

論文98-35T-12-4

신경망을 이용한 디지털 변조방식 식별

(Identification of Digital Modulation Method using an Artificial Neural Network)

愼 鏞 朝 *

(Yong-Jo Shin)

요 약

본 논문에서는 미지의 디지털 변조신호가 입력되는 경우에 변조방식을 식별하는 방법을 제안한다. 제안하는 식별 방법은 입력신호의 순시진폭, 순시주파수, 순시 위상을 구하고, 이를 바탕으로 특징벡터를 추출하여 신경망을 이용하여 식별하도록 구성하였다. 식별방법의 타당성을 검증하기 위해 백색 가우스성 잡음환경 하에서 8 가지 입력신호를 사용하여 SNR을 변화시켜가며 모의실험을 수행하였다. 모의실험 결과 신경망을 이용하여 SNR 10 [dB] 까지 모든 입력 신호들을 식별해 낼 수 있었다.

Abstract

In this paper, a new method is proposed to identify a modulation method in the case of unknown digitally modulated input signals. The proposed identification method is implemented with an artificial neural network which is based on characteristic features extracted from the instantaneous amplitude, the instantaneous phase and the instantaneous frequency of the input signals. The proposed method was simulated with 8 type signals in a noisy communication environment. The results show that the artificial neural network can accurately recognize all kinds of patterns.

I. 서 론

변조신호의 식별은 수신된 신호의 변조방식을 자동으로 판단하는 것으로, 전파감측이나 지능형 통신시스템 개발의 목적으로 연구되어왔다. 최근 전파감측에서의 필요 또는 다수의 국이 접속운용되는 다중접속 통신망에서는 회선을 효율적으로 이용하기 위하여 변조방식, 전송속도, 반송파주파수 등이 송수신단에 고정되지 않고 회선상태 및 통신량에 따라 적절히 가변될 수 있는 지능형 통신 시스템의 개발이 더욱 요구되고 있는 실정이다.

일반적인 디지털통신용 수신기는 반송파주파수, 변

조방식 등의 정보를 사전에 알고 이러한 파라미터에근거하여 설계된다. 그러나 지능형 통신 시스템에서는 그러한 사전 정보를 거의 모르는 상황에서 수신된 입력신호로부터 반송파주파수, 심볼 전송속도, 변조방식을 식별하여 복조하는 신호처리 알고리즘이 필요하다. [1]-[6] 본 논문에서는 이러한 지능형 통신시스템 구현의 선행연구로서 미지의 변조신호의 변조형식을 식별해내는 것을 목표로 하는 것이다.

본 논문에서는 몇 가지 디지털 변조신호를 대상으로 하여 낮은 SNR하에서도 변조방식을 식별할 수 있는 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 수신된 신호의 순시진폭, 순시 위상, 순시주파수를 기본 특징으로 추출하고, 각각의 표준편차를 이용하여 정규화한 뒤 기하평균을 특징벡터로 하여 신경회로망을 통해 식별하도록 구현하였으며, 제안된 방법의 내잡음성을 입증하기 위하여 SNR을 가변시켜가며 변조방식의 식별성능을

* 正會員, 尙志大學校併設專門大學 電子科

(Dept. of Electronics, Sangji Junior College)

接受日字: 1998年10月29日, 수정완료일: 1998年11月23日

검증하였다.

II. 특징벡터 추출

1. 특징 추출

변조신호는 일반적으로 반송파의 진폭, 위상, 주파수의 세가지 파라미터를 사용하여 정보를 표현하고 있기 때문에 이들 기본특징을 이용하면 변조방식에 따른 고유한 신호점 배치 구조를 파악할 수 있다. 따라서 신호의 배치 구조를 비교하여 변조방식을 식별할 수 있으나 개개의 신호점의 위치를 직접 비교하는 것은 계산량이 많아 비효율적이다. 그래서 변조방식에 따라 특징공간내에서 단일한 지점을 나타내는 지표가 필요하게 된다.^[6] 이러한 지표로서 배치구조의 무게중심을 생각할 수 있으나 변조된 신호의 신호점은 평균을 중심으로 대칭을 이루기 때문에 산술평균값은 변조방식에 관계없이 모두 같게 된다. 그러나 기하평균은 신호점의 배치구조에 따라 고유한 값을 갖게 되므로 특징벡터로 사용할 수 있다. 따라서 기본 특징정보를 세그먼트별 표준편차로 정규화 하고 로그연산하여 비선형 사상시킨 후 평균을 구하여 신경망의 입력값인 특징벡터로 사용한다.

