

## 바이스펙트럼 및 신경회로망을 이용한 음향인식

양용석 · 안종구 · 최재하  
전기전자 및 자동화공학부

### <요약>

어떤 신호를 주파수영역에서 해석하고자 할 때 바이스펙트럼 기법은 파워스펙트럼 기법에 비하여 상대적으로 계산 시간이 많이 걸린다는 단점이 있으나 신호의 크기에 관한 정보 뿐만 아니라 위상에 관한 정보도 찾아 낼 수 있다는 장점이 있다. 한편 바이스펙트럼은 1차원 합수인 파워스펙트럼과 달리 2차원 합수이므로 등고선 그림으로 표시된 바이스펙트럼은 하나의 무늬로 볼 수 있다. 측정된 음향신호의 바이스펙트럼을 무늬로 표시하면 각 음향신호에 대한 바이스펙트럼 무늬는 서로 다르다. 따라서 음향 신호원을 식별하기 위한 한가지 방법으로 각 음향신호의 바이스펙트럼 무늬를 식별하여 궁극적으로는 음향신호원을 식별하는 방법을 제안하였다. 본 논문에서는 여러 종류의 무한궤도차량(無限軌道車輛)의 음향신호를 측정하여 음향신호의 바이스펙트럼을 각각 구한 후, 신경회로망을 이용하여 각 바이스펙트럼을 식별하여 결과적으로 음향신호원을 식별하는 방법을 보였다.

---

## Recognition of Acoustic Signals Using Bispectrum Technique and Neural Network

Yang, Yong Suk · An, Chong Koo · Choi, Jae Ha  
School of Electrical Engineering

### <Abstract>

Bispectrum has the magnitude information of a signal in the frequency domain as

well as the phase information of the signal. However, it takes longer time to compute the bispectrum of the signal than to compute the power spectrum which has only the magnitude information of the signal. Although the power spectrum is a 1-dimensional function, the bispectrum is a 2-dimensional function so that the contour plot of the bispectrum can be considered as a pattern. Since the patterns of the bispectra of the measured acoustic signals are different each other, a pattern recognition technique is proposed to recognizing the bispectra of the acoustic signals as a method to identify the sources of the acoustic signals. In this paper, the bispectra of the acoustic signals which are measured from several kinds of caterpillar vehicles are computed, then a neural network is used as the identifier of the bispectrum patterns of the caterpillar vehicles, as a result, the bispectrum patterns are used to identify the sources of the acoustic signals.

## 1. 서 론

파워스펙트럼 추정 방법은 랜덤신호(random signal)의 크기에 관한 정보는 가지고 있으나 위상에 관한 정보는 소멸되기 때문에 비선형 프로세스(nonlinear process)에 의한 상호작용을 하는 주파수 성분을 해석하고자 할 때는 그 이용에 제한을 받게 된다[1]. 그러나 바이스펙트럼 추정(bispectrum estimation)방법은 주파수 상호 위상 관계가 있는 경우는 그 값이 0(zero)이 되지만 위상관계가 있는 경우는 0(zero)이 아닌 어떤 값을 갖게 된다. 즉 바이스펙트럼 추정 방법은 신호의 크기에 관한 정보뿐만 아니라 신호의 위상에 관한 정보도 갖고 있으므로 신호의 각 주파수 성분이 상호 위상 관계가 있는 경우의 바이스펙트럼과 상호 위상 관계가 없는 바이스펙트럼은 서로 다르게 된다[2].

본 논문에서는 여러 신호의 바이스펙트럼 패턴을 구한 후 패턴인식에서 일반화 성능(generalized performance)이 우수한 것으로 보고된 부분결합 회귀신경회로망(Partially Connected Recurrent Neural Network: PCRNN)[4]을 이용하여 바이스펙트럼 패턴을 인식하여 궁극적으로는 신호원을 식별하는 방법을 제안하였다. 그리고 제안한 방법을 여러 종류의 무한궤도차량(無限軌道車輛)을 식별하는데 적용하였다. 실험에 사용된 음향신호는 4종류의 무한궤도차량, 즉 자주포(SPA), 장갑차(APC), M형 전차와 한국형 전차로부터 수집하였고, 실험은 다음 3가지 경우, (1) 잡음이 없는 경우, (2) 가우시안 잡음(Gaussian noise)을 부가시킨 경우, 그리고 (3) 제작 낸도가 다른 동일 기종 차량의 경우에 대하여 수행하였다.

