공학석사 학위논문

능동소나에서 표적신호 산란특성 및 패턴인식에 관한 연구

Study for the Sonar Target Pattern Recognition Based on the Acoustic Scattering Features

지도교수 김재수

2000년 2월

한국해양대학교 대학원
해양공학과

주 재 훈

본 논문을 주재훈의 공학석사 학위논문으로
인준(認准)합니다.

위원장 공학박사 김 재 수 ㊞

위 원 공학박사 김 기 만 ㊞

위 원 이학박사 강 효 진 ㊞

2000年 2月

한국해양대학교 대학원
해양공학과

주 재 훈

Study for the Sonar Target Pattern Recognition Based on the Acoustic Scattering Features

by

Joo Jaehoon

Department of Ocean Engineering

Graduate School, Korea Maritime University

ABSTRACT

The objects of active sonar are to detect targets and further to acquire their information such as target specification, dimension, motion and state, after processing their echoes. Especially, classification and discrimination of target using active sonar need to utilize the advanced analysis of target echo features.

Specular reflection and scattering from surface irregularities and inner structures contribute to the target echoes. Since contributors of echoes vary with the target kind and target aspect angle, they consititute basic features of the target signal. Feature parameters of the experimental target signal were extracted in three ways which are the envelope in time domain, the time separation pitch in frequency domain, and the short time Fourier transform in time-frequency domain. The extracted features were applied to the pattern recognition techniques to classify and discriminate target.

Classifying and discriminating similarly shaped targets of which dominant component of the echo is specular reflection result in poor assortment and identification. However, the results show better performance when the effect of inner structures appears in target echoes at the specific aspect angle.

목　　차

Glossary

EL	Echo Level
d_k	Euclidean distance
E_i	Input pattern
$E_i(k)$	Reference pattern
$x_a(t)$	Analytic signal of $x(t)$
$u(f)$	Frequency domain unit step function
$\hat{x}(t)$	Hilbert transform of $x(t)$
TSP	Time Separation Pitch
LPC	Linear Predictive Coding
$PARCOR$	Partial Corelation
$S_R(f)$	Real part of $S(f)$
$S_I(f)$	Imaginary part of $S(f)$
HL	Highlight
TSR	Time Separation Rate
Δf	Frequency interval
f_s	Sampling frequency
Δr	Range resolution
ts	Time Separation
$ts_{\max}$	Maximum Time Separation
Δts	Time Separation interval
SNR	Signal to Noise Ratio
$SPEC_x(t, f)$	Spectromgram of the $x(t)$
$h(u - t)$	Hanning window
I_d	Discrimination index

List of figures

List of tables

1. 서론

소나의 운용 목적은 첫째 표적을 탐지하고 나아가서 표적의 종류, 크기, 운동상태 등을 알아내어 표적을 분류(classification) 또는 식별(discrimination)하는데 있다. 최근 디지털 신호처리 기술의 발달로 능동소나를 이용하여 표적까지의 거리와 표적의 운동상태 뿐만 아니라 표적의 형상, 크기와 표적의 특성 등 표적에 대한 정보를 얻는 것을 가능하게 하고 있다[1]. 특히 능동소나에서는 음파를 송신하고 그 신호가 표적에 의해 산란된 신호를 수신하여 표적에 대한 정보를 얻게 되므로 표적에 산란되어 되돌아온 표적신호의 특성을 파악하는 것은 표적탐지를 위해서 선행되어야할 필수적인 요소일 뿐만 아니라, 표적탐지의 정확성 향상과 표적분류 알고리듬 개발에 획기적으로 기여할 수 있다. 또한 최근의 추세는 표적신호가 표적의 형상과 자세각 및 운동에 따라 달라지는 점을 이용하여 표적탐지와 표적상태 분석과 표적분류에 효과적으로 이용하고 있다. 이를 위해서 표적신호의 시간, 주파수 및 시간-주파수 영역에서 특성 파악이 요구된다[2][3].

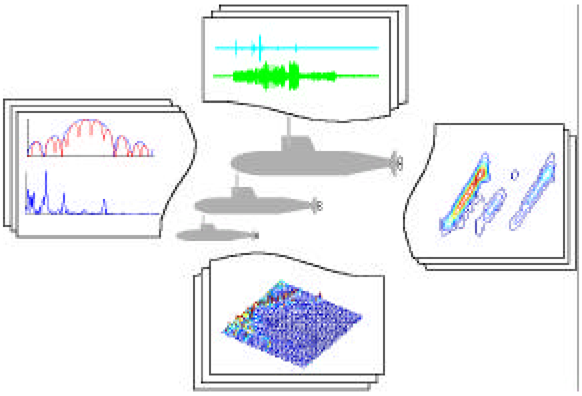


Fig. 1 Various feature parameters of the target signal

능동소나를 이용하여 표적을 분류하려면 먼저 표적 반향음에 대한 특성파악이 충분히 이루어져야 한다. 실제 해양환경에서 여러 가지 복잡한 요인과 실험에 대한 제약성 때문에 주로 음향수조에서 음향학적 상사법칙을 만족하는 축소표적을 이용하여 음향산란 실험에 의해 표적 반향음을 획득하고 분석하여 실제에 적용하

고 있다[4][5]. 따라서 본 연구에서는 음향산란 실험으로 얻은 표적신호 데이터를 분석하여 축소표적 신호의 시간영역 특성, 주파수영역 특성 및 시간-주파수 특성을 파악하고, 이러한 특성으로부터 표적신호의 특징파라미터를 체계적으로 추출하여 정량화 시킨 후 패턴인식 기법에 적용시켜 표적을 분류·인식하였다.

패턴인식은 음성 및 문자·화상인식 등에 광범위하게 이용되고 있는데, 이전에는 통계적인 방법의 패턴인식 알고리즘을 이용하다가 근래에는 신경망, 퍼지이론 등을 이용한 연구가 활발히 이루어지고 있다[1][6][7]. 음성인식이나 화상인식의 경우 상업적으로 상당한 성공을 거두고 있는 실정이므로 이러한 패턴인식을 소나 표적에 적용하려는 노력이 지속적으로 시행되고 있다.

돌고래를 이용한 표적식별에서부터 능동소나를 이용하여 표적신호 분석 및 표적분류에 대한 연구는 다수의 실험을 통해 외부형상과 내부구조가 다른 여러 가지 표적에 대해 이루어졌다. 특히 광대역 펄스를 사용한 경우, 표적의 재질이나 외부형상, 내부구조, 음원에 비춰지는 각도에 따라 음향산란의 공진 요소가 밝혀져 있다. 또한 해저에 묻힌 기뢰 탐지 등의 군사적인 목적의 연구에서부터 플랑크톤 및 어류나 수중동물 등을 분류하려는 목적으로도 많은 연구가 진행되고 있다[4][8-12]. 이러한 표적신호에 대한 식별 및 분류에 대한 성능을 높이기 위해 초기의 통계적인 방법에서 음성인식과 마찬가지로 차츰 신경망이나 퍼지이론을 도입·적용하고 있다[1][7][13].

