신경망을 이용한 디지털 변조방식의 자동식별

정회원 신 용 조*, 진 용 옥**

Automatic Identification of Digital Modulation Methode Using an Artification Neural Network

Yong-jo Shin*, Yong-ohk Chin** *Regular Members*

요 약

본 논문에서는 미지의 디지털 변조신호가 입력되는 경우에 변조방식을 식별하는 방법을 제안한다. 제안하는 식별 방법은 입력신호의 순시진폭, 순시주파수, 순시 위상을 구하고, 이를 바탕으로 식별특징을 추출한 후 신경망을 이용하여 식별하도록 구성하였다. 식별방법의 타당성을 검증하기 위해 잡음환경 하에서 9가지 입력신호(ASK2, ASK4, FSK2, FSK4, PSK2, PSK4, PSK8, QAM8, QAM16)를 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 9 type signals(ASK2, ASK4, FSK2, FSK4, PSK2, PSK4, PSK8, QAM8, QAM16) 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, 전파감측, 전자전 또는 자동식별통신시스템 개발 등의 목적으로 연구되어왔다.[1]-[6],[12]-[14] 최근 전파감측에서의 필요 또는 정보통신 서비스 수요의 급속한 증가로 인한 전송매체의 획기적인 광대역화가 요구되고 있으며, 다수의 국이 접속운용되는 다중접속 통신망에서는 회선을 효율적으로 이용하기 위하여 변조방식, 전송속도, 반송파주파수 등이 송수신단에 고정되지 않고 회선상태 및 통신량에 따라 적절히 가변될 수 있는 자동식별통신시스템의 개발이 더욱 요구되고 있는 실정이다. 일반적인 디지털통신용 수신기는 반송파주파수, 변조방식 등의 정보를 사전에 알고 이러한 파라미터에 근거하여 설계된다.

그러나 지능형 통신 시스템에서는 그러한 사전정보를 거의 모르는 상황에서 수신된 입력신호로부터 반송파주파수, 심볼 전송속도, 변조방식을 식별하여 복조하는 신호처리 알고리즘이 필요하다[1]~[6]. 본 논문에서는 이러한 자동식별통신시스템 구현의 선행연구로서 미지의 변조신호의 변조형식을 식별해내는 것을 목표로 한다.

변조신호 식별시스템은 다른 식별시스템과 마찬가지로 특징추출과 판단과정으로 나뉜다. 특징추출부에서는 수신된 신호로부터 신호의 식별에 필요한 기본특징을 추출하게 된다. 변조된 신호는 진폭, 위상, 주파수의 세가지 파라미터를 사용하여 정보를

* 상지영서대학 전자과(yjshin@youngseo.ac.kr),
** 경희대학교 전자정보학부
논문번호 : 00312-0803, 접수일자 : 2000년 8월 3일

표현하고 있기 때문에 이들 세가지 파라미터를 추출하는 것이 일반적이며[3]~[5], 이들 파라미터 자체, 히스토그램 또는 스펙트럼분포를 이용하여 식별하기도 하며, 최근에는 신호의 모멘트 또는 고차누적함수 등을 이용하여 위상변조나 위상-진폭변조신호를 주대상으로 식별하기도 한다[12]~[14]. 본 논문에서는 진폭변조, 주파수변조, 진폭-위상변조신호의 3종류의 11가지 디지털 변조신호를 대상으로 하여 낮은 SNR하에서도 시간영역의 파라미터만을 사용하여 변조방식을 신속하게 식별할 수 있는 방법을 제안한다. 제안된 방법은 수신된 신호의 순시진폭, 순시위상, 순시주파수를 기본 특징으로 추출한 후, 이를 이용하여 특징공간내에서 신호별로 단일한 특징을 갖는 식별특징을 추출하고 신경회로망을 통해 식별하는 알고리즘이다.

