

# 다중 자세각 기반의 능동소나 표적 식별

석 종 원<sup>†</sup>

## Multi-aspect Based Active Sonar Target Classification

Jongwon Seok<sup>†</sup>

### ABSTRACT

Generally, in the underwater target recognition, feature vectors are extracted from the target signal utilizing spatial information according to target shape/material characteristics. In addition, various signal processing techniques have been studied to extract feature vectors which are less sensitive to the location of the receiver. In this paper, we synthesized active echo signals using 3-dimensional highlight distribution. Then, Fractional Fourier transform was applied to echo signals to extract signal features. For the performance verification, classification experiments were performed using backpropagation and probabilistic neural network classifiers based on single aspect and multi-aspect method. As a result, we obtained a better recognition result using proposed feature extraction and multi-aspect based method.

**Key words:** Active Sonar, Multi-aspect, Classification, Highlight Model, Fractional Fourier Transform, Neural Network

### 1. 서 론

능동 소나 신호는 탐지하고자 하는 대상 및 거리에 따라 신호의 길이를 다르게 하여 CW(Continuous Wave) 또는 LFM(Linear Frequency Modulated wave) 신호를 방사한다. 표적으로부터 반사된 신호에서 특징 인자를 추출하기 위해서는 시간, 주파수, 시간-주파수 영역등과 같은 다양한 영역에서의 접근 방법을 필요로 한다. 일반적으로 능동소나 환경에서는 발생시킨 펄스 신호가 표적에서 반사되어 되돌아 오는 반향음을 이용하여 표적의 탐지, 위치 추정 및 식별이 이루어진다. 그러나 수신되는 펄스 신호는 해양 환경에 따라 다중 경로를 통하여 여러 신호가 수신되며, 표적 반사 신호뿐만 아니라 잔향음 및 수중 생물 등의 원하지 않은 물체에서 반사되는 신호도

같이 포함된다. 이 때문에 표적의 탐지, 위치 추정 및 식별에 많은 어려움과 성능 저하가 수반되며, 이를 극복하기 위한 많은 연구가 지속적으로 수행되고 있다[1-4].

최근의 능동 소나 표적 인식에 관한 연구는 단일 센서 및 다중센서를 이용한 동일 표적의 서로 다른 자세각(aspect)에서 수신된 신호들을 이용한 다중 자세각 표적 인식 기법(multi-aspect target classification)이 주를 이루고 있다[5-8]. Pezeshki[5]는 다중 자세각에서 일정 각도 차이를 두고 수신되는 두 신호에 정준상관분석기법을 적용하여 특징을 추출하였다. 또한, 음성신호처리에 주로 쓰이던 모델링 기법인 HMM을 수중환경에서 표적으로부터 여러 각도에 따라 산란되는 음향 파형에 적용하여 이를 모델링하고 표적을 식별하는 연구가 수행되었다[6-

\* Corresponding Author : Jongwon Seok, Address: (641-773) Department of Information and Communication, Changwon National University, Changwon 641-773, Korea, TEL : +82-55-213-3836, FAX : +82-55-213-3830, E-mail : jwseok@changwon.ac.kr  
Receipt date : Aug. 29, 2016, Revision date : Oct. 13, 2016

Approval date : Oct. 24, 2016

<sup>†</sup> Dept. of Information & Communication, Changwon National University

\* This research is financially supported by Changwon National University in 2015~2016.

8]. 음성인식에서 HMM을 사용할 때에는 시간 열의 함수인 음성신호를 몇 개의 상태(state)로 표현하여 모델링 하게 되는데, 다중자세각 기반의 능동소나 인식을 위해 각각의 각도에 따라 산개된 음향 신호를 종합하여 상태로 표현하여 모델링 하였다. 즉, 산개되는 각도를 몇 개의 상태로 나누어 하나의 모델로 만들었는데, 음성신호가 시간의 비정재성 특성을 가지는 것처럼 표적에 의해 산개되는 신호들은 각도의 비정재성 특성을 가진다는 사실을 이용한 것이다. 그리고 Matching Pursuits(MP) 반복법을 사용하여 각각의 각도에 해당하는 데이터로부터 특징을 추출하여 인식에 사용하였다[7,8].