변조신호는 일반적으로

$$S(t) = A \cos(\omega t + \theta) \tag{1}$$

로 표현된다. 따라서 입력된 신호로부터 기본특징인 순시진폭, 순시주파수, 차위상을 다음과 같이 추출하며, 그림 1에 블록다이어그램으로 도시하였다.

• 위상천이

수신된 신호를 힐버트변환을 이용하여 90° 위상천이시켜 사분면 위상 성분을 구한다.

• 순시진폭 a(t)

$$a(t) = \sqrt{S_i^2(t) + S_q^2(t)} \tag{2}$$

(S_i : 동위상성분, S_q : 사분면위상성분)

• 순시위상 $\omega(t)$

$$\omega(t) = \tan^{-1}(S_q(t)/S_i(t)) \tag{3}$$

• 순시주파수 $f(t)$

$$f(t) = (\omega(t+1) - \omega(t))/\Delta t \tag{4}$$

(Δt : 표본화간격)

• 차위상 $\omega_d(t)$

차위상을 구하기 위해서는 우선 반송파주파수를 추정해야 하는데 본 논문에서는 적응추정기법^[7]을 사용하였다.

추정된 반송파주파수를 이용해 기준신호를 다음과 같이 발생시킨 다음

$$\gamma(t) = \gamma_i(t) + \gamma_q(t) \tag{5}$$

기준 신호의 순시위상을 구하고,

$$\phi(t) = \tan^{-1}(\gamma_q(t) / \gamma_i(t)) \tag{6}$$

이를 이용하여 차위상을 구한다.

$$\omega_d = \omega(t) - \phi(t) \tag{7}$$

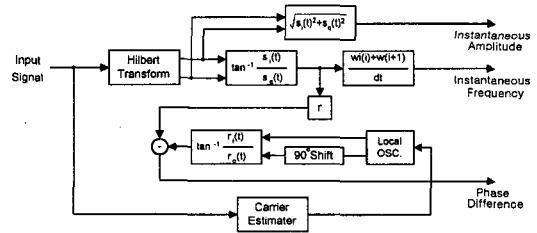


그림 1. 기본특징 추출 처리 블록도

Fig. 1. Block Diagram of Basic Feature Extraction.

위에서 구한 기본 특징을 바탕으로 입력신호의 세그먼트별 순시진폭, 순시주파수, 차위상의 기하평균 (S_a, S_f, S_w)을 다음과 같이 구하여 신경망의 입력값으로 이용한다.

$$I_k = \text{LOG}(I_k / \sigma_i), \quad k = 1, 2, \dots, n \tag{8}$$

I_k : 비선형 사상된 특징정보

I_k : 기본 특징정보

σ_i : 기본 특징정보의 표준편차

$$S_a = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_{ai} \tag{9}$$

$$S_f = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \hat{f}_i \quad (10)$$

$$S_\omega = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \hat{\omega}_i \quad (11)$$

2. 반송파 주파수 추정

위에서 설명한 특징 추출 과정에서 반송파 주파수를 추정하는 과정에 있어 순시주파수 평균법, 스펙트럼 평균법, 적응예측법 등을 고려할 수 있다. 그러나 순시주파수 평균법은 시스템 구성은 용이하나 위상변조의 경우 위상천이가 있을 때마다 펄스 형태의 오차를 발생시키기 때문에 이러한 경우 신뢰성 있는 반송파 주파수의 추정이 어렵게 되는 단점이 있다. 스펙트럼 평균법의 경우는 단구간의 측정으로는 정확한 반송파주파수를 추정할 수 없으므로 입력신호를 세그먼트별로 FFT를 N회 실시한 후 평균을 취해 최대점을 찾아 반송파를 추정 한다. 이 방법은 잡음에 대한 성능은 비교적 우수하나 FFT를 여러 차례 실행해야 하기 때문에 시간이 많이 소요되는 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 잡음에 관한 성능도 비교적 우수하고 시스템 구성도 용이한 적응 반송파주파수 추정방식을 사용하였다. 적응 반송파추정법은 입력신호의 특성에 따라 필터의 임펄스 응답이 적응해나가는 LMS알고리즘을 이용하여 미지의 신호가 일정대역폭을 가졌고 반송파 변조되었을 경우 입력신호에 자기적응하여 반송파주파수를 추정한다. 다음 그림 2는 반송파 추정기의 구조이고 그림 3은 추정기의 주파수 응답을 나타내며 입력신호의 중심주파수가 효과적으로 추정되었음을 보인다. 이 방법은 비교적 잡음에 대한 성능이 우수하고 FFT를 사용하는 경우보다 시스템이 간단하며 주파수 응답이 아주 좁은 협대역의 형태를 갖기 때문에 주파수의 검출이 비교적 용이한 방법이다.