## 2. 바이스펙트럼 (Bispectrum)

정상적인 랜덤프로세스  $x(t)$ 의 푸리에 변환(Fourier transform)을  $X(f)$ 라 하면 파워스펙트럼  $S_{XX}(f_1)$  와 바이스펙트럼  $S_{XXX}(f_1, f_2)$ 는 다음과 같이 정의된다.

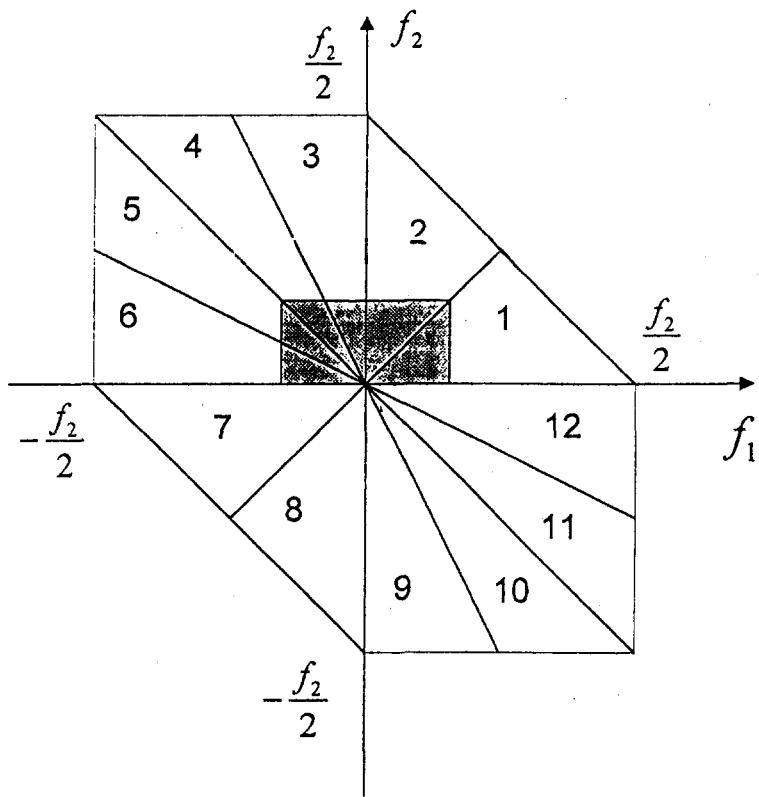


그림 1. 바이스펙트럼의 영역 및 대칭성

$$E[X(f_0)X^*(f_1)] = S_{xx}(f_1) \delta(f_0 - f_1) \quad (1)$$

$$E[X(f_0)X^*(f_1)X^*(f_2)] = S_{xxx}(f_1, f_2) \delta(f_0 - f_1 - f_2) \quad (2)$$

이산 신호의 자기 바이스펙트럼은  $f_s$ 를 표본화 주파수라 하면 그림 1의  $f_1 + f_2 = \pm(f_s/2)$ ,  $f_1 = \pm(f_s/2)$ ,  $f_2 = \pm(f_s/2)$ 를 둘째로 하는 육각형의 내부에서 정의된다[2]. 바이스펙트럼의 대칭성을 이용하면 바이스펙트럼은 그림 1에서  $f_1$  축에 대칭이고, 본 연구에서 이용된 신호의 바이스펙트럼을 구한 결과 그 값이 원점에서 멀 경우 무시할 수 있을 정도로 적어서 본 논문에서는 그림 1의 사각형 부분에 대해서 바이스펙트럼을 구하였다.

### 3. 신경회로망(Neural Network)

부분결합 회귀신경회로망(Partially Connected Recurrent Neural Network : PCRNN)을 바이스페트럼 패턴 인식을 위하여 사용하였다. 부분결합 회귀신경회로망은 원래 시계열패턴(temporal pattern)의 학습과 인식을 위해 제안되었다[3]. 또한, 최근에는 PCRNN의 학습 절차를 수정하여 문자 및 숫자와 같은 비시계열패턴(non-temporal pattern)의 인식에도 우수한 결과를 보이고 있음이 보고되고 있다[4].