Fig. 1은 다중 자세각 기반의 능동소나 인식 모델의 개략적인 구조를 나타낸다. 각 센서로부터 수신된 신호는 전처리 및 특징벡터 추출 등을 포함하는 센서 단 신호처리 알고리즘을 거쳐서 데이터융합센터로 전송된다. 데이터융합센터에서는 다중 자세각을 기반으로한 표적 인식 알고리즘을 이용하여 모델의 재훈련 및 인식을 수행한다.

본 논문에서는 실제 수중환경이라는 특성을 반영한 실제 해상 데이터 사용의 제약으로 인하여, 3차원 하이라이트 분포를 가지는 모델을 이용하여 LFM신호를 이용한 능동소나 표적신호를 합성하였다. 합성된 표적신호를 대상으로 FrFT(Fractional Fourier Transform)를 적용하여 특징벡터를 추출하였고, 다중 자세각 기반의 능동소나 식별 성능증진을 위해 역전파 신경망(Backpropagation Neural Network: BPNN) 및 확률 신경 회로망 인식기(Probabilistic Neural Network:PNN)를 이용하여 인식 실험을 수행하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 실제 해상 데이터 사용의 어려움을 해결하기 위해 사용된

3차원 하이라이트 모델을 이용한 표적신호 합성방법을 설명하고, 3장에서는 LFM 신호를 대상으로 최적 변환차수에서 최대의 피크를 가질 수 있는 장점을 지닌 FrFT를 이용한 특징벡터 방법 대해 소개한다. 4장에서는 합성된 표적신호에서 단일 및 다중 자세각 기반으로 추출된 특징벡터를 BPNN 및 PNN 인식기에 적용한 실험결과를 제시하고, 5장에서 결론을 맺는다.

## 2. 표적신호 합성

본 논문에서는 능동소나 표적신호를 합성하기 위해서 간단한 수중 능동 소나 환경을 고려하였다. 소나는 단상태(monostatic) 또는 양상태(bistatic) 소나 환경 모두를 고려 할 수 있으며 수신신호는 다중 경로 및 추후 잔향 환경을 고려하며 표적 모델링은 3차원 하이라이트 모델을 사용하고 신호합성은 음선 추적법을 사용하였다. 표적에서의 반사 신호는 직접 반사경로와 수면 및 해저면 반사경로를 고려하였으며, 센서 및 표적의 수심은 300m로 가정하였다.

하이라이트 모델은 공통적으로 동일한 길이 및 형태의 등 간격 하이라이트가 분포하고 있으며 Type 1은 일자형의 단순한 형태이고, Type 2와 Type 3은 180° 에 대칭적인 분포를 추가한 모델이다. Type 4는 양 끝 단에 비대칭적 분포를 포함하도록 하여 다른 모델보다 복잡한 형태를 이루도록 설계하였다. 전체적으로 볼 때 4가지 모델은 대체적으로 180° 기준으로 회전 했을 때 거의 대칭적인 형태를 이루고 있음을 확인할 수 있다. Fig. 2는 사용된 4가지 형태의 하이라이트 모델을 보여주고 있다. 등 간격 하이라이트 사이의 거리는 일반적으로 송신신호의 펄스 길이를 고려하여 합성된 반사 신호가 불연속적이지 않도록

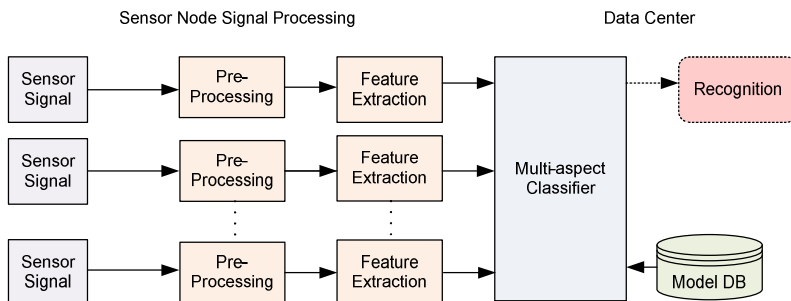


Fig. 1, Structure for multi-aspect based active sonar target recognition.