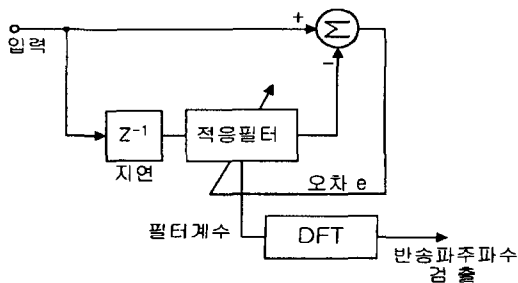


그림 2. 적응 반송파 주파수 추정기
Fig. 2. Adaptive Carrier Frequency Estimator.

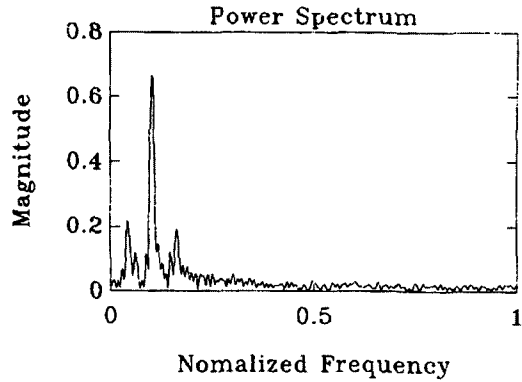


그림 3. 적응 반송파 주파수 추정기의 주파수 응답
Fig. 3. Frequency Response of Adaptive Carrier Frequency Estimator.

III. 변조방식 식별을 위한 신경망의 구현

변조방식의 식별에 있어서 일반적으로 전통적인 결정론적 접근방법은 각 특징벡터에 대한 적절한 임계치를 선택하고 알고리즘에 의해 시간순서에 따라 순차적으로 식별을 해나가야 하기 때문에 올바르게 못한 결과를 나타낼 수 있고, SNR의 변화에 따라 식별 확률이 달라지는 반면에, 신경망을 이용하는 방식은 특징벡터들에 대한 임계치가 각 노드에서 적응성을 가지고 조절되며 특징벡터들에 의한 식별단계에서도 특징벡터들 하나하나에 의해서 순차적으로 식별해 나가는 것이 아니고 동시에 모든 벡터들에 의해 식별을 행함으로써 시간순서에 따른 식별 알고리즘에서 발생할 수 있는 착오를 방지할 수 있어 전통적인 결정론적 접근방법보다는 식별 성능이 우수할 수 있다고 생각된다.^{[8] [9]}

또한 신경회로망에 관한 기본적인 연구는 신호처리, 제어, 패턴 인식, 모델링 등 여러 분야에서 수행되어왔으며, 이러한 연구의 결과들로 미루어 볼 때 변조방식의 식별에도 신경망이 적용될 수 있으리라 생각되며 또 신경회로망의 학습후의 신속한 결정 성능을 이용하면 온라인 시스템에서의 사용도 가능하리라 생각된다.^[9] 따라서 본 논문에서는 신경망을 이용한 변조방식의 식별 방법을 제안한다.

본 논문에서는 역전파 신경회로망을 사용하였으며, 또 최소오차 결정에 있어 국소오차를 피하기 위해 모멘트 상수를 사용하였다.^[9] 그리고 보다 효율적인 신경망 구조의 선택을 위해 은닉층을 달리한 다른 구조

의 신경망을 적용하고, 또한 내잡음성의 검증을 위해 SNR을 변화시켜가며 모의실험을 수행한다.

1. 은닉층이 1개층인 경우의 신경망

최소오차(Sum Squre Error)는 다음과 같이 표현된다.

$$SSE = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m E(i,j) \quad (12)$$

여기서,

$$E = (T - A_2)^2 \quad (13)$$

이 때, T 는 실제 목표치이고, A_2 는 다음식으로부터 계산되는 목표치이다.

$$A_2 = W_2 \times A_1 + B_2 \quad (14)$$

여기서 A_2 는 출력층의 출력이며, W_2 와 B_2 는 출력층의 가중치와 바이어스값이다.