본 논문의 Ⅱ장에서는 기본특징과 식별특징의 추출과정과 타당성에 관해 논의한 다음, Ⅲ장에서는 본 논문에서 사용하는 신경망의 구조에 관해 설명하고, Ⅳ장에서 식별특징 추출 및 식별과정을 모의실험하고 잡음에 대한 성능을 실험적으로 평가한다. Ⅴ장에서는 제안된 방법의 타당성을 검토하고 향후 연구과제에 관해 논의한다.

Ⅱ. 특징정보 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 많아진다. 따라서 변조방식에 따라 특징공간내에서 단일한 지점을 나타내는 지표가 필요하게 된다.

이러한 지표로서 배치구조의 무게중심을 생각할 수 있으나 변조된 신호의 신호점은 평균을 중심으로 대칭을 이루기 때문에 산술평균값은 변조방식에 따라 큰 차이를 보이지 않게 되며, 잡음에 약한 단점이 있다. 그러나 로그연산을 이용하면 신호점의 배치구조에 따라 신호점 간의 편차를 다르게 만들 수 있어, 고유한 값을 갖게 되므로 특징벡터로 사용할 수 있다. 따라서 기본 특징정보를 세그먼트별로 정규화하고, 로그연산하여 비선형 사상시킨 후 이의 표준편차를 구하여 신경망의 입력값인 특징벡터로 사용한다.

1. 기본특징 추출

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.

우선 수신된 입력신호를 힐버트변환을 이용하여 90° 위상천이시켜 사분면위상성분을 구한 다음 이로부터 신호의 순시 특징들을 추출한다.

1.1 순시진폭($a(t)$)

순시진폭 $a(t)$는 다음과 같이 계산되며, 여기서 S_i와 S_q는 각각 동위상성분과 사분면위상성분이다.

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

1.2 순시위상($\omega(t)$)

순시위상 $\omega(t)$는 다음과 같이 계산된다.

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

1.3 순시주파수($f(t)$)

순시주파수 $f(t)$는 다음과 같이 계산하며, 여기서 d_t는 표본화간격이다.

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

1.4 차위상($p(t)$)

차위상을 구하기 위해서는 우선 반송파주파수를 추정한다. 반송파주파수 추정에는 영교차율방법, 스펙트럼평균법, 적응추정기법등을 고려할 수 있는데, 본 논문에서는 적응추정기법을 사용하였다[7],[10],[11].

추정된 반송파주파수를 이용해 기준신호 $\gamma(t)$를 (5)식과 같이 발생시킨 다음, (6)식을 이용해 기준신호의 순시위상 $\omega_\gamma(t)$을 구한 후 (7)식과 같이 차위상 $p(t)$을 구한다.

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

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

$$p(t) = \omega(t) - \omega_\gamma(t) \tag{7}$$

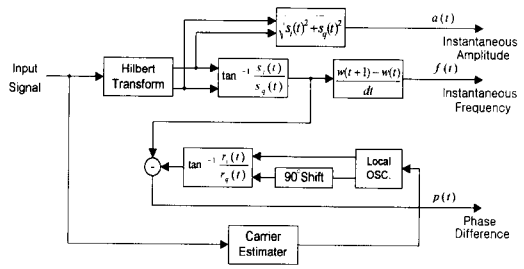

그림 1. 기본특징 추출 처리 블럭도

2. 식별특징 추출

위에서 구한 기본 특징을 바탕으로 입력신호의 세그먼트별 순시진폭, 순시주파수, 차위상의 식별특징을 다음과 같이 구하여 신경망의 입력값으로 이용한다.

2.1 진폭특징정보 (S_a)

진폭특징정보는 입력신호의 세그먼트별 순시진폭값을 이용하여 다음과 같이 계산하며, 여기서 n은 입력신호의 세그먼트별 데이터의 개수다. S_a는 입력신호의 순시진폭값을 이의 표준편차 σ_a로 정규화한 후 로그연산을 취하여 비선형 사상시킨 $a_2(t)$의 표준편차다.

$$\sigma_a = \sqrt{\frac{1}{n}\left(\sum_{t=1}^{n} a(t)^2\right) - \left(\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} a(t)\right)^2} \quad (8)$$

$$a_2(t) = \log(a(t)/\sigma_a) \quad (9)$$

$$S_a = \sqrt{\frac{1}{n}\left(\sum_{t=1}^{n} a_2(t)^2\right) - \left(\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} a_2(t)\right)^2} \quad (10)$$