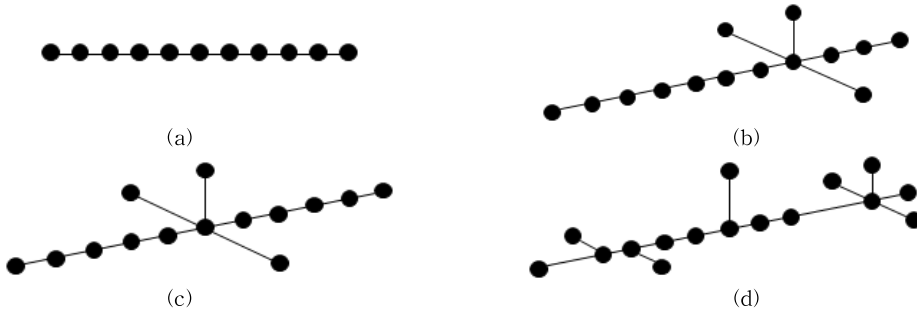


Fig. 2. Highlight Model. (a) Type 1 (b) Type 2 (c) Type 3 (d) Type 4.

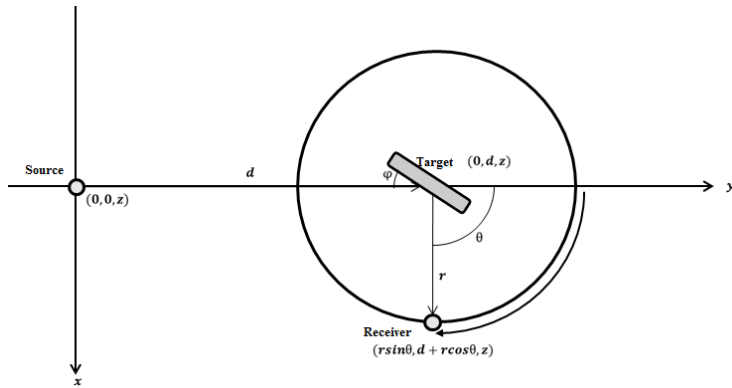


Fig. 3 Three-dimensional coordinates system for target synthesis.

록 설정 하는데 여기서는 10 m 간격으로 설정하였다. 따라서 최소 펄스 길이  $T_{pulse}$  는  $10/1500 \approx 6.7 \text{ m sec}$  가 된다. Fig. 3은 신호합성에 사용된 3차원 좌표계를 나타내고 있다. 좌표계의 z축에 수심에 따라 표적이 위치하고 있으며 송/수신 센서는 3차원 좌표축에 임의의 좌표에 존재할 수 있다. 표적은 3차원 하이라이트의 조합으로 표시 된다.

### 3. Fractional Fourier Transform

FrFT는 기존 푸리에 변환의 일반화된 형태로, 시간영역의 신호를 시간-주파수의 중간영역으로 변환할 수 있도록 한 것이다. 즉, 시간영역을 x-축, 주파수영역을 y-축으로 표시할 때, 기존의 푸리에 변환은 시간 축에서 반시계방향으로 주파수 축으로  $\pi/2$  만큼 회전시킨 결과를 의미하는데 반해, FrFT는 시간 축과의 각도에 따른 분석결과를 얻을 수 있다 [8-10]. 신호  $f(x)$ 의 FrFT는 식 (1)과 같이 정의된다[9].

$$X_\alpha(y) = F^\alpha[f(x)] = \frac{\exp[-j(\frac{1}{4}\pi\hat{\phi} - \frac{1}{2}\phi)]}{(2\pi|\sin\phi|)^{1/2}} \exp(\frac{1}{2}jy^2\cot\phi) \times \int_{-\infty}^{\infty} \exp(-\frac{jxy}{\sin\phi} + \frac{1}{2}jx^2\cot\phi)f(x)dx \quad (1)$$