전반적으로 논문의 핵심내용은 다섯 분야로 구성되었다. 먼저 2장에서는 다양한 실험으로 축소모형에 대한 반향음 데이터 획득 과정을 설명하였다. 이어 3장에서는 표적신호 산란특성에 대한 이론적인 배경과 실제 실험자료를 바탕으로 축소표적의 산란특성을 분석하였다. 그리고 4장에서는 표적신호 패턴인식에 기초가 되는 내용과 방법론에 대해 설명하였다. 5장에서는 표적신호 특징분석과 표적신호 패턴인식과정에서 가장 중요한 특징파라미터 추출 및 정량화 과정에 대해 크게 세 부분으로 나누어 설명하였다. 먼저 시간영역 표적신호 특징에서는 표적신호의 포락선을 이용한 표적신호 해석 및 특징추출에 대해서, 두 번째 주파수영역 표적신호 특징에서는 표적신호의 TSP(Time Separation Pitch)에 대한 분석과 FFT를 이용한 TSP 추출 방법, 마지막으로 시간-주파수 영역 특징에 대해서 다루었다. 그리고 6장에서는 5장에서 추출한 표적신호 특징파라미터를 패턴인식에 적용하여 표적분류 및 인식결과에 대해 나타내었고, 끝으로 7장에서는 요약 및 결론에 이르렀다.

2. 축소표적 반향음 실험

음향수조에서 축소표적 반향음 실험은 실제 해양환경에서 발생할 수 있는 여러 가지 환경변수 즉, 음속의 변화, 주변소음, 복반사 등에 대한 영향과 표적과 소나의 위치에 방향에 대한 불확실성 및 계측장비의 운용시 발생되는 오차를 최소화함으로써 표적 자체의 산란현상을 분석하는데 효과적이기 때문에 해석적인 해를 구할 수 없는 복잡한 현상을 분석하는데 이용된다. 이러한 축소표적 반향음 실험은 정밀한 측정을 요하는 분야이므로 표적신호의 신뢰성을 확보하기 위해 주변환경의 제약이 없어야 하며, 표적의 위치제어, 송신 핑의 안정성 및 채널간 동조와 같은 문제의 해결이 선행되어야 한다.

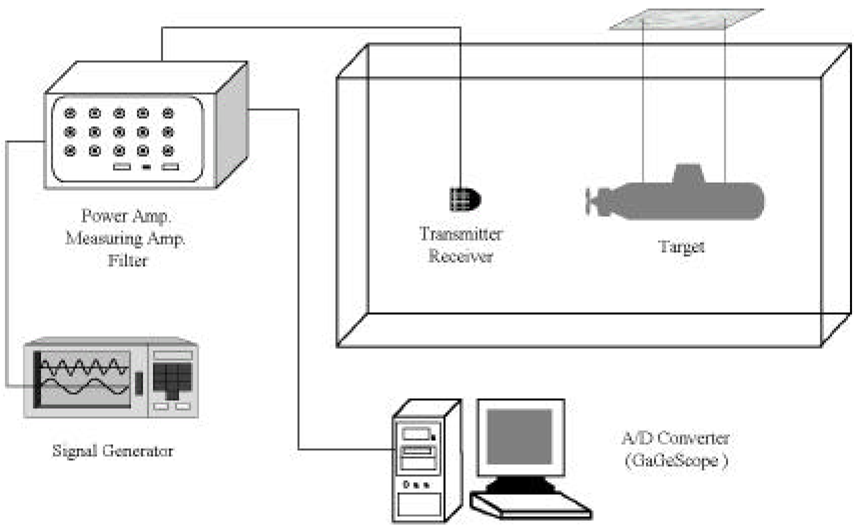


Fig. 2.1 Setup for the acoustic scattering experiment

축소표적 반향음 실험의 구성은 신호 발생장치, 음향센서, 표적, 표적신호 수신장치 등의 실험장비를 사용하여 Fig. 2.1과 같이 구성하였고, 실험진행 과정은 다음과 같다. 먼저, 신호 발생장치에서 신호발생기는 Tone Burst 파를 일정한 PRI(Ping Repetition Interval)로 발생이 가능하고 LFM(Linear FM) 신호를 연속적

으로 발생시키는 HP 33120A와 게이트(gate) 시스템을 사용하여 원하는 신호를 만들었다. 그리고 신호 발생기에서 만들어진 신호를 전력증폭기(Power Amplifier)를 이용하여 원하는 음원준위(Source Level)만큼 증폭하여 음향센서로 보내어 준다. 음향센서는 전기적인 신호인 송신신호를 음향신호 즉, 탄성파로 바꾸어 수중으로 전파시킨다. 수중에서 전파된 음파는 표적에 부딪쳐 반사 또는 산란되어 다시 음향센서 쪽으로 되돌아온다. 음향센서는 신호 송신부(transmitter) 한 채널과 수신부(receiver) 네 채널로 구성되어 있다. 여기서 음향센서와 표적은 서로 수중에서 일직선상에 위치시켜 mono-static 시스템을 구성하였다. 수신된 신호는 음향센서에 의해 다시 전기적인 신호로 전환되어 측정증폭기(Measuring Amplifier)와 A/D 변환 과정을 거친 후 데이터 저장기(data recorder)에 저장된다.

Table 2.1 Transmitted pulses used at the experiment

펄스종류	펄스길이	중심주파수	대역폭	약칭
Tone Burst	36 μs	420kHz	·	펄스1 (Pulse1)
Tone Burst	1.5ms	420kHz	·	펄스2 (Pulse2)
Linear FM	1.0ms	420kHz	30kHz	펄스3 (Pulse3)
Linear FM	1.5ms	420kHz	20kHz	펄스4 (Pulse4)

실험에 사용된 송신펄스의 종류는 Tone Burst와 LFM이고 중심주파수는 모두 420kHz로 하였다. 표적의 길이, 직경 등 기하학적인 요소에 따른 음향 현상을 고려하여 펄스의 길이나 대역폭 등을 정하였으며, 이것에 대한 상세한 사항은 Table 2.1에 나타내었다.

반향음 실험에 사용된 표적은 외부형태 및 내부구조가 서로 다른 4개의 표적을 사용하였다. Fig. 2.2에 나타난 것과 같이 표적1은 원통형으로 속이 비어있고, 표적2는 원통형의 내부에는 보강재(ring stiffener)가 부착되어 있고, 표적3은 마찬가지로 원통형에 내부에 보강재와 함수탱크가 있다. 표적4는 전체적인 외부형태는 원통형에 전망탑(conning tower)과 프로펠러 등이 붙어 있고, 내부에는 보강제와 함수탱크가 있다.