2.2 주파수특징정보 (S_f)

주파수특징정보는 입력신호의 세그먼트별 순시주파수값을 이용하여 다음과 같이 계산한다.

$$\sigma_f = \sqrt{\frac{1}{n}\left(\sum_{t=1}^{n} f(t)^2\right) - \left(\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} f(t)\right)^2} \quad (11)$$

$$f_2(t) = \log(f(t)/\sigma_f) \quad (12)$$

$$S_f = \sqrt{\frac{1}{n}\left(\sum_{t=1}^{n} f_2(t)^2\right) - \left(\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} f_2(t)\right)^2} \quad (13)$$

S_f는 입력신호의 순시주파수값을 이의 표준편차 σ_f로 정규화한 후 로그연산을 취하여 비선형 사상시킨 $f_2(t)$의 표준편차다.

2.3 위상특징정보 (S_p)

위상특징정보는 입력신호의 세그먼트별 순시위상값을 이용하여 다음과 같이 계산한다.

$$\sigma_p = \sqrt{\frac{1}{n}\left(\sum_{t=1}^{n} p(t)^2\right) - \left(\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} p(t)\right)^2} \quad (14)$$

$$p_2(t) = \log(p(t)/\sigma_p) \quad (15)$$

$$S_p = \sqrt{\frac{1}{n}\left(\sum_{t=1}^{n} p_2(t)^2\right) - \left(\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} p_2(t)\right)^2} \quad (16)$$

S_p는 입력신호의 순시진폭값을 이의 표준편차 σ_p로 정규화한 후 로그연산을 취하여 비선형 사상시킨 $p_2(t)$의 표준편차다.

식별특징 S_a, S_f, S_p의 2차원 특징공간에서의 분포를 그림 2와 그림 3, 그림 4에 나타내었다. 우선, 그림 2의 $S_a - S_p$ 특징공간을 보면 진폭 변조가 된 신호와 되지 않은 신호가 확연히 구분되며, 같은 진폭 변조된 신호의 경우에도 ASK2보다는 ASK4의

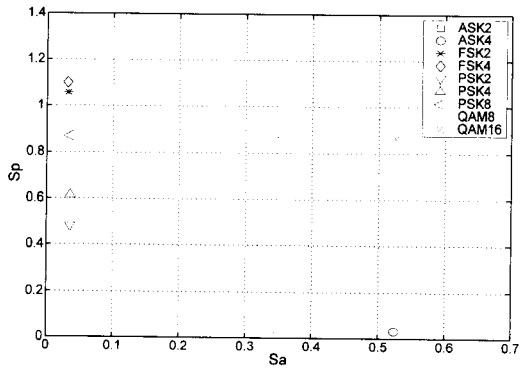

그림 2. $S_a - S_p$특징공간에서의 특징의 분포(SNR 30[dB])

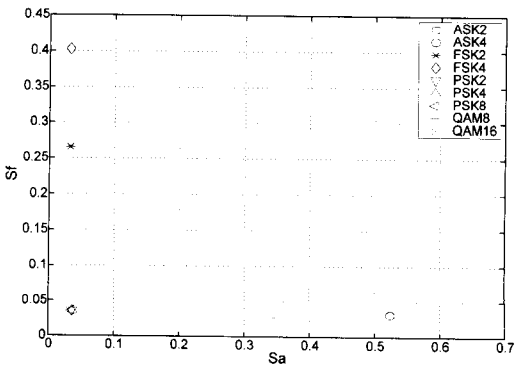

그림 3. $S_a - S_f$ 특징공간에서의 특징의 분포(SNR 30[dB])