식 (1)에서  $\alpha=0$ 일 경우에는 변환된 결과가 입력과 동일해지는 identity transform이 되고,  $\alpha=1$ 일 경우에는 기존의 푸리에 변환과 동일하게 된다. Fig. 4는 chirp rate와 FrFT 차수와의 관계를 보인 것이다. Fig. 1에서 chirp rate가  $2a$ 인 LFM 신호가  $r$  축 위의 점  $r_0$ 에서 최댓값을 가지기 위해선 chirp rate에 수직하는  $r$  축의  $\alpha$ 값을 찾아주어야 하며, 이때의  $\alpha$ 를 최적 변환차수  $\alpha_{opt}$ 라고 한다. Chirp rate가  $2a$ 인 LFM 신호의 최적 변환차수  $\alpha_{opt}$ 은 식 (2)과 같이 얻어진다[9-11].

$$\alpha_{opt} = \frac{2\phi}{\pi} = \frac{2}{\pi} \tan^{-1}\left(\frac{1}{2a}\right) \quad (2)$$

입력신호의 표본화주파수가  $f_s = 1/T_s$ 이고 전체

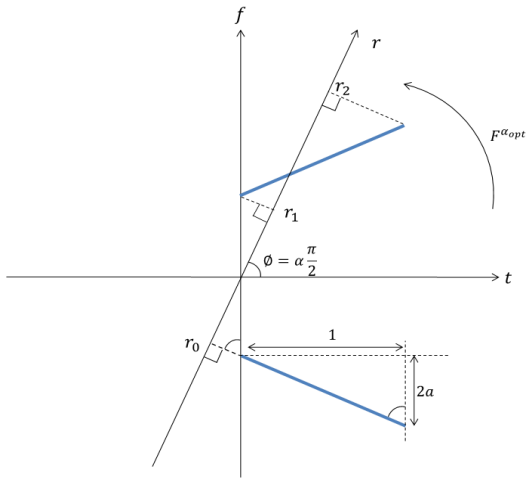


Fig. 4. Relation between chirp rate and order of FrFT.

길이 \$N\$ 샘플이라면, 대략적인 대역폭은 \$\Delta f = f\_s / N\$ 로 주어지며, 단위시간과 단위 대역폭의 비가 \$\Delta f / \Delta t = (f\_s / N) / T\_s = f\_s^2 / N\$인 관계를 이용하면 식 (2)는 식 (3)로 표현할 수 있다.

$$\alpha_{opt} = \frac{2}{\pi} \tan^{-1} \left( \frac{f_s^2 / N}{2a} \right) \quad (3)$$

식 (3)를 통해 구한 \$\alpha\_{opt}\$-차수의 FrFT 스펙트럼 특성은 \$r\_0\$에서 피크 스펙트럼 즉, 최댓값을 가지며, 양의 주파수 대역의 LFM 성분에 의해서 \$r\_1\$부터 \$r\_2\$까지 대역폭을 가지는 스펙트럼이 나타나게 된다. 여기서 \$r\_0\$에서 최댓값을 가지는 특징으로 인하여 잡음이 존재하는 환경에서도 능동소나의 표적신호를 탐지하고 식별하는데 기존의 푸리에 변환 방법보다 상당한 장점이 될 수 있다.

#### 4. 실험 결과

능동소나 식별 실험을 위해 합성된 LFM신호는 31.25 kHz의 표본화 주파수를 가지며, 50 ms의 펄스 폭, 7 kHz의 중심주파수, 그리고 400 Hz의 대역폭을 가지도록 합성하였다. 4종류의 표적 신호에 대하여 0도에서 359도 까지 1도 단위로 수신하여, 총 1440개의 데이터로 데이터베이스를 구축하였다.

##### 4.1 특징벡터 추출

하이라이트 모델을 이용하여 합성된 능동소나 표적반사 신호는 각각의 하이라이트에서 반사된 LFM

신호들이 일정지연을 가지며 합해진 LFM 신호들의 선형조합으로 해석할 수 있으며, 하이라이트 모델의 모양과 수에 따라 각기 다른 합성신호가 만들어 지게 된다. 이러한 하이라이트 모델의 표적반사 신호에 FrFT를 작용하게 되면, 수신된 각도 및 표적의 모양에 따라 FrFT 영역에서 각 하이라이트 모델의 특징을 반영하는 특징벡터를 추출할 수 있게 된다[12].

