해 강력한 기능을 갖게 된다^{4,5)}.

본 논문에서는 잡음에 강하고 임의패턴 유형을 분류하는 효율성이 입증된 자율조직 신경망으로 SNR 20dB 이하에서도 QAM 변조형식 식별이 가능한 변조형식 식별시스템을 구성하여 성능을 개선하였다. 시스템구성은 그림 1과 같다.

미지의 변조신호

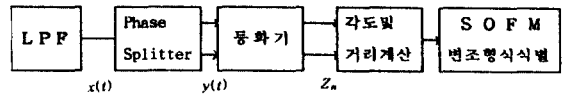


그림 1. 신호 성좌점을 이용한 변조형식 식별 블럭도

Fig. 1. The block diagram for the identification algorithm of the modulation type using the signal constellation

그림 1의 계통도에서 $x(t)$ 는 (1)식으로, 이때 $\varphi(t)$ 는 위상지터나 frequency offset에 기인되는 시변 위상편이이며 $\omega(t)$ 는 채널에서의 부가성백색정규잡음(AWGN)이다.

$$x(t) = \text{Re} \left[\sum_{n=-\infty}^{\infty} c_n g(t-nT) e^{j(2\pi f_c t + \phi(t))} + w(t) \right] \quad (1)$$

복소변환기(phase splitter)를 통한 복소출력신호는 (2)식과 같으며,⁶⁾ 이때 $h(t)$ 는 기저대역 등가 임펄스 응답이고 $v(t)$ 는 복소 잡음함이다.

$$y(t) = \text{Re} \left[\sum_n c_n h(t-nT) e^{j2\pi f_c t + \phi(t)} + v(t) \right] \quad (2)$$

등화기의 출력은 (3)식과 같으며⁷⁾ 여기서 Y_n 은 복소 신호벡터이고, C_n 은 등화기의 복소탭 계수이다.

$$Z_n = Y_n C_n \quad (3)$$

(3)의 결과를 이용하여 진폭을 계산하고 자율조직 신경망의 입력으로 사용하여 변조형식을 식별한다.

III. 변조형식 식별기 구현 알고리즘

본 논문에서 사용되는 자율조직망은 2차원 출력노드로 입력노드와 연결되며 주요기능으로는 첫째, 입력수신 및 입력분리함수 기능을 수행하는 전처리망 둘째, 분리함수를 비교하고 최대함수 값을 갖는 노드를 선택하는 기능 셋째, 선택된 노드 및 인접노드가 동시에 활성화되는 측방연결작용 넷째, 활성화된 노드의 파라미터가 현재 입력과 관련된 분리함수 값을 증가시키는 과정으로 구성되어 있다.

단계 1) data 수신(심볼당 진폭계산)

단계 2) 특징벡터 추출(Nmag, Pn, Rmn)

단계 3) 입출력 노드간 시냅스 가중치 초기화($0.4 < W_{ij} < 0.6$)

단계 4) 특징벡터(X_i)를 입력

단계 5) 전 출력 노드에 대한 유클리드거리 계산 및 최소거리 노드선택

$$D_j = \text{MIN } D_j \mid |X_i - W_{ij}|$$

단계 6) 승리노드 J 및 인접노드에 대한 가중치 조절 승리노드에 대하여는 (a)식, 기타노드는 (b)식을 적용

$$W_{ij}(n+1) = W_{ij}(n) + \epsilon(\eta, 0)[X_i(n) - W_{ij}(n)] \quad (a)$$

$$W_{ij}(n+1) = W_{ij}(n) + \epsilon(\eta, \psi)[X_i(n) - W_{ij}(n)] \quad (b)$$

여기서 n은 학습의 반복연산 횟수, $\epsilon(\eta, \psi)$ 은 이득조절 단조 감소 함수이며, ψ 는 인접유니트를 결정하

는 요소로서 ψ 는 최대치에서 $\psi=0$ 가 될 때까지 감소시킨다.