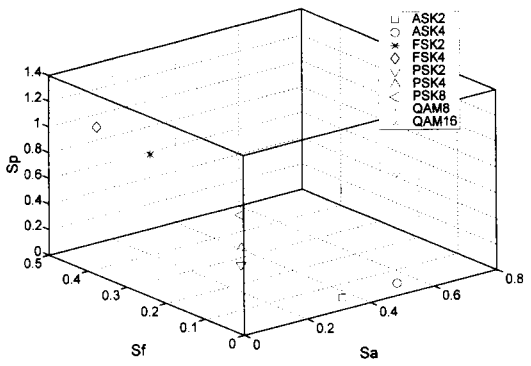

그림 4. $S_a - S_p - S_f$ 특징공간에서의 특징의 분포 (SNR 30[dB])

S_a의 값이 크기 때문에 식별이 가능하다. 마찬가지로 진폭과 위상이 혼용 변조된 QAM8 과 QAM16의 경우에도 S_a의 값은 ASK2, ASK4와 유사하지만 S_p의 값이 다르기 때문에 식별이 가능하다. 입력신호 중 대다수가 위상변조 또는 위상과 진폭의 혼용변조방식이며 이러한 변조방식이 현재 가장 널리 쓰이는 디지털변조방식이므로 신호식별은 대부분 $S_a - S_p$식별정보만으로도 수행될 수도 있다. 주파수 변조된 신호의 경우는 S_f 식별정보를 이용하면 그림 3에서와 같이 위상 변조된 신호와 주파수 변조된 신호를 식별할 수 있으며, 같은 주파수 변조된 FSK2와 FSK4의 식별도 가능하다. 따라서 그림 4에 나타낸 것처럼 S_a, S_f, S_p가 각각 고유한 특징점을 나타내므로 이들 식별정보를 이용하면 대부분의 변조방식의 식별이 가능하다.

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 초기에 오차가 있으면 올바르지 못한 결과를 나타낼 수 있고, SNR의 변화에 따라서도 유연히 대처하기 어려운 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 있고, 본 논문에서 추출한 식별특징들이 잡음의 증가에 따라 특징공간내에서 비선형적인 분포를 나타내고 특징점간의 간격이 극히 감소하기 때문에 전통적인 결정론적 접근방법보다는 식별이 유리하며,[8][9]또 신경망의 학습후의 신속한 결정 성능을 이용하면 온라인 시스템에서의 사용도 가능하리라 생각된다.[9] 따라서 본 논문에서는 신경망을 이용한 변조방식의 식별 방법을 제안한다.

본 논문에서는 역전파신경망을 이용하였으며, 또 최소오차 결정에 있어 국소오차를 피하기 위해 모멘트 상수를 사용하였다[9]. 그리고 보다 효율적인 신경망 구조의 선택을 위해 은닉층을 달리한 다른 구조의 신경망을 적용하고, 또한 내잡음성의 검증을 위해 SNR을 변화시켜가며 모의실험을 수행한다. 신경망의 구조는 그림 5와 그림 6에 도시하였다.

1. 은닉층이 1개인 경우

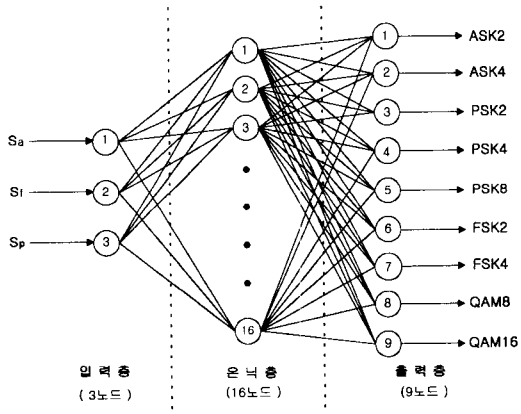

그림 5. 은닉층이 1개인 경우의 신경망의 구조

최소오차(Sum Squqre Error)는 다음과 같이 표현되며, 여기서 O와 Q_s는 각각 출력의 개수와 훈련 데이터의 개수이다.

$$SSE = \sum_{i=1}^{O}\sum_{j=1}^{Q_s} E(i,j) \tag{17}$$

$$E = (T - A_2)^2 \tag{18}$$

이 때, T는 실제 목표값이고, A_2는 다음 식으로부터 계산되는 출력값이다.

$$A_2 = W_2 \times A_1 + B_2 \tag{19}$$

여기서 A_2는 출력층의 출력이며, W_2와 B_2는

출력층의 가중치와 바이어스값이다.