본 논문에서 이용한 부분결합 회귀신경회로망[3]은 그림 2에서 보인 바와 같이 한 층의 은닉층을 가진 2층 구조의 퍼셉트론을 근간으로 하고, 여기에 내부상태층(internal state layer)과 결정상태층(decision state layer)을 부가하였다. 그리고 은닉층으로부터 내부상태층에 이르는 내부상태 귀환루프와 출력층으로부터 결정상태층에 이르는 결정상태 귀환루프가 결합되어 있다. 그리고 은닉층과 출력층의 활성패턴은 학습사이클  $\tau-1$ 에서 내부상태층과 결정상태층으로 각각 복사(copy)되어 학습사이클  $\tau$ 에서 입력의 일부로 작용한다. 결합형태는 입력층과 은닉층, 내부상태층과 은닉층 사이에는 임의의 부분결합이고, 결정상태층과 은닉층, 은닉층과 출력층 사이에는 완전결합 형태로 구성되었다. 여기서 은닉층 노드는 입력층 노드와 내부상태층 노드로부터 무작위로 균일하게 선택된다. 부분결합 회귀신경회로망의 학습에는 오류역전파(error back-propagation) 알고리즘[5]이 이용되었으며, 학습절차는 표 1에 요약되어 있다. (PCRNN의 자세한 구조와 학습규칙, 그리고 behavior에 관해서는 [4]를 참조하기 바람)

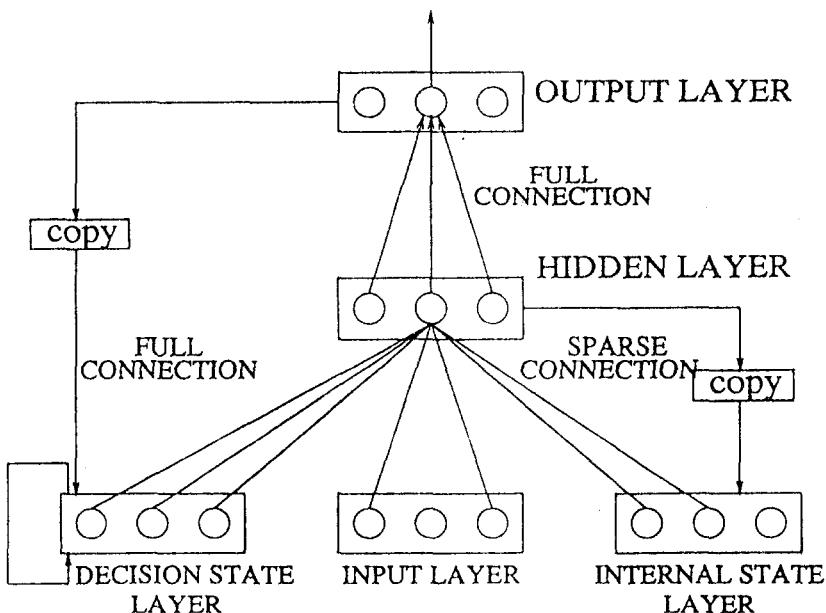


그림 2. 부분 결합 회귀 신경회로망의 구조

표 1. 부분결합 회귀신경회로망의 학습절차

**Procedure PCRNN**

Initialize the weights and the biases;

set n=1;

**repeat**    **for** all training categories     **choose** next category in random order;     **reset** activation of internal state units to 0.5;     **reset** activation of decision state units to 0.0;     **for** all training patterns in a chosen category        **choose** next training pattern in random order;        **for** all hidden units  $j$          **compute** activations,  $y_j$ ;        **endloop**        **for** all output units  $k$          **compute** activations,  $y_k$ ;        **endloop**        **for** all output units  $k$          **compute** errors,  $e_k = y_k - d_k$ ;         **update** trainable weights,  $W_{kj}$ ;         **adjust** biases,  $\theta_k$ ;        **endloop**        **for** all hidden units  $j$          **update** trainable weights,  $W_{ji}$ ;         **adjust** biases,  $\theta_j$ ;        **endloop**

/\* Decision Feedback \*/

**for** all output units  $k$  and **for** all decision state units  $l$          **copy**  $y_k$  to  $y_l$ ,  $y_l = y_k$ ;        **endloop**

/\* Internal State Feedback \*/

**for** all hidden units  $j$  and **for** all internal state units  $m$          **copy**  $y_j$  to  $y_m$ ,  $y_m = y_j$ ;        **endloop**    **endloop**  **endloop**

set n=n+1;