A_1 은 은닉층의 출력이며 다음과 같이 표현된다.

$$A_1 = \log - sigmoid(W_1 \times P_{in} + B_1) \quad (15)$$

여기서, W_1 와 B_1 은 은닉층의 가중치와 바이어스이다. 또 이 신경회로망의 출력층에 대한 activation함수는 선형함수로써 다음과 같이 정의된다.

$$linear(Y) = [linear(y_{ij})]_{m \times n} = [y_{ij}]_{m \times n} \quad (16)$$

2. 은닉층이 2개층인 경우의 신경망

오차는 다음과 같이 표현된다.

$$E = (T - A_3)^2 \quad (17)$$

이 때, T 는 실제 목표치이고, A_3 는 다음식으로부터 계산되는 출력층의 출력이다.

$$A_3 = \log - sigmoid(W_3 \times A_2 + B_3) \quad (18)$$

여기서 A_3 는 2번째 은닉층의 출력이며, W_3 와 B_3 는 출력층의 가중치와 바이어스값이다. 또 A_2 는 다음과 같이 표현된다.

$$A_2 = W_2 \times A_1 + B_2 \quad (19)$$

이때, W_2 와 B_2 는 2번째 은닉층의 가중치와 바이어스값이며, A_1 은 첫 번째 은닉층의 출력이며 다음과 같이 표현된다.

$$A_1 = \log - sigmoid(W_1 \times P_{in} + B_1) \quad (20)$$

여기서, P_{in} 은 학습에 사용되는 입력 데이터이며, W_1 과 B_1 은 첫 번째 은닉층의 가중치와 바이어스이다.

IV. 모의실험 및 고찰

모의실험은 ASK2, ASK4, PSK2, PSK4, PSK8, FSK2, FSK4, QAM을 대상신호로 하여, 은닉층이 1개층인 경우와 2개층인 경우에 대해 수행하였다. 또한 두 경우에 있어 은닉층 상의 노드 개수도 달리하여 시뮬레이션을 수행하였다.

1. 은닉층이 1개인 경우

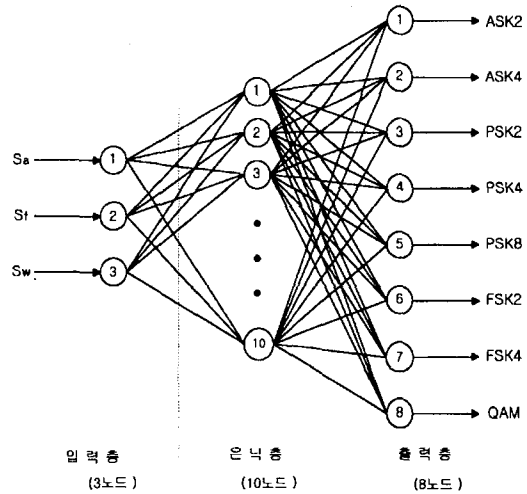


그림 4. 은닉층이 1개인 경우의 신경망의 구조
Fig. 4. Single hidden layer ANN architecture.

표 1. 전체 식별 성능표

Table.1. Overall Performance for 1 hidden layer.

은닉층의 노드 개수	평균 식별률
5	80.2%
10	95.3%
15	94.5%

은닉층의 노드의 개수를 5, 10, 15로 바꾸어가며 실험한 결과 노드가 10개인 경우가 가장 뛰어난 성능을 보였으며, 내잡음성에 관한 실험에서도 SNR이 20dB 인 경우나 10dB인 경우 모두 비교적 우수한 식별 성능을 나타내었다.

표 2. 신호별 식별성능 (1개 은닉층, 10개 노드)

Table.2. Performance for 1 hidden layer (10 node).

신호 SNR	ASK2	ASK4	PSK2	PSK4	PSK8	FSK2	FSK4	QAM
10[dB]	91.2%	98.1%	97.7%	93.1%	90.5%	92.3%	94.5%	91.4%
20[dB]	99.1%	98.3%	98.2%	96.3%	95.1%	98.3%	97.1%	93.3%

2. 은닉층이 2개인 경우

은닉층내의 노드의 개수를 표 3과 같이 바꾸어가며 실험한 결과 (12-12)인 경우에 가장 우수한 성능을 보였으며, 내잡음성에 대한 검증에서도 모두 90%이상의 비교적 우수한 식별 성능을 나타내었다.