A_1은 은닉층의 출력이며 다음과 같이 표현된다.

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

여기서, W_1와 B_1은 은닉층의 가중치와 바이어스이고, P_{in}은 학습에 사용되는 입력 데이터이다. 또 이 신경망의 출력층에 대한 전이함수는 선형함수로써 다음과 같이 정의된다.

$$\text{linear}(Y) = [\text{linear}(y_{ij})]_{mxn} = [y_{ij}]_{mxn} \quad (21)$$

2. 은닉층이 2개인 경우

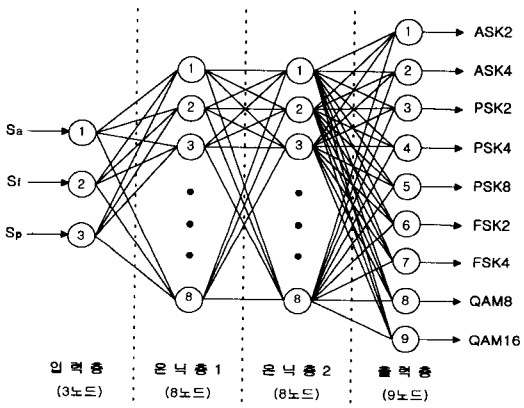

그림 6. 은닉층이 2개인 경우의 신경망의 구조

오차는 다음과 같이 표현된다.

$$E = (T - A_3)^2 \quad (22)$$

이 때, T는 실제 목표치이고, A_3는 다음 식으로부터 계산되는 출력층의 출력이다.

$$A_3 = \log\text{-}sigmoid(W_3 \times A_2 + B_3) \quad (23)$$

여기서 A_3는 2번째 은닉층의 출력이며, W_3와 B_3는 출력층의 가중치와 바이어스값이다. 또 A_2는 다음과 같이 표현된다.

$$A_2 = W_2 \times A_1 + B_2 \quad (24)$$

이때, W_2와 B_2는 2번째 은닉층의 가중치와 바이어스값이며, A_1은 첫 번째 은닉층의 출력이며 다음과 같이 표현된다.

$$A_1 = \log\text{-}sigmoid(W_1 \times P_{in} + B_1) \quad (25)$$

여기서, P_{in}은 학습에 사용되는 입력 데이터이며, W_1과 B_1은 첫 번째 은닉층의 가중치와 바이어스이다.

Ⅳ. 모의실험 및 고찰

모의실험은 ASK2, ASK4, PSK2, PSK4, PSK8, FSK2, FSK4, QAM8, QAM16의 9가지 신호를 대상신호로 하여, 가우시안잡음 환경하에서 식별특징을 추출하고, 이를 신경망의 입력으로 하여 학습을 수행한 후, 식별성능을 평가하였다.

1. 식별특징의 추출

변조방식의 식별에 앞선 전처리 단계로서 식별특징 추출과정의 모의 실험을 실시하였다. 9가지 변조신호를 대상으로 하여 SNR을 0[dB]에서 30[dB]까지 변화시키면서 식별특징 추출을 수행하였으며 추출된 식별특징 S_a, S_f, S_p의 잡음에 따른 변화를 그림 7, 그림 8, 그림 7에 도시하였다. 전체적으로 식별정보들이 SNR 10[dB] 이상에서 변조방식의 식별이 가능함을 보이고 경우에 따라서는 그 이하의 SNR에서도 식별이 가능함을 알 수 있다.