**until** termination condition reached;

end; {PCRNN}

표 2. 부분결합 회귀 신경회로망 구성

	입력총	온닉총	출력총	내부 상태총	결정 상태총	전체 연결수
각 층에 있는 처리요소의 수	9730	33	4	33	4	9804
온닉노드에 결합된 각 층의 처리요소의 수	297	-	4	5	4	310

바이스펙트럼 패턴 인식을 위한 부분결합 회귀신경회로망의 구성은 표 2와 같다. 부분결합 회귀신경회로망의 입력패턴은  $R(\text{row}) \times C(\text{column})$ 으로 이루어진 바이스펙트럼의 크기에 관한 정보로서  $R$ 은 70,  $C$ 는 139, 즉 입력총은 9730개의 노드로 구성되었다.

#### 4. 무한궤도차량 음향신호원 인식실험

음향신호원 식별을 위하여 실제로 전장(戰場)에서 이용되는 4기종의 무한궤도차량(caterpillar vehicle)의 엔진 음향(즉, 엔진 소음)을 실험실이 아닌 실제의 훈련장에서 각 차량으로부터 1m 이내의 거리에서 수집하였다. 음향신호는 자주포, 장갑차, M형 전차 및 한국형 전차의 엔진음향이며, 또한 동일 기종 차량이면서 제작년도가 다른 경우에도 인식이 가능한가를 실험하기 위하여 제작년도가 다른 M형 전차 3종류의 엔진 음향을 별도로 수집하였다. 4기종 7가지 엔진 음향은 데이터 수집 장치를 이용하여 10KHz로 표본화하여 저장하였다. 수집된 각 엔진 음향 신호는 실험실이 아닌 실제 현장에서 수집되었기 때문에 여러 가지 소음(잡음)이 포함되어 있을 수 있으나 음향 신호원으로부터 충분히 가까운 거리에서 수집하였기 때문에 본 논문에서는 잡음이 없는 신호로 가정하였다.

256-point FFT를 이용하여 구한 각 무한궤도차량의 엔진 음향 신호의 파워스펙트럼을 그림 3에 보였다. 바이스펙트럼의 대칭성을 이용하여 그림 1의 어두운 부분(즉  $f_1$ 은 -2695 Hz에서 2695 Hz,  $f_2$ 는 0에서 2695 Hz의 직사각형 내부)을 바이스펙트럼의 계산 영역으로 하였다. 각 무한궤도차량의 엔진 음향 신호에 대한 바이스펙트럼을 그림 4에 보였다. 무한궤도차량을 식별하기 위하여 바이스펙트럼 기법을 다음의 3가지 경우에 대하여 적용하였다.