단계 7) 단계 3으로 반복

IV. Simulation 및 고찰

변조형식 식별에 대한 모의실험은 486 PC의 UNIX 상에서 C언어로 수행되었다. 변조형식 식별을 위한 대상신호로는 QPSK(CCITT V.22) 8QAM(CCITT V.29 7200 bps), 16QAM1(CCITT V. 22bis), 16QAM 2(CCITT V.29 9600 bps), 32 QAM의 5개이며 수신되는 신호 심볼진폭을 전부 신경회로망의 입력으로 사용하면 방대한 연산량과 컴퓨터 메모리가 필요하게 되므로 그림 3과 같이 입력패턴의 특징을 나타내면서 입력의 수를 축소시킬 수 있는 특징벡터를 사용한다.

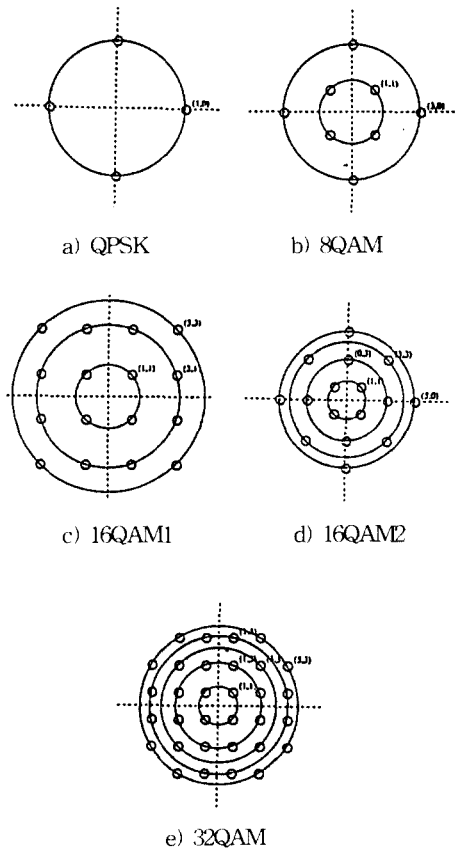


그림 3. QAM 성좌와 심볼 진폭

Fig. 3. QAM constellation and its symbol magnitude

PSK, QAM의 신호의 변조형식을 식별하기 위해서는 각 심볼간 위상과 진폭이 다른 성좌 특성을 이용할 수 있는데 본 논문에서는 (3)식의 Z_n 으로부터 계산된 심볼 진폭을 활용하여 심볼진폭의 레벨수(Nmag) 각 진폭의 발생확률(Pn), 인접심볼진폭비(Rrnn)을 추출하였으며 그림 3의 각 변조형식별 특징벡터는 표 1과 같다.

표 1. QAM 성좌별 특징 벡터

Table 1. The characteristic feature of each QAM constellation

변조 형태	Nm-ag	Pn					Rrnn			
		P1	P	P4	P5	R12	R23	R34	R45	
QSPK	1	1.0								
8 QAM	2	.5	.5			2.1213				
16 QAM1	3	.24	.5	.25		2.2360	1.3416			
16 QAM2	4	.25	.25	.25	.25	2.1213	1.4142	1.1785		
32 QAM	5	.125	.25	.12	.25	.25	2.2360	1.3416	1.2018	1.1435

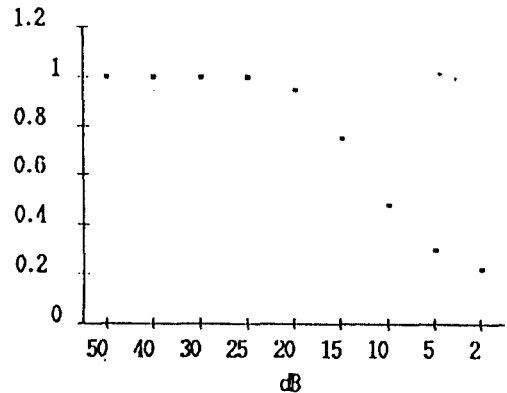
자율조직망의 훈련은 각 변조형식별 SNR이 50,40,30,25,20dB의 5개 Coherent 데이터를 사용하여 5000회 훈련시킨 결과 10×10 출력노드중에서 QPSK[9,5], 8QAM[8,2], 16QAM1[8,0], 16QAM2[8,5], 32QAM[1,4]으로 각각 선택되었으며, 채널에서 발생하는 부가성정규분포잡음을 고려하여 SNR을 50dB부터 0dB까지 가변시켜가며 인식도를 시험한 결과 SNR 8dB까지는 5개 변조형식을 정확하게 식별하였으나, 8QAM경우는 6dB부터 인식하지 못하였으며 이를 더 자세히 살펴보면 표 2와 같다.