실험에서는 FrFT 영역을 100개의 균일 필터뱅크를 사용하여 필터뱅크의 에너지 100개를 특징벡터로 사용하였다. 비교를 위해 기존의 푸리에 변환(Fourier Transform : FT) 영역에서 동일한 방법으로 100개의 특징벡터를 추출하였다. Fig. 5와 6은 수신기가 45° 일때, 하이라이트 모델에서 반사되어 수신된 신호를 각각 FrFT와 FT를 적용하여 구해진 특징벡터의 모양을 보여주고 있다.

##### 4.2 식별기

신경 회로망은 1988년 Gorman과 Sejnowski에 의해 능동 소나 인식에 처음 적용되었으며 그것의 적응성과 병렬 처리의 효율성 때문에 능동 소나 인식에 적합하다고 고려된다[12]. 능동 소나 인식에 사용되는 신경 회로망은 적용하는 데이터에 따라서 사용하는 신경 회로망의 인식 결과가 달라질 수 있다. 본 논문에서는 대표적인 신경회로망 인식기법인 BPNN [13]과 PNN[14,15]을 능동소나 표적신호 인식에 사용하였다.

BPNN은 역전파(Back-Propagation) 알고리즘을

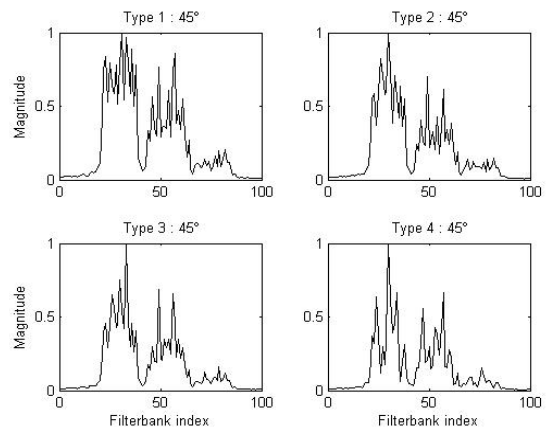


Fig. 5. Features extracted from four different targets at aspect angle of 45° in the Fractional Fourier Transform domain.

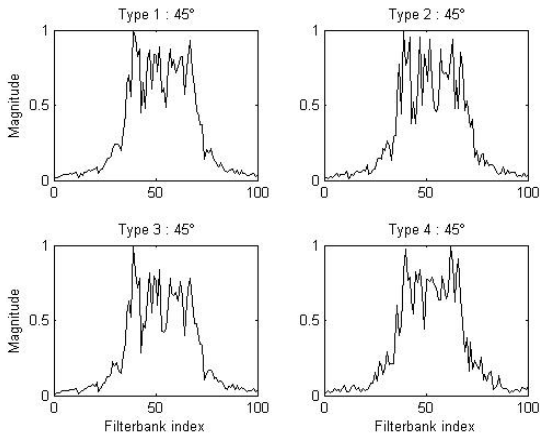


Fig. 6. Features extracted from four different targets at aspect angle of 45° in the Fourier Transform domain.

이용하는 전방향(feed-forward) 신경망 알고리즘으로서, 여러 신경회로망 알고리즘 중에서도 가장 보편적으로 사용되고 있다. 사용된 BPNN인식기는 100개의 입력노드, 24개의 노드를 가지는 은닉층, 그리고 4개의 출력노드를 가지도록 구성되었다. 훈련에서 최대 반복횟수(Iteration)는 10000번으로 제한하였고, 오류율(error rate)은 0.001로 설정하였다. 실제 실험결과 최대 반복횟수에 도달하기 전에 설정된 오류율에 도달하여 훈련을 끝낼 수 있었다.