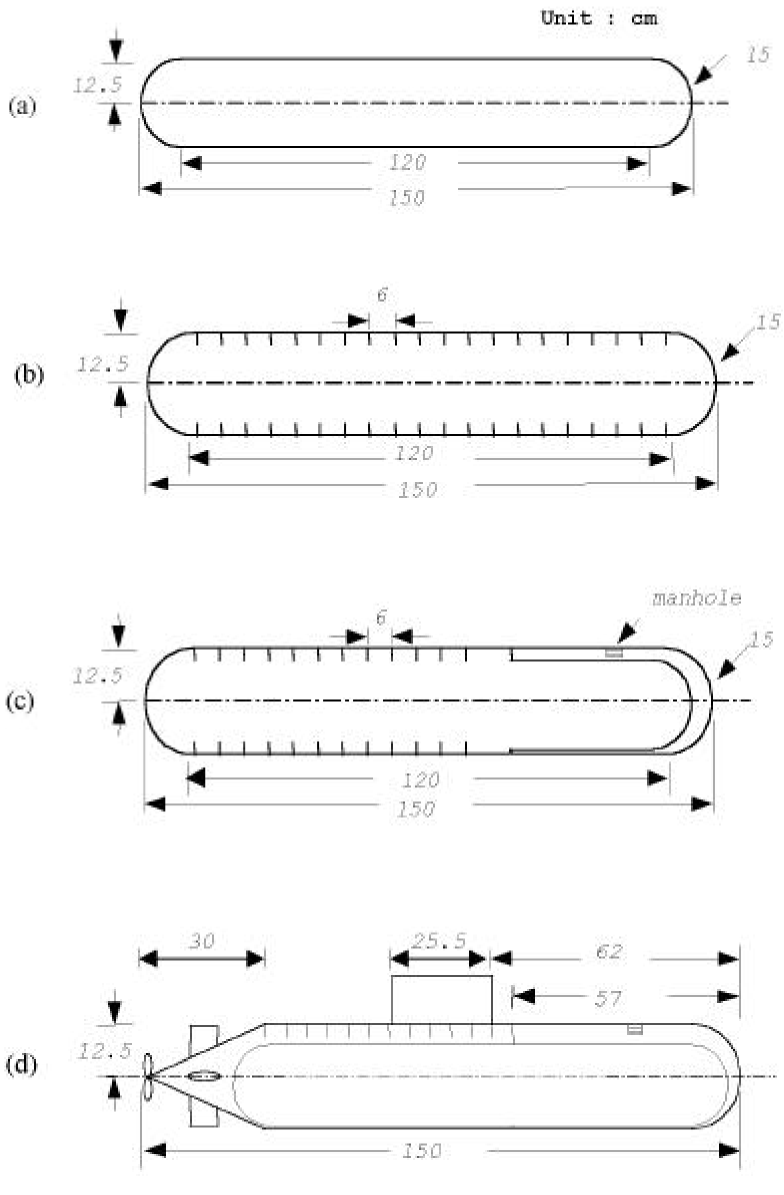


Fig. 2.2 Experimental targets : (a) target 1, (b) target 2, (c) target 3, (d) target 4

각각의 표적에 대한 반향음은 표적의 자세각을 일정 간격으로 변화시켜 획득하였으며, **표적의 자세각이** 0**도인 경우는 표적** 1**번**, 2**번은 표적의 끝 부분이 음원을 바라볼 때 표적** 3, 4**의 경우 함수탱크 부분의 반대쪽 부분이 음원을 바라볼 때로 하였다**. Fig. 2.3**에서와 같이** 0**도에서 시계방향으로** 5**도씩 회전시켜 표적** 1, 2**는** 90 **도까지 표적** 3, 4**번은** 180**도까지 반향음 데이터를 획득하였다**.

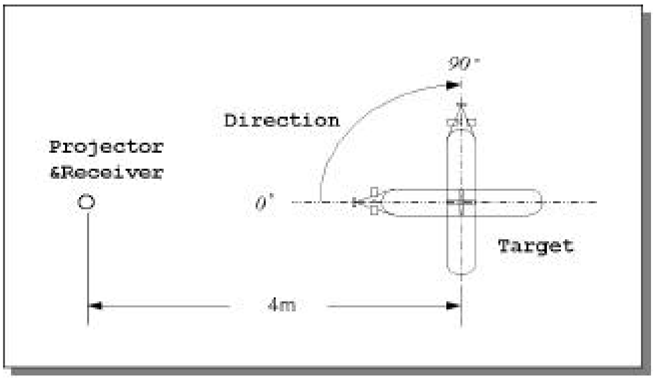


Fig. 2.3 Definition of the aspect angle

3. 표적신호 산란특성

3.1 표적신호 산란특성 및 반향음 형성

능동소나에서 표적의 음향학적인 산란현상은 실제 관찰되는 결과와 이론적으로 주어지는 해석적인 해 사이의 관계를 정해주는 매개변수(parameter)가 존재한다. 산란이론에서 사용되는 무차원 매개변수는 송신기(projector)에서 보내는 신호의 파장(λ)에 대한 능동소나의 표적에 해당하는 물체의 크기와의 관계로 나타난다. 파장은 대개 파수를 나타내는 $2\pi/\lambda$와 같은 'k'로 나타내고, 산란자에 해당하는 어떤 물체의 크기(직경, 길이)를 나타내는 길이에 해당하는 차원은 'a'로 표시된다. 이때 매개변수는 ka, 즉 k와 a의 곱으로 표현된다. 이 매개변수 ka의 값이 증가하는 순서대로 산란영역은 *Rayleigh* 영역, 공진(resonance) 영역, 물리광학(physical optics) 영역, 기하광학(geometric optics) 영역으로 구분된다. 산란 문제에서 해의 정확성은 일반적으로 1과 다른 ka값의 증가에 따라 증가한다[14].

첫 번째로 *Rayleigh* 영역에서 산란은 ka의 값이 1보다 작을 때 발생된다. *Rayleigh* 영역 산란자들로 주어지는 물체들은 마치 '점표적'에 매우 가깝게 된다. 공진 영역은 입사파의 파장이 물체의 길이에 가까워질 때, 즉 ka값이 1과 비슷할 때 생긴다. 산란문제의 해를 구하기 위해 ka에 값에 대해 수학적인 근사법을 사용하고, 1이하와 이상의 ka값은 별 쓸모가 없다. 무한 *hard-boundary* 또는 *soft-boundary*를 가진 물체에서 '*creeping wave*'는 공진 근처에서만 중요하다. 두 번째로 물리광학 영역에서의 산란은 ka값이 10이상인 경우에 발생한다. 이곳에서 주된 산란 성분은 물체의 매끈한 표면으로부터 반사되는 거울면 반사(specular reflection)가 있으며, 그 외에도 다른 반향음 성분이 있다[4][14]. 거의 대부분의 현대 능동소나 시스템은 이 영역에 해당한다. 끝으로 기하광학 영역은 ka값이 대략 100이상일 때 해당된다. 산란성분에는 거울면 반사, 물체의 모서리(edge)나 구석진 부분(corner)에서 회절된 파 등이 있다. 이 영역에서 산란현상은 대부분 음선 이론에 따른다. 축소표적 반향음 실험에 사용된 중심 주파수는 420kHz이고 표적의 크기는 직경이 0.25m, 길이가 1.5m이므로 ka값은 대략 400이상으로 기하광학 영역에 해당한다.

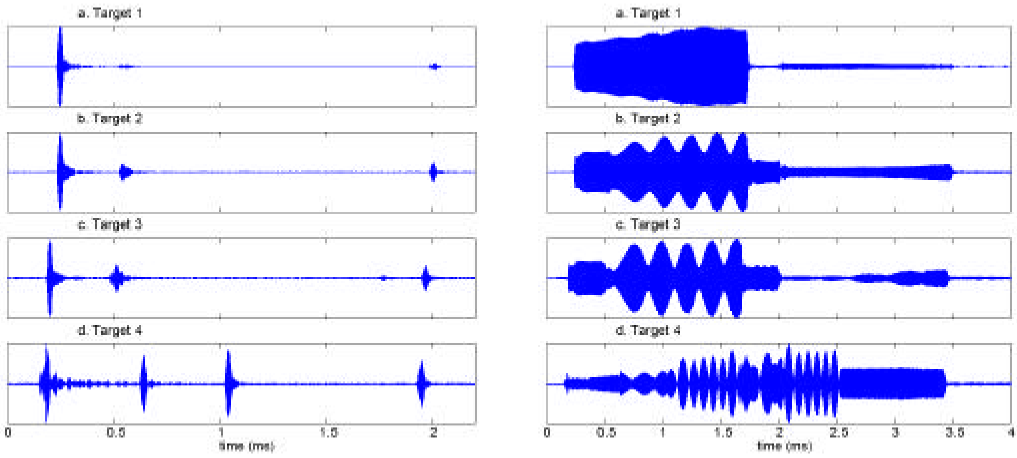
물 속에 잠긴 원통형 표적으로부터 되돌아오는 반향음은 다양한 현상에 의한 특징들을 포함한다. 이러한 반향음 성분에는 외부 표면에 의한 거울면 반사, 음영 경계면(shadow boundary)과 가까운 곳에서 시작하여 표면 주위를 선회하는 회절된 *circumferential wave*, 표면을 통과하여 재질 내부에서 산란하면서 재질의 두께 내에서 반복적으로 튀는 탄성파, 그리고 대칭적이거나 비대칭적인 0차 *circumferential Lamb wave*가 있다[1].