그림 7의 S_a의 경우, 진폭 변조된 신호와 그 외의 신호와의 간격이 진폭변조된 신호간의 간격보다 작아 진폭변조된 신호와의 구분이 용이함을 알 수 있다. 또, ASK2와 QAM8, ASK4와 QAM16의 경우 진폭이 각각 2상태, 4상태로 같기 때문에 특징점이 거의 비슷하게 나타나는데, 이는 S_p를 이용하면 식별이 가능하다. 잡음이 증가함에 따라 식별점 간의 간격이 감소하는 양상을 보이는데, 10[dB] 이하에서 식별특징 간의 간격이 급격히 감소하기 시작하여 5[dB] 이하에서는 거의 식별이 불가능하도록 근접하는 양상을 보인다. 그림 8의 S_f의 경우도 S_a와 비슷한 양상을 보이며, 주파수 변조된 신호와 그 외의 신호간의 식별이 가능함을 나타내며 FSK2와 FSK4의 식별이 가능함을 보인다.

그림 9의 S_p의 경우는 위상 변조된 신호와 진폭변조된 신호의 식별점 간의 간격이 그 외의 신호의 식별점이 간격보다 커서 식별이 용이함을 보이며, 위상 변조된 신호인 PSK8, QAM8, QAM16와 주파수 변조된 신호인 FSK2와 FSK4의 식별특징이

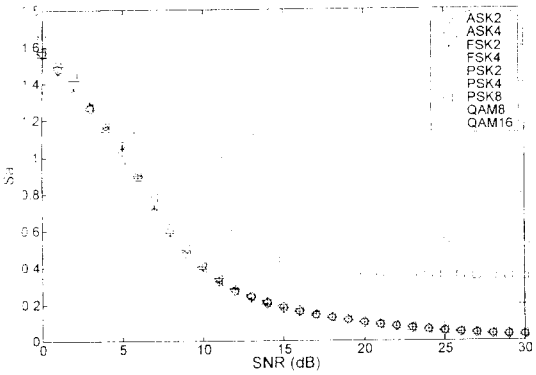

그림 7. SNR의 변화에 따른 S_a의 분포

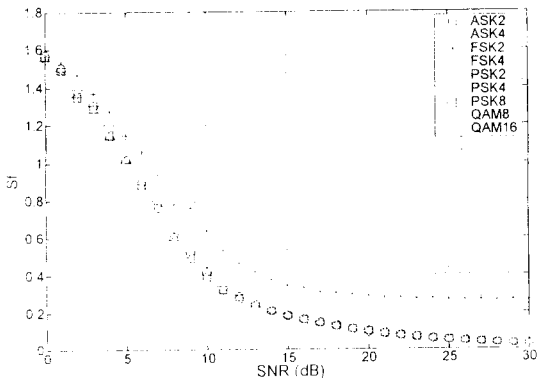

그림 8. SNR의 변화에 따른 S_f의 분포

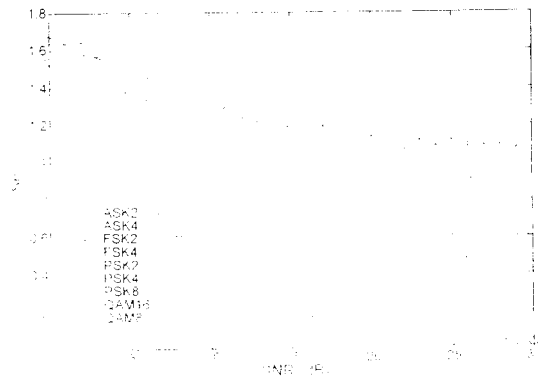

그림 9. SNR의 변화에 따른 S_p의 분포

거의 유사하게 나타나는데 이는 주파수 변조된 신호의 경우 위상정보가 주파수가 변화될 때 마다 계속 변화되기 때문이며, 이들간의 구분은 S_a와 S_f를 이용하면 가능하다. 전체적인 형태는 S_a나 S_f의 경우와 유사하게 나타났다.

2. 신경망을 이용한 변조방식의 식별

앞에서 추출한 식별특징을 입력으로 하여, 은닉층이 1개 층인 경우와 2개 층인 경우에 대해 수행하였다. 또한 두 경우에 있어 은닉층 상의 노드 개수도 달리하여 모의실험을 수행하였다. 신경망의 학습에는 SNR 10[dB]에서 30[dB]까지의 식별특징을 입력으로 사용하였으며, 식별성능에 대한 검토는 각 신호별로 SNR 0[dB]에서 30[dB]까지 1[dB]간격으로 식별특징을 입력으로 사용하여 실시하였다.