한편, PNN은 어떤 개체가 어느 클래스에 속하는지를 판별하는 식별기로 두개 이상의 훈련패턴들에서 학습된 알고리즘으로 모형화 하여, 새로운 입력 개체에 대해 기존 클래스에 속한 자료들과 거리행렬에 근거하여 개체가 특정 클래스에 속할 확률을 계산하여 구분한다. PNN망을 사용할 경우 신경망을 구성하는데 훈련패턴을 직접 이용하므로, 신경망을 학습시키는 과정이 필요하지 않아 모델구축에 시간이 적게 소요되며, PNN의 구조에 대한 불확실성이 없다. 또한 역전파 학습 다층 신경망의 경우에는 훈련 후 테스트 결과가 확정적인 값으로 나타나는 반면, PNN의 경우에는 각 클래스에 속할 확률을 먼저 결정하게 되므로 확률적인 출력 값을 구할 수 있다는 장점이 있다.

4.3 단일 자세각 인식 실험

단일 자세각 인식 실험은 특정 자세각에서 수신된 하나의 수신 신호만을 입력으로 이용하여 인식실험

Table 1. Result of recognition experiment for single aspect

	BPNN		PNN	
	FT	FrFT	FT	FrFT
Type 1	68.89%	89.17%	69.44%	90.56%
Type 2	67.50%	86.67%	68.06%	87.69%
Type 3	66.67%	87.78%	67.31%	88.80%
Type 4	67.78%	86.67%	68.80%	87.96%
Total	67.71%	87.57%	68.40%	88.75%

을 수행하게 된다. Table 1은 BPNN 인식기를 이용한 실제 인식결과를 보여주고 있다.

Table 1에서 확인할 수 있듯이, FrFT 영역에서 추출된 특징벡터를 이용한 인식결과가 FT영역에서 추출된 특징벡터를 이용한 인식결과 보다 약 20% 정도 향상된 결과를 보임을 확인 하였다. 표적에 다른 인식율의 경우 표적에 따라 큰 차이를 보이지는 않았으나, Type 1과 3이 Type 2와 4보다 높은 인식율을 보였다. 전체적으로는 PNN이 BPNN보다 좋은 결과를 보였다.

4.4 다중 자세각 인식 실험

최근 연구되고 있는 능동소나 표적신호 인식 기술의 대부분이 단일 수신 신호를 이용한 인식 보다는 다수의 센서를 이용하여 여러 방향에서 수신된 신호를 바탕으로 인식을 수행하는 다중 자세각 인식 기법이 주를 이루고 있다. 이에 따라, 특정 각도에서 관측된 단일 수신 신호에서 추출된 특징벡터만을 이용하는 것이 아니라, 다수의 센서에서 수신된 여러 각도에서 추출된 특징벡터들을 동시에 인식에 사용하는 다중 자세각 기법을 적용하여 실험을 수행하였다. Fig. 7은 다중 자세각 기법을 적용하여 수신기가 특정각도 간격으로 관측신호를 수신하는 예를 보여주고 있다.

실험에서는 하이라이트 모델에서 방위각을 따라, 0도에서 359도 범위에서 1도 간격으로 수신된 관측신호 여러 개를 동시에 사용하여 특징을 추출하고 인식에 사용하였다. 수신되어 사용된 관측신호는 1-31개 중 홀수개의 관측신호들만을 사용하였으며, 관측신호의 수에 따라 변화하는 인식율 결과를 실험을 통해 확인하였다. 인식율은 관측신호 각각의 인식결과를 다수투표(majority voting) 방식을 이용하여