단순한 원통형보다 복잡한 구조를 가지는 표적으로부터 반향음은 여러 가지 복잡한 과정에 의해 생긴다. 그러나 이러한 복잡한 반향음 형성과정에서 어떤 특정한 조건의 주파수나 표적의 자세각(aspect angle)등 한 두 가지만이 중요한 요소로 작용한다. 축소표적에 관련된 주된 반향음 성분에는 거울면 반사, 불규칙한 표면에 의한 산란, 내부 구조물에 의한 산란 등이 있다[18].

가장 간단하고 쉽게 이해할 수 있는 반향음 형성과정이 바로 거울면 반사이다. 이것은 파장에 비해 곡률 반경이 큰 구(sphere) 모양이나 볼록한 곡면 또는 평면 부분에서 발생된다. 이러한 과정에서 표적은 정상 상태(stationary condition)로 있고 음장에서 움직이지 않는다. 따라서 파이론에 의한, 물체의 표면을 따라 입사하는 파를 상쇄시키는 충분한 입자 속도를 가지는 반사파를 생성한다. 거울면 반사의 파형은 입사하는 파의 복제파와 같은 파형으로 나타나며 이것과 완전한 상관관계를 가지게 된다. 축소표적에서 원통형의 몸통 부분이나, 전망탑 부분, 둥근 머리 부분(bow)에서 반사되는 반향음 성분이 거울면 반사에 해당한다. 불규칙한 표면에 의한 산란은 파장에 비해 작은 곡률 반경을 가지는 구조물에 의해 발생되며, 반사라기보다는 산란에 가까운 반향음 성분이다. 축소표적에서는 표적을 매달아 고정 위해 만든 고리(hanging ring)와 프로펠러로부터 생기는 반향음이 이에 해당한다. 내부구조물에 의한 산란은 표적의 표면을 투과하여 입사한 파가 내부 구조물, 즉 축소표적의 보강제, 함수탱크(ballast tank)의 격벽에 맞고 되돌아오는 반향음 성분이다. 회절에 의한 산란은 외부 또는 내부 구조물의 모서리 부분이나 끝 부분에서 산란하여 생긴다. 파장이 모서리는 돌출부의 곡률 반경보다 상대적으로 작은 고주파 송신펄스를 사용할 경우 흔히 발생한다.

시간영역 표적 반향음의 파형에서 개별적으로 분리되는 어떠한 반향음 성분을 하이라이트(highlight)라 정의한다. 앞에서 설명한 여러 가지 반향음 성분에 의해 표적신호는 하나 이상의 하이라이트를 가지게 된다.

3.2 실험자료를 통한 표적신호 산란 특성 분석



(a) Transmitted pulse : Pulse1　　　(b) Transmitted pulse : Pulse4

Fig. 3.1 Comparison of the each target signal

Fig. 3.1은 각각 다른 특성을 가지고 있는 표적1, 2, 3, 4의 자세각이 0도일 때 표적신호를 나타내고 있다. Fig. 3.1 (a)에서 송신펄스가 펄스1일 때, 외부형상이 비슷한 표적1, 2, 3의 신호형태가 거의 비슷하게 나타나고 있는데, 이것으로 자세각 0도인 표적신호에서 에너지가 큰 반향음 성분은 주로 외부형상에 의한 거울면 반사와 불규칙한 표면에 의한 산란인 것을 알 수 있다. Fig. 3.1(b)는 비교적 긴 길이의 송신펄스인 펄스3을 사용한 경우 표적신호를 나타내고 있다. 이때 표적신호는 Fig. 3.1(a)에서 확인할 수 있는 각각의 하이라이트들이 충분히 간섭되어 만들어진다. 표적1의 반향음은 상대적으로 에너지가 큰 하이라이트 하나만이 나타나므로 송신펄스와 거의 비슷한 모양을 가지게 된다. 하지만 나머지 표적들은 하나 이상의 하이라이트에 의해 반향음을 형성하므로 각각의 하이라이트들의 간섭효과를 확실히 볼 수 있으며, 하이라이트가 비슷하게 나타나는 표적2와 3의 신호형태가 비슷하게 나타나고 있다.

Fig. 3.2는 송신펄스가 펄스1이고 자세각이 50도일 때 표적1, 2, 3으로부터 수신된 표적신호를 나타내고 있다. 세 개의 표적은 외부형상이 비슷하지만 서로 다른 내부구조를 가지고 있는데, 이러한 내부구조의 효과는 시간 0.5ms부터 1.0ms까지

지점의 파형 형태에서 잘 나타나고 있다. 또한 Fig. 3.3에서처럼 표적3과 4의 함수탱크에 물이 있을 때와 없을 때 표적신호의 형태가 확연히 틀려지는 경우도 있다. 축소표적의 재질인 철과 물의 음향 임피던스(impedance) 차이(약32배)는 물과 공기의 음향 임피던스 차이(약3458배)에 비해 훨씬 작아서 음파의 일부는 표적의 표면을 투과하여 함수탱크 내부에서 전파하다가 공기와 만나는 함수탱크의 끝 부분에서 반사되어 돌아오는 것을 볼 수 있다.

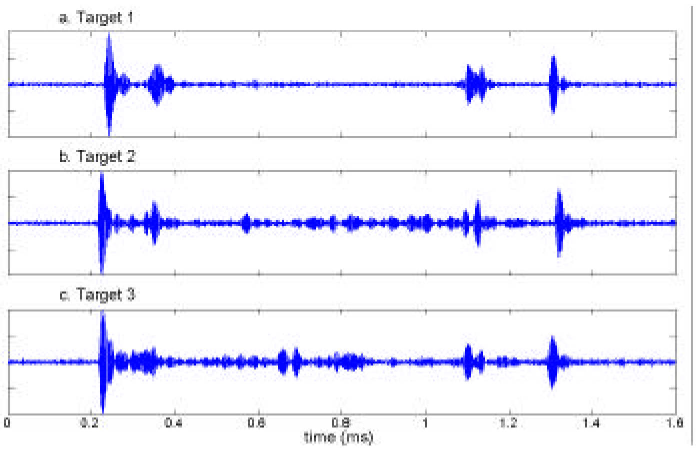
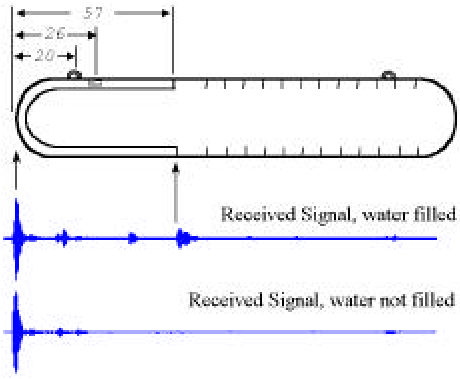
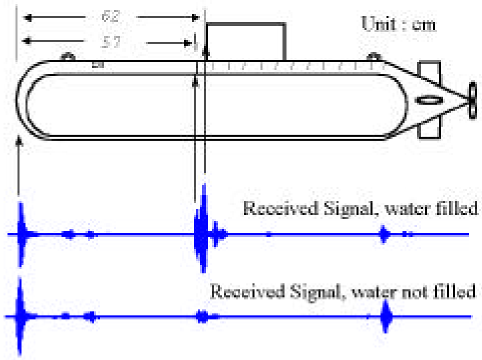