1) 은닉층이 1개인 경우

은닉층의 노드의 개수를 5~20개로 바꾸어가며 실험한 결과 노드수 16인 경우가 가장 뛰어난 성능을 보였고, 내잡음성에 관한 실험에서도 SNR 10[dB]에서도 90% 이상의 비교적 우수한 식별 성능을 나타내었으며 최대 SNR 6[dB]까지 식별 가능하였다. 그림 10은 모의실험에 사용한 신경망의 SSE 곡선이며, 그림 11에는 신호별 최대 식별성능을 도시하였다.

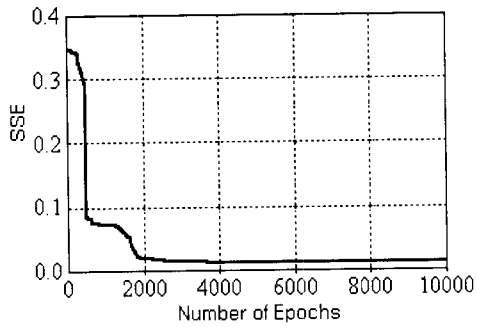

그림 10. 은닉층이 1개인 경우의 SSE(노드수 16)

2) 은닉층이 2개인 경우

은닉층내의 노드의 개수를 (5-5)~(10-10)으로 바

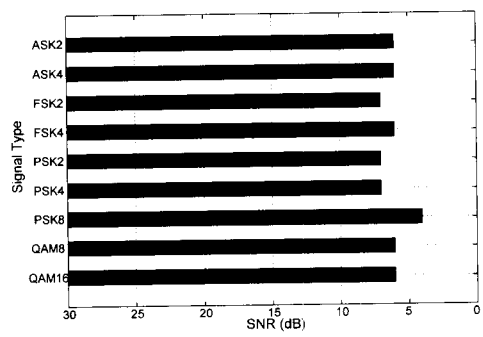

그림 11. 최대 식별 성능(은닉층 1, 노드수 16)

꾸어가며 실험한 결과 (8-8)인 경우에 가장 우수한 성능을 보였으며, 내잡음성에 대한 검증에서도 90% 이상의 비교적 우수한 식별 성능을 나타내었고, 최대 4[dB]까지 식별이 가능하였다. 그림 12는 모의실험에 사용한 신경망의 SSE 곡선이며, 그림 13에는 신호별 최대 식별성능을 도시하였다.

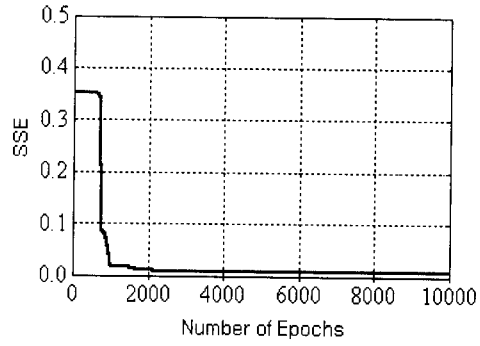

그림 12. 은닉층이 2개인 경우의 SSE(노드수 8-8)

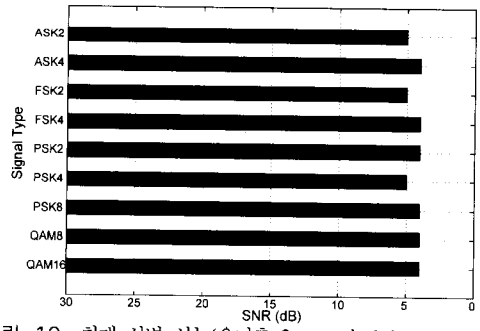

그림 13. 최대 식별 성능(은닉층 2, 노드수 8-8)

V. 결 론

본 논문은 전파감측 시스템 또는 자동식별통신시스템의 구현을 위한 기초연구로서 변조신호의 기본적인 파라미터인 진폭, 위상, 주파수의 순시값 등 시간영역의 정보를 이용하여 디지탈 변조신호의 자동 식별하는 방법을 논의한 것이다. 기본특징으로부터 식별특징을 간단히 구해내고, 이를 신경망을 사용하여 학습시킨 후 변조방식을 식별하도록 시스템을 구현하였으며, 제안된 방법의 타당성을 검증하기 위하여 모의실험을 실시하였다.