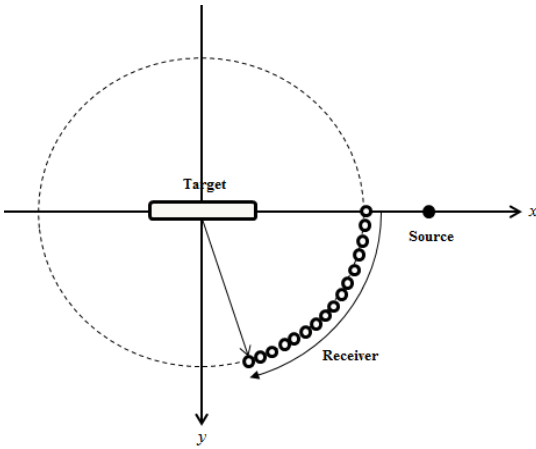


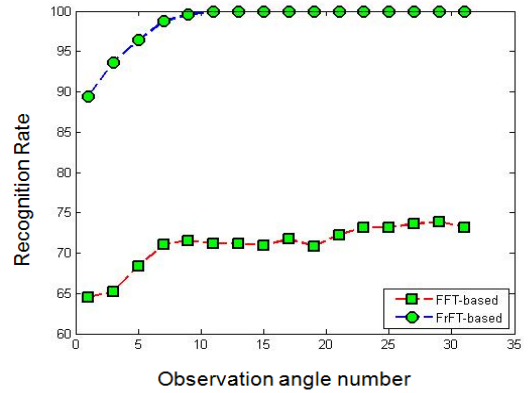
Fig. 7. An example of multi-aspect receiver structure in 2-dimensional  $x-y$  coordinate system.

측정하였다. 즉, 특정 클래스로 인식된 결과가 절반 이상을 넘으면 성공한 것으로 간주하였다. 예를 들어, 9개의 관측신호가 사용 되었을 때는 9번의 인식 결과 중에 5개 이상이 같은 표적으로 인식되어야만 인식에 성공하는 것으로 간주하였다.

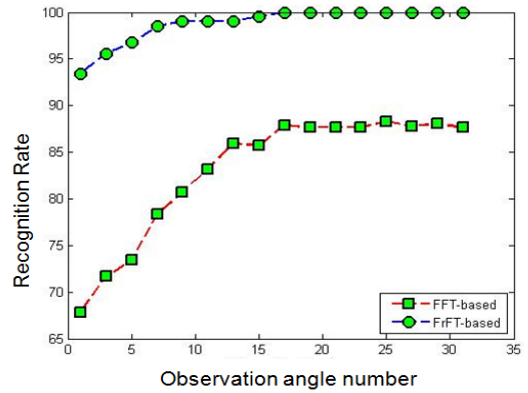
Fig. 8은 관측신호의 수에 따른 인식율 결과를 보여주고 있다. Fig. 8에서 확인한 바와 같이 관측신호의 수가 증가함에 따라 인식율도 같이 증가함을 알 수 있다. BPNN 인식기를 사용하여, 관측신호수가 5개를 넘으면 95% 정도의 인식율을 보이고 있으며, 9개를 넘으면 100%에 근접한 인식율을 얻을 수 있었다. 반면, FT영역에서 추출된 특징벡터를 이용한 인식결과는 관측신호의 수를 증가시켜도 75% 이상의 인식율은 얻을 수 없었다. PNN 인식기를 사용하였을 경우에도 BPNN의 경우와 유사한 인식율 패턴을 보이고 있다. 다만, FT영역에서 추출된 특징벡터에서 BPNN보다 좀 더 나은 인식결과를 보여주었으며, 관측신호의 수가 증가함에 따라 85% 이상의 인식 성공률을 나타내었다.

### 5. 결 론

본 논문에서는 합성된 표적신호를 대상으로 FrFT를 적용하여 특징벡터를 추출하는 방법을 제안하였고, 성능검증을 위해 단일 자세각 및 다중 자세각 표적 인식 기법을 기반으로 한 BPNN 및 PNN 식별기를 이용하여 인식 실험을 수행하였다. 단일 자세각 인식실험에서는 FrFT 영역에서 추출된 특징벡터를



(a)



(b)

Fig. 8. Recognition rate depending on the number of observation angle (FFT:Fast Fourier Transform, FrFT: Fractional Fourier Transform). (a) Result of BPNN (b) Result of PNN.

이용한 인식결과가 FT영역에서 추출된 특징벡터를 이용한 인식결과 보다 약 20% 정도 향상된 결과를 보였으며, 전체적으로 PNN을 이용한 식별방법이 BPNN보다 더 우수한 성능을 보였다. 그리고 다중 자세각 인식실험에서는 관측신호의 수가 증가함에 따라 인식율도 같이 증가하였으며, FrFT 영역에서 추출된 특징벡터를 이용한 경우, 관측신호수가 5개를 넘으면 95% 정도의 인식율을 보이고 있으며, 9개를 넘으면 100%에 근접한 인식율을 얻을 수 있었다.