Fig. 3.2 The effect of the inner structures (Aspect angle : 50deg)



(a) Target3



(b) Target4

Fig. 3.3 Target signal in case of filling water in the tank or not (pulse 1)

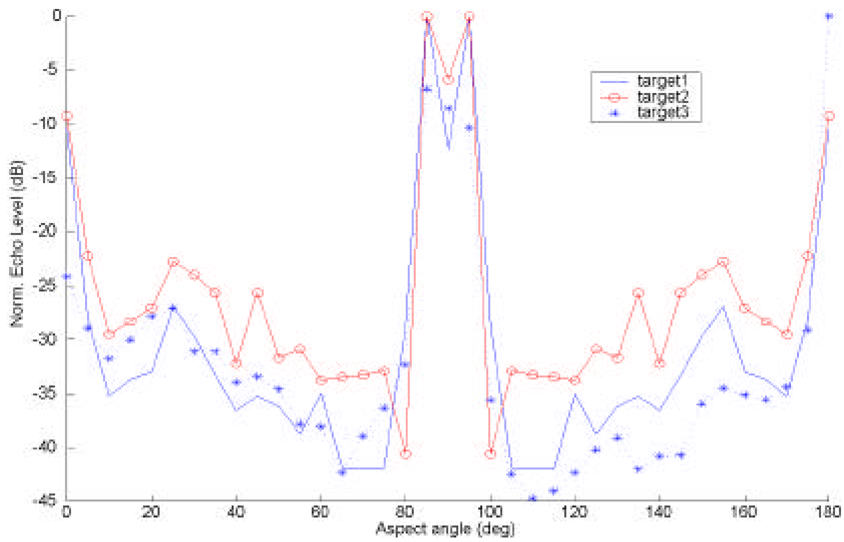
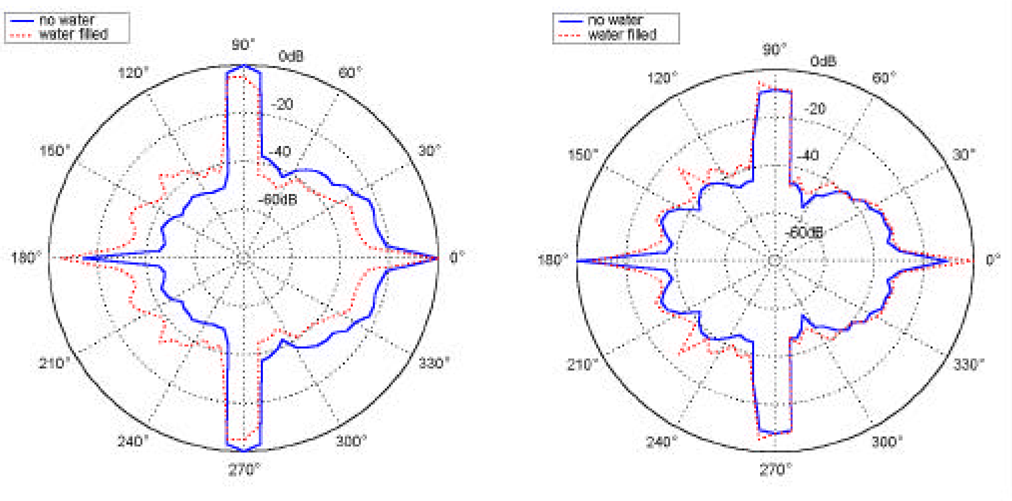


Fig. 3.4 Comparison of the echo level (transmitted pulse : pulse 1)

Fig. 3.4는 송신펄스가 펄스1일 때 표적1, 2, 3의 자세각에 따른 반향음준위를 비교한 것이다. 표적의 반향음을 $r(t)$라 할 때 반향음준위(EL)는 식(3.1)으로 계산하였다.

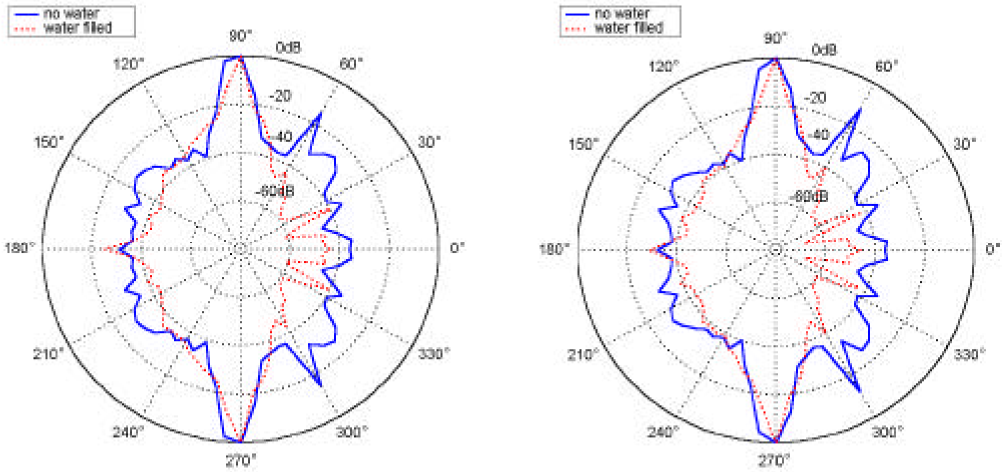
$$EL = 10\log\left[\int_{t_1}^{t_2} r^2(t)\,dt\right] \tag{3.1}$$

자세각 0도와 90도 부근에서 두 개 또는 세 개 표적의 반향음준위가 비슷하게 나타나지만, 대체적으로 자세각에 따라 표적마다 반향음준위가 다른 것을 알 수 있다. Fig. 3.5와 3.6은 각각 표적3과 4의 함수탱크에 물이 없을 때와 있을 때의 자세각에 따른 반향음준위를 비교한 그림이다. 그림에서 보는 것과 같이 함수탱크에 물이 있을 때와 없을 때에 따라서 반향음준위의 패턴이 많이 달라지는 것을 알 수 있다.