이는 각 변조형식별 특징벡터를 검토한 결과 그림 2에서 보는 바와 같이 SNR이 저하되는 경우 정확한 수심심볼 진폭값의 갯수는 감소하여 각 심볼당 진폭발생 확률(Pn)은 감소되지만 인접심볼진폭비(Rrnn)는 큰 차이가 없는데 기인됨을 알 수 있다. 따라서 변조형식의 식별을 결정하는 주요 변수는 Rrnn임을 알 수 있다. 이상의 모의실험 결과로부터 미상 QAM신호에 대하여 진폭특성을 특징벡터로한 자율조직망으로 변조형식을 식별하는 경우 대단히 잡음에 강한 특성을 나타내고 있어 효율적임을 알 수 있다.

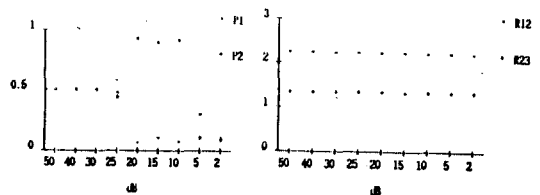
표 2 SNR 변화에 따른 출력노드 분류

Table 2. Classification of outnode on varying SNR

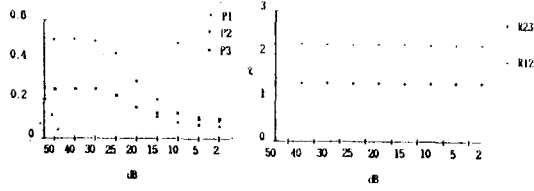
SN	8 QAM			16 QAM1			16 QAM2			32 QAM		
	출력 노드	distance	출력 노드	distance	출력 노드	distance	출력 노드	distance	출력 노드	distance	출력 노드	distance
50	9.5	1.717289	8.2	6.378613	8.0	10.465945	8.5	15.439138	1.4	20.613655		
45	9.5	1.717289	8.2	6.377955	8.0	10.465766	8.5	15.439709	1.4	20.615255		
40	9.5	1.717289	8.2	6.377316	8.0	10.465895	8.5	15.448862	1.4	20.613302		
35	9.5	1.717289	8.2	6.376020	8.0	10.464636	8.5	15.448812	1.4	20.608615		
30	9.5	1.717289	8.2	6.373428	8.0	10.461418	8.5	15.447348	1.4	20.603268		
25	9.5	1.727289	8.2	6.366306	8.0	10.458000	8.5	15.477942	1.4	20.694225		
20	9.5	1.727289	8.2	6.357059	8.0	10.543750	8.5	15.666349	1.4	21.085562		
18	9.5	1.628869	8.2	6.728348	8.0	10.746659	8.5	15.901152	1.4	21.443705		
16	9.5	1.523563	8.2	6.395384	8.0	10.830888	8.5	15.949636	1.4	21.438602		
14	9.5	1.379903	8.2	7.244099	8.0	10.916664	8.5	15.990211	1.4	21.508065		
12	9.5	1.262309	8.2	7.461123	8.0	10.924746	8.5	16.031816	1.4	21.601833		
10	9.5	1.140583	8.2	7.690302	8.0	10.977663	8.5	16.033844	1.4	21.614317		
8	9.5	1.043057	8.2	7.923382	8.0	10.964574	8.5	16.117392	1.4	21.614367		
6	9.5	0.987239			8.0	10.963754	8.5	16.114973	1.4	21.705061		
4	9.5	0.949067			8.0	11.040448	8.5	16.104517	1.4	21.838816		
2	9.5	0.924071			8.0	11.096616	8.5	16.173018	1.4	21.967371		