#### 4-1. 잡음이 없는 경우

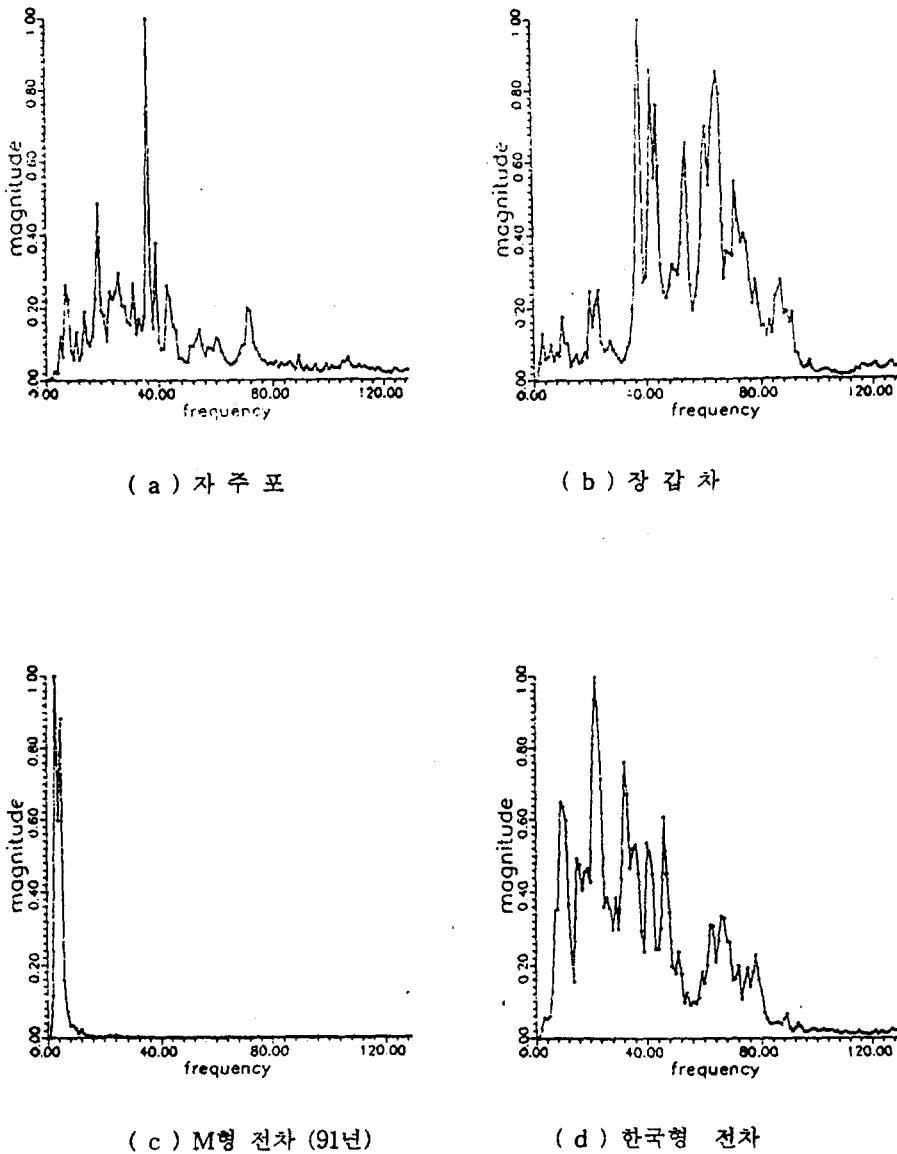
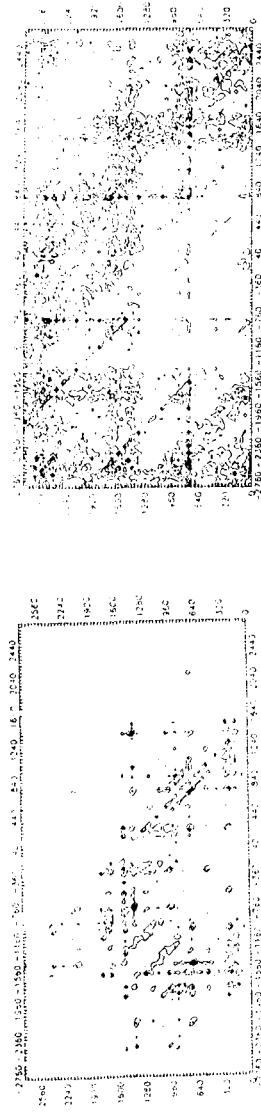
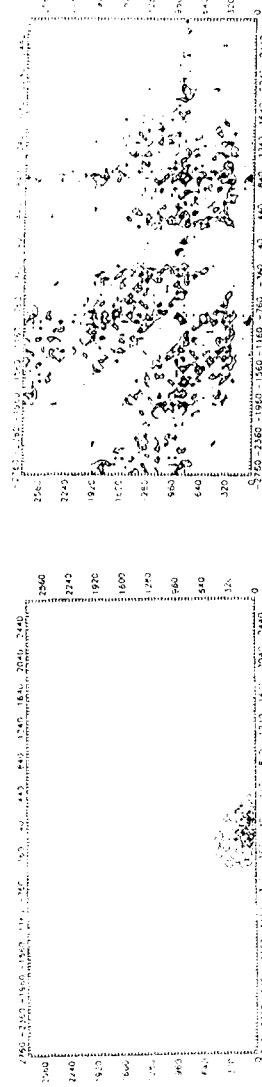


그림 3. 무한궤도 차량의 음향신호의 파워스펙트럼



(a) 지주포

(b) 장갑차



(c) M형 전차 (91년)

(d) 한국형 전차

그림 4. 무한궤도차량의 음향신호의 바이스펙트럼

각 신호원으로부터 측정한 각 32000개의 데이터를 길이가 256인 윈도우를 이용하여 120 구간으로 나누어 바이스펙트럼 패턴을 구한 후 이를 이용하여 신경회로망을 학습시켰다. 실제로 실험에 충분한 양의 음향 신호를 얻는데 어려움이 있어서 같은 종류에 대하여 테스트 패턴은 20개로 만족할 수 밖에 없었다. 20개의 테스트 패턴에 대하여 인식률을 구한 결과 자주포 및 M형 전차의 경우는 100 %의 인식률을 얻을 수 있었으나, 장갑차의 경우는 90 %, 한국형 전차의 경우는 95 %의 인식률을 얻을 수 있었다.