(a) Transmitted pulse : Pulse 1 (b) Transmitted pulse : Pulse 3

Fig. 3.5 Echo level of the target 3



(a) Transmitted pulse : Pulse 1 (b) Transmitted pulse : Pulse 3

Fig. 3.6 Echo level of the target 4

4. 축소표적 신호 패턴인식

4.1 패턴인식의 개요

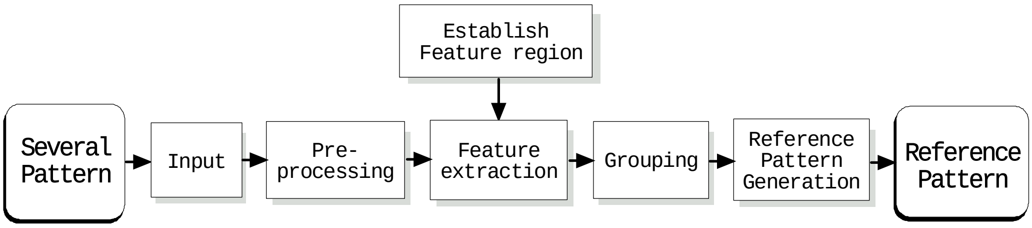


Fig. 4.1 Classifying procedure of the target signal pattern

패턴이란 어떤 개념을 특징지운 것으로 문자나 기호, 그림, 화상, 음성, 소나 및 레이더 표적신호, 지진파(seismic wave) 등 구체적인 것(concert pattern)에서부터 어떤 일에 대한 아이디어, 논리적인 사고, 사회적 현상 등 추상적인 것(abstract pattern)이 있다. 공학적인 측면에서 패턴은 추상적인 패턴보다는 구체적인 패턴, 즉 물리적인 양으로 표현이 가능한 패턴에 가까울 것이다. 우리가 관심을 갖고 있는 공학적 입장에서의 패턴인식이란 어떤 그림을 보거나 소리를 들을 때 얻는 정보의 구체적인 의미나 내용을 사람이 인식하는 것을 컴퓨터로 하여금 처리하게 하는 과정이다. 따라서, 패턴인식은 임의로 주어진 패턴을 적당한 클래스(class)에 대응시키는 기능으로 정의할 수 있다. 그리고 클래스 또는 카테고리(category)란 패턴인식 결과, 서로 비슷하게 보여지는 패턴의 집합이라 생각하면 된다. 또한, 주어진 패턴에 대하여 그 패턴이 속할 클래스를 결정하여 주는 규칙을 결정규칙(decision rule)이라 한다[20].

패턴인식의 기본과정은 패턴분류 과정과 패턴인식의 과정으로 나누어 생각할 수 있다. 능동소나 반향음에 대한 패턴분류 과정은 Fig. 4.1에서와 같이 몇 단계로 나누어진다. 첫 번째로 입력 단계에서는 음향 수신기를 통해 연속신호로 받아드린 패턴에 대하여 A/D변환과 양자화를 수행하고, 전처리 단계에서는 입력패턴의 크기 및 기울기를 조절(normalization)하거나 신호에 섞인 잡음성분을 제거하는 등의 처리를 수행한다. 특징공간의 설정 단계에서는 입력패턴을 정확히 표현하고 데이터 량을 줄이기 위해 어떤 것들을 특징으로 삼아야 하는지를 결정하여 이 특징들을 축으로 하는 공간을 설정한다. 특징추출 단계에서는 각 특징값을 구하여 입력

패턴을 특징공간으로 이동시킨다. 본 논문에서는 각각 시간, 주파수, 시간-주파수 영역에서 특징값을 구한 다음 특징파라미터를 추출하여 패턴인식에 이용하였다. 다음은 군집화(clustering) 단계에서는 특징공간에 있는 입력패턴들을 몇 개의 군집으로 무리를 지운다. 마지막으로 표준패턴(reference data) 생성 단계에서는 각각의 군집에 속한 패턴들의 대표값으로 표준패턴을 생성한다[10][20].

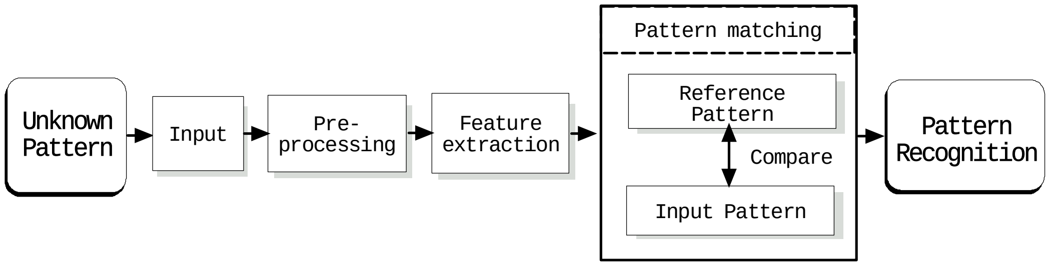


Fig. 4.2 Pattern recognition procedure

패턴분류를 수행한 다음, 미지의 패턴(test data)이 입력되었을 때, 그 패턴이 속하는 클래스 결정하는 인식 과정을 수행하는데, 인식과정은 Fig. 4.2와 같이 몇 단계로 나누어 고찰할 수 있다. 여기서, 입력단계에서부터 특징추출 단계까지는 패턴분류 과정과 같다. 패턴매칭(pattern matching) 단계에서는 입력패턴에서 추출한 특징과 미리 정하여 놓은 표준패턴의 특징의 유사척도(similarity measure)를 비교하여 식별하는 것을 말한다. 이때 사용되는 유사척도에는 유클리드 거리(Euclidean distance), 내적거리(inner product distance), 최대우도비(maximum likelihood ration) 등 여러 가지가 있으나, 본 논문에서는 유클리드 거리를 사용하여 입력패턴과 표준패턴의 유사척도를 비교하였다. 입력패턴을 E_i, 표준패턴을 $E_i(k)$, $i = 1, 2, \cdots, N$라 하면 유클리드 거리는 식(4.1)과 같이 된다[10][16].

$$d_k = \sqrt{\sum_{i=1}^{N}[E_i - E_i(k)]^2} \tag{4.1}$$

여기서 k는 저장된 표준패턴의 수 즉 클래스의 수를 나타내며, d_k가 가장 작은 입력패턴이 어떤 표준패턴과 가장 유사한 패턴을 나타낸다[10].

4.2 소나표적 인식 및 분류 기술

능동소나 표적분류 시스템은 사용 목적과 대상 표적에 따라 좁은 의미와 넓은 의미의 표적분류 시스템으로 나누어 생각할 수 있다. 먼저 좁은 의미의 표적분류 시스템은 이용자가 원하는 몇 가지 간단한 표적, 예를 들어 크기가 다른 잠수함을 서로 구별한다든지 이것의 자세각을 알아내는 시스템이라 할 수 있다. 그리고, 넓은 의미의 표적분류 시스템은 수중에 존재하는 모든 표적과 물위에 떠 있는 배, 복반사 신호, 즉 수중 생물로부터 반사된 신호, 해수면과 해저 지형지물로부터 반사된 신호 등을 인식하고 식별하는 복잡한 시스템을 의미한다. 본 연구에서 실시한 패턴인식은 네 개의 표적을 구별하는 것으로 좁은 의미의 패턴인식이라 할 수 있다.

일반적인 패턴인식과 마찬가지로 표적 인식의 기본적인 방법은 표준패턴과 미지 입력패턴과의 패턴정합(matching)이다. 표적신호 파형 자체를 그대로 패턴으로 사용하는 것은 컴퓨터 메모리의 용량, 정합에 필요한 계산량 등의 문제 때문에 효과적인 방법이라 볼 수 없다. 이러한 이유로 표적신호의 본질적인 특징을 잘 반영하고 있는 시간영역 표적신호 하이라이트 또는 주파수영역 특성, 시간-주파수 등 표적신호의 특징파라미터를 추출하여 필요한 정보로 압축하여 패턴인식에 사용하게 된다.