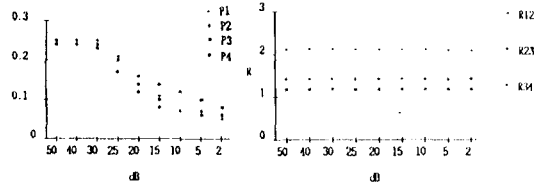
(a) QPSK



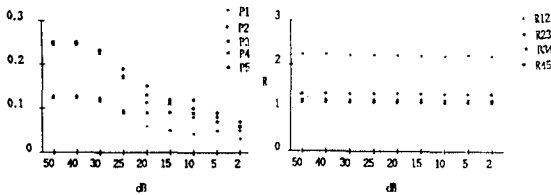
(b) 8QAM



(c) 16QAM1



(d) 16QAM2



(e) 32QAM

그림 2. SNR 변화에 따른 QAM 특성벡터
Fig. 2. QAM feature vector variation on SNR

V. 결 론

본 논문에서는 자율조직 신경회로망을 이용하여 디지털 변조된 신호의 변조형식을 식별하는 새로운 방법

을 제시하였다. 제안된 방법으로 5개 QAM신호에 대하여 심볼전송률과 반송파주파수는 알고있다고 가정하고 모의실험을 하였다. 채널에서 발생하는 잡음을 고려하여 SNR 50dB부터 0dB까지 가변시켜가며 분류인식 정도를 시험한 결과 2dB에서도 정확히 인식되었는 바 잡음에 강한 특성을 나타내고 있어 기존의 변조형식 식별방법보다 효율적임을 알 수 있었다. 또한 모든 신호 처리 과정에서 디지털 방법을 사용함으로써 실시간 처리시스템 구현에 용이하게 하였다.

본 연구결과는 multi-point polling network이나 종합정보통신망에서 통신신호감청등 지능형 통신시스템 구현에 활용할 수 있다. 그러나 제안된 방법을 이동통신등의 무선통신시스템에서 활용하기 위해서는 fading 발생 등 채널의 진폭위상 특성변화를 고려하여 적용하는 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] F. F. Liedtke, "Computer Simulation of an Automatic Classification Procedure for Digitally Modulated Communication Signals With Unknown Parameters," *Signal Processing*, vol. 7, pp.311-322, 1984.
- [2] 김병진, 조봉호, "진화채널용 표준변조방식의 식별에 관한 연구," *한국통신학회지* vol. 16, pp.207-218, March 1991.
- [3] T. Kohonen, "Self-Organized formation of Topographically correct feature Maps," *Biol.Cybern.*43, pp.56-69, 1982.
- [4] 정은호, 김진규, "패턴인식을 위한 자율조직망의 적용가능성에 관한 연구," *한국통신학회지* vol. 16, pp.403-412, May 1991.
- [5] R.P Lippman, "An introduction to computing with Neural Net," *IEEE ASSP Mag.*, vol. 3, pp.4-22, April 1987.
- [6] Y.sato, "A method of self-recovering equalization for multilevel amplitude modulation systems," *IEEE Trans. commun.*, vol. COM-23 pp.679-682, June 1975.
- [7] D.N Godard, "Passband timing recovery in an all digital modem receiver," *IEEE Trans.Commun.*, vol. COM-26, pp.517-523, May 1978.



金珍九(Kim Jin Goo) 정희원

1983年 2月 : 光云大學校 電子通信工學科卒業(工學士)

1987年 8月 : 光云大學院電子通信科卒業(工學碩士)

1991年 8月 : 光云大學校 電子通信工學科 博士過程修了

洪義錫(Li Seok Hong)

정희원

1946년 1월 16일생

1968년 2월 : 光云大學校 電子通信工學科 卒業(工學士)

1973년 9월 : 延世大學校 大學院 電氣工學科 卒業(工學碩士)

1982년 11월 : 獨逸 Aachen 工大 電子工學科 卒業(工學博士)

1976년 10월 : 1982년 12월 : 獨逸 Aachen 工大 超高速周波 研究所 研究員

1986년 2월 ~ 1987년 2월 : 美國 University of Texas(Austin) 客員教授

1973년 9월 ~ 현재 : 光云大學校 電波工學科 教授

1984년 3월 ~ 현재 : 本 學會 理事, 資格理事

1989년 1월 ~ 1991년 12월 : 大韓電子 工學會 編輯委員

1991년 1월 ~ 現在 : 韓國電磁波技術學會 平議員

1991년 1월 ~ 現在 : 通信衛星 宇宙産業 研究會 理事

※주관심분야 : MIC 및 MMIC회로 설계, ANTENNA & WAVE PROPAGATION 移動 및 衛星通信