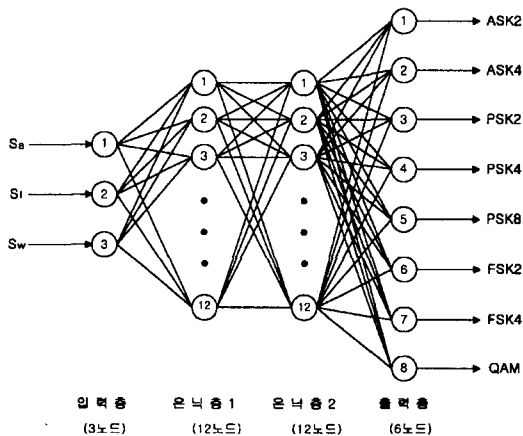


그림 5. 은닉층이 2개인 경우의 신경망의 구조

Fig. 5. 2 hidden layer ANN architecture.

표 3. 전체 식별 성능

Table.3. Overall performance for 2 hidden layer.

은닉층의 노드 개수		평균 식별률
첫 번째 은닉층	두 번째 은닉층	
5	5	96.1%
5	7	96.2%
7	10	95.5%
10	10	95.9%
12	12	96.7%

표 4. 신호별 식별성능 (2개 은닉층, 12-12 노드)

Table.4. Performance for 2 hidden layer (12-12 node).

신호 SNR	ASK2	ASK4	PSK2	PSK4	PSK8	FSK4	FSK4	QAM
10[dB]	95.1%	97.2%	97.5%	96.3%	96.2%	97.5%	95.3%	90.1%
20[dB]	99.2%	99.1%	98.4%	98.1%	97.1%	98.2%	97.5%	94.1%

V. 결론

현재 정보사회가 도래함에 따라 종합 정보통신 서비스를 제공하기 위해서 유선통신망을 이용한 정보 서비스 뿐만 아니라 무선통신망을 통한 고정 및 이동 정보 서비스도 제공하고 있다. 이와같은 상황에서 송수신 가입자가 정보를 제대로 주고 받고 통신회선을 효율적으로 사용하기 위한 지능형단말기의 선행연구로서, 신경망을 이용하여 미지의 디지털변조신호를 식별해내는 새로운 방법을 제안하였다. 시뮬레이션 결과 약 10 [dB] 정도의 SNR에서도 90%이상의 비교적 우수한 식별 성능을 나타내었다. 향후 과제로는 페이딩이나 왜곡 등 다양한 통신로 환경하에서의 성능시험과 지능형 통신시스템의 구현방안에 대해 지속적인 연구가 필요하다고 사료된다.

참고 문헌

- [1] 신용조, 이종현, 진용욱, "미지의 디지털 변조 신호식별", 한국통신학회 논문지, 17권 3호, 1992년
- [2] T.G. Callaghan, J.L. Pery and J. K. Tjho, "Sampling algorithm aid modulation recognition", Microwaves RF, vol. 24, no. 9, September 1985, pp. 117-119, 121.
- [3] Janet AISBETT, "Automatic modulation recognition using time domain parameters", Elsevier science publishers B.V. 1987.
- [4] F.F. LIEDTKE, "Computer simulation of an automatic classification procedure for digitally modulated communication signals with unknown parameters", Elsevier science publishers, 1984.
- [5] L. Vergara-Domínguez, J.M. Páez-

- [3] Janet AISBETT, "Automatic modulation recognition using time domain parameters", Elsevier science publishers B.V. 1987.
- [4] F.F. LIEDTKE, "Computer simulation of an automatic classification procedure for digitally modulated communication signals with unknown parameters", Elsevier science publishers, 1984.
- [5] L. Vergara-Domínguez, J.M. Páez-Borrillo, J.I. Portillo-Carcía, B.Ruiz-Mezcua, "A radio communication signal classifier", Elsevier science publishers B. V., 1988.
- [6] Y. Yang and S. S. Soliman, "An improved moment-based algorithm for signal classification", Signal Processing, vol. 43, no. 3, May 1995, pp. 231-244.
- [7] RATNAM V. RAJA, "Tracking of Bandpass Sinals Using Center Frequency Adaptive Filters", IEEE Trans. on ASSP. vol. 38. no. 40., OCTOBER 1990.

 저 자 소 개



愼鏞朝(正會員)

1990년 경희대학교 전자공학과 공학사. 1992년 경희대학교 대학원 전자공학과 공학석사. 1995년 경희대학교 대학원 전자공학과 박사과정 수료 1992년 9월 ~ 1995년 2월 상지대학교병설 전문대학 전자과 전임강사. 1995년 3월 ~ 현재 상지대학교병설전문대학 전자과 조교수