모의실험 결과, SNR 10[dB] 이상에서 90% 이상의 식별성능을 나타내었으며 경우에 따라서는 SNR 5[dB]내외에서도 식별이 가능함을 보였다. 향후 과제로는 페이딩이나 왜곡 등 다양한 통신로 환경 하에서의 성능시험과 본 논문의 결과를 바탕으로 한 전파감측시스템이나 자동식별통신시스템의 구현방안에 대해 지속적인 연구가 필요하다고 사료된다.

참 고 문 헌

[1] Y.T. Chan, L.G. Gadbois, "Identification Type of a Signal", *Signal processing*, Vol. 16, No. pp. 1010-1014, February 1989.

[2] T.G. Callaghan, J.L. Pery and J. K. Tjho, "Sampling algorithm aid modulation recognition", *Microwaves RF*, Vol. 24, No. 9, pp. 117-119, 121, September 1985.

[3] Janet Aisbettt, "Automatic modulation recogntion using time domain parameters", *Elsevier science publishers*, pp. 323-328, 1987.

[4] F.F. Liedtke, "Computer simulation of an automatic classification procedure for digitally modulated communication signals with unknown parameters", *Signal Processing*, Vol. 6, No. 4, pp. 311-323, August 1984.

[5] L. V. Dominguez, J. M. Borrallo, J. P. Garcia,"A general approach to the automatic classification of radio Communication Signals", *Signal Processing*, Vol. 22, No. 3, pp. 239-250, March 1991.

[6] Y. Yang and S. S. Soliman, "An improved moment-based algorithm for signal classificaation", *Signal Processing*, Vol. 43, No. 3, pp.231-244, May 1995.

[7] Ratnam V.Raja, "Tracking of Bandpass Sinals Using Center Frequency Adaptive Filters", *IEEE Trans. on ASSP.*, Vol. 38, No. 40, pp. 1710-1721, OCTOBER 1990.

[8] R. Lippmann, "An introduction to computing with neural nets", *IEEE ASSP megazine*, Vol. 4, No. 2. pp. 4-22, April 1987.

[9] B. Kosko, *Neural Network for Signal Processing*, Prentice Hall, 1992.

[10] S. Thomas Alexander, *Adaptive signal Processing Theory and Application*, Springer-Verlag, 1986.

[11] Maurice Bellanger, *Adaptive Digital Filters and Signal Analysis*, Marcel Dekker Inc.,1987.

[12] Yawpo Yang, Samir S. Soliman, "A Subopti-Suboptimal Algorithm for Modulation Classification", IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Sysrem, Vol. 33, No.1, pp. 38-45, 1997.

[13] Alfred O. Hero Ⅲ, Hafez Hadinejad-Mahram, "Digital Modulation Classification Using Power Moment Matrics", *IEEE*, Vol. 16, No. pp. 3285-3288, February 1998.

[14] Pierre Marchand, Jean-Louice Lacoume, "Multiple Hypothesis Modulation Classification Based on Cyclic Cumlulants of Different Orders", *Proceeding of the IEEE International Conf. On ASSP*, Vol.4, No.4, pp. 2157-2160, 1998.

신 용 조(Yong-jo Shin) 정회원

1990년 2월 : 경희대학교 전자공학과 졸업
1992년 2월 : 경희대학교 전자공학과 석사
1992년 2월 : 경희대학교 전자공학과 석사
1992년 9월~현재 : 상지영서대학 전자과 부교수
<주관심 분야> 통신공학, 신경망

진 용 옥(Yong-ohk Chin) 정회원
한국통신학회 논문지 제22권 9호 참조