Table 4.1 Feature Parameter of speech and sonar signal

Feature Parameter	
Speech Signal	**Active Sonar Signal**
• Correlation Coefficient • Cepstrum • LPC • PARCOR	• Highlight • TSP • Spectrogram Coefficient

흔히 음성 신호와 소나 신호는 서로 비슷한 성질을 가지고 있다고 여긴다. 두 신호 모두가 탄성파의 일종인 음파의 형태를 가진다는 점에서는 비슷하지만 주파

수 대역이나 유효 대역폭에서 많은 차이가 있어 소나신호는 음성신호에 비해 얻을 수 있는 정보량이 제한되어 있다. 음성인식은 소나 표적분류에 비해 실험을 하기에도 용이하고 또 상업적인 가치가 높기에 많은 연구 지원으로 말미암아 기술적인 측면에서 커다란 발전을 하였다. 따라서, 음성인식에 이용되는 특징파라미터를 소나 표적분류에 응용하려는 노력이 끊임없이 이루어지고 있다[7][8]. 음성인식에 사용되는 특징파라미터에는 상관계수, 켑스트럼(cepstrum), 선형 예측계수(LPC), 부분 자기상관 계수(PARCOR)등이 있다. 본 연구에서는 음성신호 파형에서 주기적인 피치(pitch) 성분과 비슷한 시간영역 파형의 하이라이트와 켑스트럼과 성질이 비슷한 TSP를 특징 파라미터로 사용하였다.

표적산란 실험에서 얻어진 표적신호는 어떠한 송신펄스를 사용하느냐에 따라 표적신호의 형태가 달라지고, 또한 실험환경의 변화에 따라 약간의 오차가 발생된다. 따라서 이러한 변화 요인에 상관없이 공통적으로 나타나는 특징을 찾아 해당되는 표적을 대표할 수 있는 값으로 표준패턴을 구성해야 한다. 실제 축소표적 신호는 송신펄스의 종류에 따라 수신된 신호의 형태가 달라지더라도 몇 가지 신호처리 과정을 거쳐 나타낸 신호의 경우 송신펄스의 종류에 상관없이 비슷한 형태의 특징을 나타내게 된다. 한가지 예를 들어 비교적 하이라이트 분해능이 좋고 상대적으로 광대역인 펄스 1을 통해서 얻은 시간영역 표적신호와 시간영역에서 하이라이트 분해능은 떨어지지만 상대적으로 광대역 신호인 펄스 3의 충격응답은 거의 비슷한 파형으로 나타난다. 실험환경의 변화에 따른 오차를 발생시킬 요인으로는 수온의 변화에 따른 음속이 바뀜으로 신호의 도달시간 차이, 표적과 수신기 배치의 오차로 인한 자세각의 차이, 주변 소음이 표적신호에 미치는 영향 등을 들 수 있는데, 이것 또한 근본 원인을 보정해줌으로써 오차를 줄일 수 있다.

본 연구에서 패턴인식은 표적의 종류를 구별하는 것과 표적의 자세각을 식별하는데에 초점을 맞추었다. 표적 1, 2, 3의 경우 외부 모양은 비슷하지만 내부 구조에서는 확연한 차이를 가지고 있다. 3장에서 언급하였듯이 음향산란 파라미터 ka 값에 따라 여러 가지 산란 성분이 나타난다. 축소표적에서는 외부형상에 의해 결정되는 거울면 반사 성분이 지배적이지만 어떠한 특정 자세각에서는 내부 구조물에 의한 효과가 뚜렷이 나타나는 경우가 있다. 또한 내부 구조물이 각각의 표적강도에도 영향을 미치게 된다는 것을 각 표적의 자세각에 따른 반향음 준위를 확인해 보면 알 수 있다.

5. 표적신호 특징 파라미터 추출과 정량화

5.1 시간영역 표적신호 특징파라미터

3장에서 설명한 것과 같이 표적신호는 표적의 종류, 자세각에 따라 차이가 있음을 알 수 있다. 각각의 동일 표적의 경우 자세각에 따라 신호의 형태가 다르게 나타나고, 같은 자세각이더라도 표적의 종류에 따라 표적 반향음의 주된 성분인 거울면 반사 성분의 크기가 달라진다. 또, 외부형상이 비슷한 표적1, 2, 3의 경우 어떤 특정 자세각(45° 65°)에서 거울면 반사 성분 외에 내부 구조물에 의한 산란 성분이 서로 다르게 나타난다. 표적신호로부터 표적의 종류나 자세각을 구별할 수 있는 어떠한 특징을 알아내야 할 것이다. 시간영역에서 표적신호의 특징은 '하이라이트의 개수,' '하이라이트의 위치(하이라이트간의 상대적 간격),' '각 하이라이트의 진폭(reflection ratio),' '표적신호의 신호신장(elongation),' 등이 될 수 있다.

표적신호의 특성을 해석하는 가장 간단한 방법중의 하나는 수신된 시간영역 표적신호를 FFT를 이용하여 주파수 영역으로 변환하여 해석하는 것이다. 표적신호를 해석하는 또 다른 유용한 방법중의 하나는 표적신호의 포락선(envelope)을 관찰하고 반향음 하이라이트들의 상대적인 간격과 크기를 결정하는 것이다. 신호의 포락선은 힐버트(Hilbert) 변환을 사용하여 "실(real)" 시간영역 신호를 복소(complex) 신호, 즉 "해석적(analytic)"인 신호로 만듦으로서 계산할 수 있다. 실제 시간영역 신호는 허수부(imaginary part)가 없는 실수이다. 그러나 푸리에 변환에 의해 얻어진 이것의 주파수 영역 표현은 실수부와 허수부를 가지는 복소수로 나타난다. 실 신호의 복소표현은 실 신호에 허수부를 더함으로서 얻어지고, 이렇게 얻어진 새로운 신호를 해석적 신호라고 한다. 해석적인 신호는 실 신호 스펙트럼의 음의 주파수 부분을 없애고 양의 주파수 성분들의 크기를 두 배로 함으로서 얻어진다[10].

실 신호로부터 복소 신호를 이끌어내기 위한 좀더 일반적인 접근을 위해 해석적 신호를 정의한다. 해석 신호는 실 신호 스펙트럼의 음의 주파수 영역을 없애고 양의 주파수 부분을 두 배로 함으로서 만들어진다. 따라서, 만약 $x(t)$가 실 신호라면, 다음과 같은 관계가 있다[10][19].

$$x(t) \leftrightarrow X(f)$$
$$analytic\ signal = x_a(t) \leftrightarrow 2u(f)X(f) \tag{5.1.1}$$

여기서 $u(f)$는 주파수영역의 단위 계단 함수(unit step function)이다.