#### 4-2. 가우시안 잡음을 부가시킨 경우

측정된 각 무한궤도차량의 엔진 음향 신호에 가우시안(Gaussian) 잡음을 발생기를 이용해 seed 값을 각각 다르게 하여 발생시킨 가우시안 잡음을 부가시켰다. 가우시안 잡음의 전력(noise power)을 신호의 전력(signal power)에 비해 0.1 (SNR = 10 dB), 0.5 (SNR = 3 dB) 및 1.0 (SNR = 0 dB)으로 하여 각 무한궤도차량의 엔진 음향 신호에 부가하여 바이스펙트럼 패턴을 구하였다. 그 중 SNR이 0 dB일 때 각 무한궤도차량의 엔진 음향 신호의 바이스펙트럼 패턴을 그림 5에 보였다. 각 무한궤도차량의 신호에 가우시안 잡음을 부가한 경우 20개의 테스트 패턴에 대하여 인식률을 구한 결과 SNR이 10 dB 인 경우 자주포, 장갑차 및 M형 전차의 경우는 100 %의 인식률을 얻을 수 있었으나, 한국형 전차의 경우는 인식률이 95 %로 다소 떨어짐을 보였다. SNR이 3 dB 인 경우 자주포, 장갑차 및 M형 전차의 경우는 역시 100 %의 인식률을 얻을 수 있었으나, 한국형 전차의 경우는 10 dB의 경우와 마찬가지로 95 %의 인식률을 보였다. 신호 전력과 잡음 전력이 같은, 즉, SNR이 0 dB 인 경우에도 자주포, 장갑차 및 M형 전차의 경우는 100 %의 인식률을 얻을 수 있었으나, 한국형 전차의 경우는 인식률이 90 %로 더 떨어짐을 알 수 있었다.

#### 4-3. 제작 연도가 다른 동일 기종 차량의 경우

바이스펙트럼 기법을 기종이 다른 차량에서와 달리 동일 기종에서도 적용할 수 있는가를 실험하였다. 제작 연도가 각각 1983년, 1985년 및 1987년인 3대의 M형 전차로부터 음향을 수집하여 바이스펙트럼 패턴을 구한 후 신경회로망을 학습시켰다. 가우시안 잡음을 잡음 발생기를 이용하여 발생시켜서 잡음전력을 신호전력에 비하여 0.1, 0.5 및 1.0 배가 되도록 하여(즉, SNR을 10, 3 및 0 dB), 수집한 신호에 부가시켜서 바이스펙트럼 패턴을 구하였다. 이를 중 SNR이 0 dB 인 경우의 연도별 M형 전차의 바이스펙트럼 패턴을 그림 6에 보였다. 각 20개의 테스트 패턴에 대하여 인식 여부를 실험한 결과, SNR 이 10 dB, 3 dB 및 0 dB 인 각각의 경우에 신경회로망은 바이스펙트럼 패턴을 이용하여 M형 전차의 제작 연도를 오차 없이 인식할 수 있음을 알 수 있었다.