하지만, 실험에서 실제 해상데이터 사용의 제약으로 인하여, 합성데이터를 사용하게 된 점은 아쉬움으로 남는다. 향후, 실제 해상 데이터를 사용한 추가적인 실험을 수행할 계획이다. 또한, 보다 많은 실제 해상 데이터를 수집하여 딥러닝(deep learning) 기법을 적용한 추가적인 실험도 수행할 계획이다.

REFERENCE

[ 1 ] V.W. Young and P.C. Hines, "Perception-based Automatic Classification of Impulsive Source Active Sonar Echoes," *Journal of Acoustical Society of America*, Vol. 122, No. 3, pp. 1502-1517, 2007.

[ 2 ] S.M. Murphy and P.C. Hines, "Examining the Robustness of Automated Aural Classification of Active Sonar Echoes," *Journal of Acoustical Society of America*, Vol. 135, No. 2, pp. 626-636, 2014.

[ 3 ] C.M. Binder and P.C. Hines, "Automated Aural Classification Used for Inter-species Discrimination of Cetaceans," *Journal of Acoustical Society of America*, Vol. 135, No. 4, pp. 2113-2125, 2014.

[ 4 ] Y. Uh and J.W. Seok, "Signal Synthesis and Feature Extraction for Active Target Classification," *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol. 18, No. 1, pp. 9-16, 2015.

[ 5 ] A. Pezeshki, M.R. Azimi-Sadjadi, and L.L. Scharf, "Undersea Target Classification Using Canonical Correlation Analysis," *IEEE Journals of Oceanic Engineering*, Vol. 32, No. 4, pp. 948-955, 2007.

[ 6 ] H. Liu and L. Carin, "Class-based Target Classification in Shallow Water Channel Based on Hidden Markov Model," *Proceeding of International Conference Acousitcs Speech and Signal Processing*, Vol. 3, pp. 2889-2892, 2002.

[ 7 ] P. Runkle, P. Bharadwaj, L. Couchman, and L. Carin, "Hidden Markov Models for Multi-Aspect Target Identification," *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 47, No. 7, pp. 2035-2040, 1999.

[ 8 ] T. Kim and K. Bae, "HMM-based Underwater Target Classification with Synthesized Active Sonar Signals," *Proceeding of 19th Signal Processing Conference*, pp. 1805-1808, 2011.

[ 9 ] H.M. Ozaktas, Z. Zalevsky, and M.A. Kutay, *The Fractional Fourier Transform with Applications in Optics and Signal Processing*, John Wiley, Chichester, NewYork, USA, 2001.

[10] C. Capus and K. Brown, "Fractional Fourier Transform of the Gaussian and Fractional Domain Signal Support," *IEEE Proceedings - Vision, Image, and Signal Processing*, Vol. 150, No. 2, pp. 99-106, 2003.

[11] V. Namias, "The Fractional Order Fourier Transform and Its Application to Quantum Mechanics," *IMA Journal of Applied Mathematics*, Vol. 25, No. 3, pp. 241-265, 1980.

[12] J. Seok, T. Kim, and K. Bae, "Active Sonar Target Recognition Using Fractional Fourier Transform," *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, Vol. 17, No. 11, pp. 2505-2511, 2013.

[13] R.P. Gorman and T.J. Sejnowski, "Analysis of Hidden Units in a Layered Network Trained to Classify Sonar Targets," *Neural Networks*, Vol. 1, No. 1, 75-89, 1988.

[14] D.F. Specht, "Probabilistic Neural Networks," *Neural Networks*, Vol. 3, No. 1, pp. 109-118, 1990.

[15] D.F. Specht, "Enhancements to the Probabilistic Neural Networks," *Proceeding of IEEE International Joint Conference Neural Networks*, pp. 761-768, 1992.



석 종 원

1995년 경북대학교 전자공학과 (공학석사)  
 1999년 경북대학교 전자공학과 (공학박사)  
 1999년~2004년 한국전자통신연구원 선임연구원

2004년~현재 창원대학교 정보통신공학과 교수  
 관심분야 : 디지털신호처리, 수중음향신호처리, 패턴인식, 디지털콘텐츠보호관리