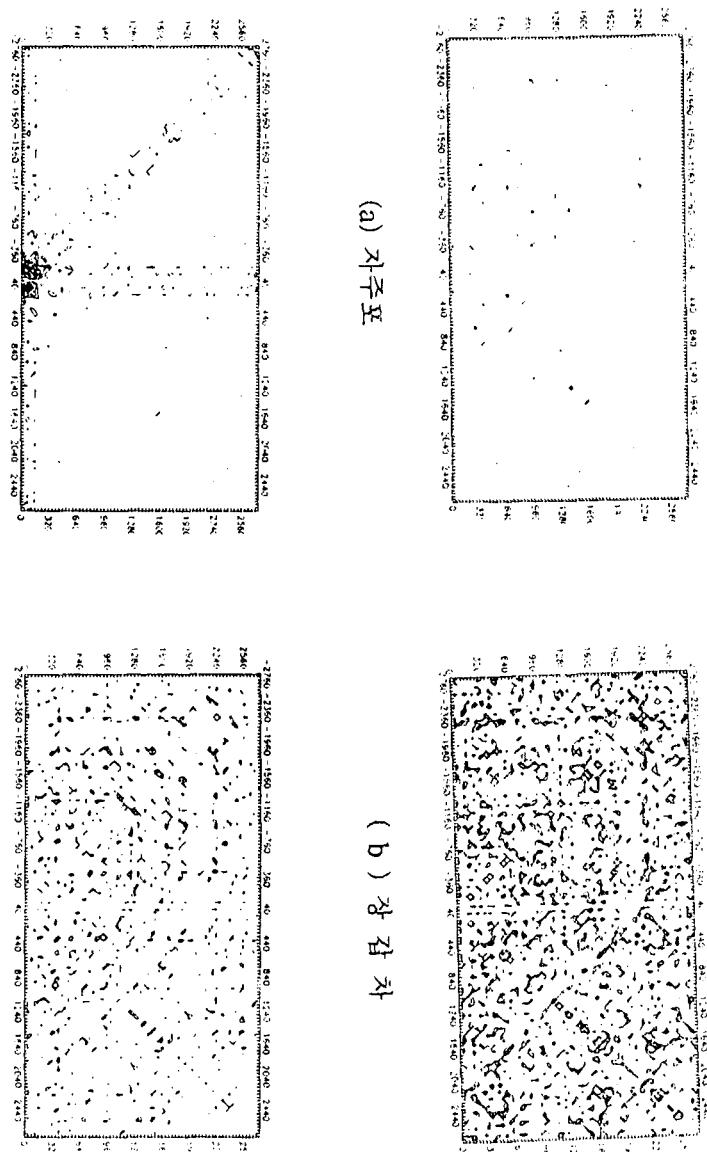
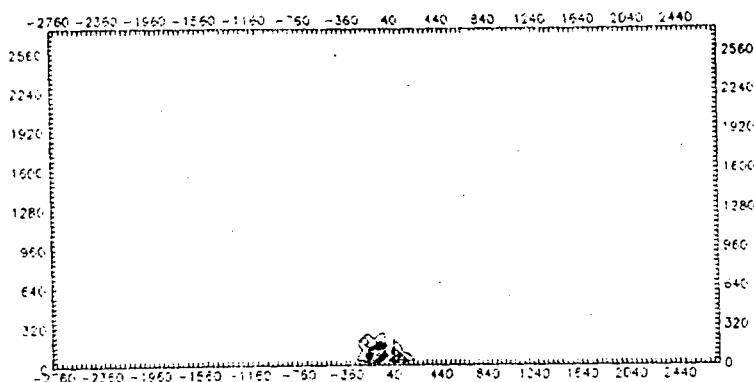
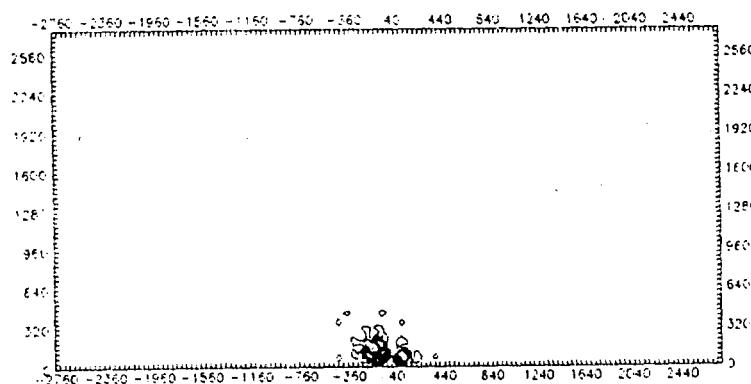


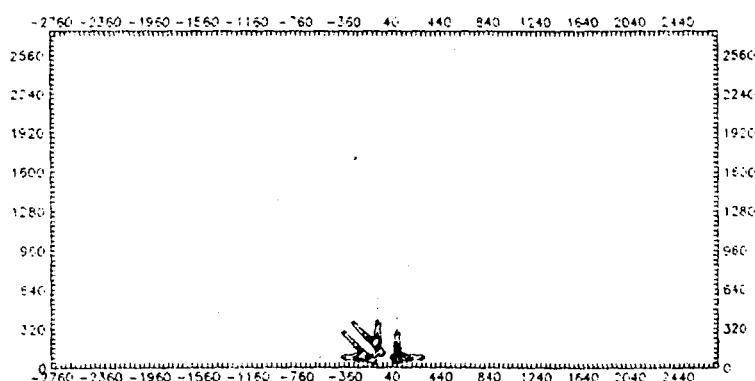
그림 5. 가우시안 잡음(SNR=0dB)을 부가한 경우의 무한궤도차량의 바이스펙트럼 패턴



( a ) 83 년형



( b ) 85 년형



( c ) 87 년형

그림 6. 제작 연도가 다른 M형 전차 음향의 바이스펙트럼 패턴

## 5. 결 론

본 논문에서는 여러 종류의 무한궤도차량을 그 엔진 음향 신호를 이용하여 식별하고자 할 때 바이스펙트럼 및 신경회로망을 이용하여 식별하는 것이 가능함을 보였다. 즉, 엔진 음향 신호의 바이스펙트럼 패턴을 이용하여 신경회로망을 학습시킨 후 다른 바이스펙트럼 테스트 패턴을 이용하여 음향 신호원의 식별이 가능한지를 확인하였다. 신호의 전력과 같은 전력을 갖는 가우시안 잡음이 신호에 부가되더라도 좋은 인식률을 얻을 수 있음을 실험 결과 알 수 있었는데, 이는 바이스펙트럼은 홀수차(3차) 스펙트럼이므로 확률적으로 가우시안 분포를 갖는 랜덤프로세스의 바이스펙트럼은 영(zero)이 되기 때문일 것이다[6]. 즉, 원래의 신호와 가우시안 잡음이 섞인 신호의 바이스펙트럼에서 가우시안 잡음의 효과는 나타나지 않기 때문이다. 동일 기종이라도 제작 년도가 다른 경우, 실험을 통하여 제작 연도를 인식할 수 있음을 알 수 있었는데, 이는 같은 기종이라 하더라도 제작 년도에 따라 새로이 개발된 엔진이 장착되었거나 혹은 같은 종류의 엔진이라 하더라도 노후정도에 따라 엔진의 소음에 차이가 있기 때문이라고 볼 수 있다.

본 논문에서는 엔진 음향 신호의 바이스펙트럼 패턴을 이용하여 신경회로망을 학습시킴으로써 음향 신호원을 인식하는 방법을 보였으나, 이러한 방법은 레이더 신호 혹은 소나 신호 등에 대해서도 적용하여 신호원을 인식하는데 이용할 수 있을 것이다. 이러한 바이스펙트럼 기법은 특히 수중에서 신호원 인식을 하고자 할 때 여러 가지 파워스펙트럼 기법들과 함께 이용하면 보다 정확하고 유용한 정보를 얻을 수 있으리라고 생각된다. 이외에도 이 방법은 화자인식 등 다른 응용 분야에도 적용 할 수 있을 것으로 기대된다.

## 참 고 문 헌

- [1] C. L. Nikias and M. R. Raghuveer, "Bispectrum Estimation: A Digital Signal Processing Framework," Proc. IEEE, Vol. 75, No. 7, pp. 869-891, July 1987.
- [2] Chong Koo An, Dong Min Lee and Tai Ho Lee, "Identification of Acoustic Signals of Vehicles Using Bispectrum," Journal of Acoustical Society of Korea, Vol. 11, No., 1, pp. 5-13, Feb. 1992.
- [3] Sung Suk Kim, Kyung Sup Park, Soo Dong Lee and Tai Ho Lee, "Learning Sequential Structures in Partially Connected Recurrent Neural Network," KITE Journal of Electronics Engineering, Vol.2, No.1, pp.109-116, June, 1991.
- [4] Sung Suk Kim, Sung Il Chien, Chong Koo An and Tai Ho Lee, "Improving Generalization Performance Using the Partially Connected Recurrent Neural Network," KITE Journal of Electronics Engineering, Vol.5, No.1, pp.106-112, June 1994.
- [5] D.E.Rumelhart, G.E.Hinton and R.J.Williams, "Learning Internal Representations by Error Propagation", in Parallel Distributed Processing, vol. 1: Foundations, D.E.Rumelhart and J.L.McClelland(Eds.), MIT Press, 1986.

- [6] J.S.Bendat and A.G.Piesol, Random Data: Analysis and Mesurement Procedures, 2nd., Wiley-Interscience, New York, 1986.