만약 $x(t)$가 진폭이 일정한 정현파 함수라면 식(5.1.1)의 연산은 실수 정현파 함수에 복소 지수함수를 바꿈으로 간단히 구성된다. 좀더 일반적인 경우로, $x_a(t)$의 실수부와 허수부는 식(5.1.1)의 스펙트럼을 시간영역으로 변환함으로써 구별된다.

$$\left[\delta(t) - \frac{1}{j\pi t}\right] \leftrightarrow 2u(f)$$
$$x(t) \leftrightarrow X(f) \tag{5.1.2}$$
$$x_a(t) = x(t)*\left[\delta(t) - \frac{1}{j\pi t}\right]$$

임펄스와 $x(t)$의 콘볼루션은 $x(t)$를 변하게 하지 않고 그대로 남긴다. 따라서 식(5.1.2)는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$x_a(t) = x(t) + \frac{j}{\pi}\int_{-\infty}^{\infty}\frac{x(\tau)}{t-\tau}d\tau \tag{5.1.3}$$

$x_a(t)$의 실수부분은 원래의 실제 신호이고, 허수부는 식(5.1.3)의 $x(t)$를 포함하는 적분함수에 의해 결정된다. 식(5.1.3)의 적분함수를 $x(t)$의 힐버트 변환(Hilbert transform)이라 부르고, 기호로는 다음 식(5.1.4)와 같다.

$$\hat{x}(t) = \frac{1}{\pi}\int_{-\infty}^{\infty}\frac{x(\tau)}{t-\tau}d\tau \tag{5.1.4}$$

힐버트 변환의 상반적인 관계도 다음의 식(5.1.5)와 같이 존재한다.

$$x(t) = \frac{1}{\pi}\int_{-\infty}^{\infty}\frac{\hat{x}(\tau)}{t-\tau}d\tau \qquad (5.1.5)$$

따라서, $x(t)$와 $\hat{x}(t)$는 힐버트 변환 쌍(pair)을 구성한다. 결국, 해석신호는 식 (5.1.6)과 같이 쓸 수 있다.

$$x_a(t) = x(t) + j\hat{x}(t) \qquad (5.1.6)$$

지수함수(exponential) 형태로 고치면, 식(5.1.7)과 같이 된다.

$$x_a(t) = |x_a(t)| \exp[j\phi(t)] \qquad (5.1.7)$$

여기서,

$$|x_a(t)| = \sqrt{x^2(t) + \hat{x}^2(t)} \qquad (5.1.8)$$

식(5.1.8)을 포락선 함수(envelope function)이라 한다.

하이라이트의 정확한 위치는 표적신호의 포락선을 구하여 기울기의 부호가 바뀌는 포락선의 최고점(peak)을 찾으면 된다. 따라서 이와 같은 원리로 시간영역에서 표적신호의 특징파라미터 추출과정은 다음과 같이 시행하였다.

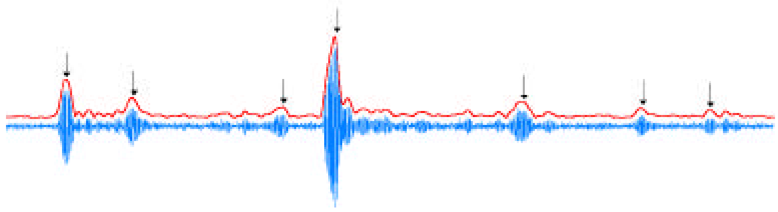


Fig. 5.1.1 Peak detection of highlights using envelope of the target signal

① 표적신호를 정합 필터(matched filter)에 통과시킨다.

· 잡음을 감소시키고 아울러 신호의 포락선이 매끈하도록 해 준다.

② 힐버트 변환을 이용하여 표적신호의 포락선을 구한다.

③ 포락선의 기울기가 (+)에서 (-)가 되는 지점을 찾아 각 하이라이트의 정확한 시간 위치를 구한다.

④ 표적신호의 시간축을 0.05 ms로 분할하여 시간역저장소(time bin)를 구성한다.

- 표적신호의 길이는 잡음부분과 하이라이트가 없는 부분을 제외하기 위해 사용한 문턱치(threshold) 이상에서 첫 번째 하이라이트가 나타나는 지점에서 2.2 ms까지 잡는다. 즉 $2.2/0.05 = 44$의 시간역저장소로 구성하였다.
- ③에서 구한 최고점들에서 문턱치보다 큰 최고점, 즉 하이라이트를 포함하는 시간역저장소에는 정규화된 하이라이트의 진폭 값이 할당되고 하이라이트가 나타나지 않는 시간역저장소에는 영(zero)값을 할당하였다.

⑤ 각 실험자료로부터 표준 특징벡터, 즉 표준패턴을 구성한다.

- 표적1, 2에 대해서는 19개의 자세각(0°   90°, 5°간격), 표적3, 4는 37개의 자세각 (0°   180°, 5°간격)으로 구성하였다.
- 하나의 표준 특징벡터는 10개의 표적신호로부터 추출한 특징벡터를 평균하여 구하였다.

Fig. 5.1.2는 송신펄스가 펄스1이고 표적의 자세각이 10도일 때 표적신호와 표적신호의 포락선을 나타내고 있다. 그리고 Fig. 5.1.3은 송신펄스로 펄스3을 사용하였을 때 표적신호이다. 송신펄스가 펄스3인 경우는 충격응답의 결과를 이용하여 포락선을 구하였는데, Fig. 5.1.4에서 충격응답과 이에 대한 포락선을 보여주고 있다.

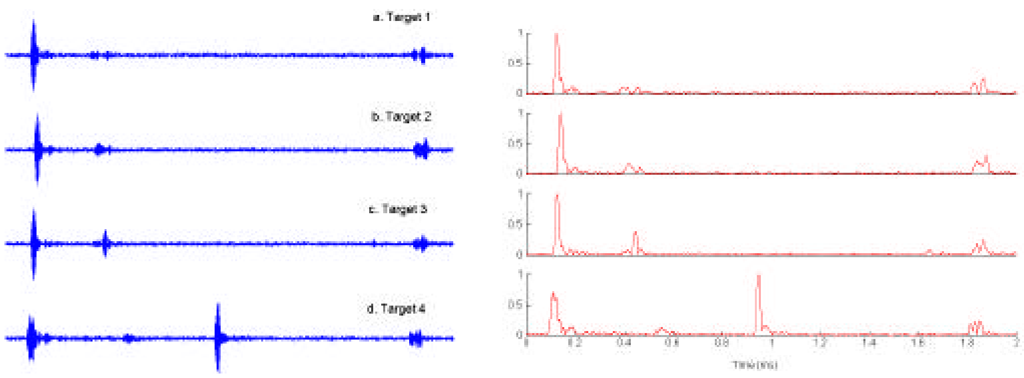


Fig. 5.1.2 The envelope of the target signal due to pulse 1 (aspect angle : 10°)

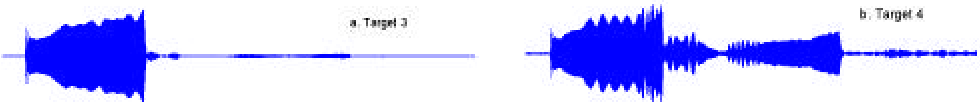


Fig. 5.1.3 The target signal due to pulse 3 (aspect angle : 180°)

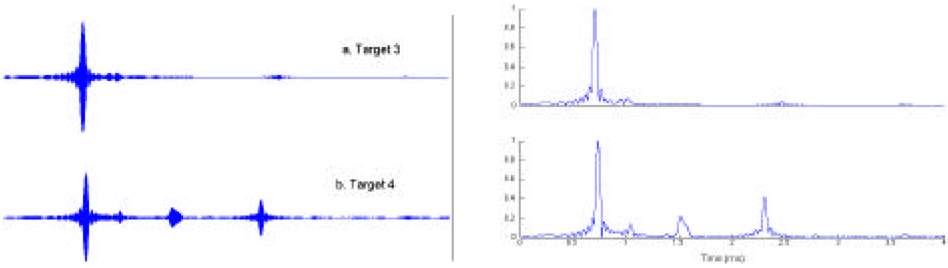


Fig. 5.1.4 The impulse response of the target signal and envelope (pulse 3)

Fig. 5.1.5는 송신펄스가 펄스1인 경우 표적4의 시간영역 특징벡터를 자세각에 따라 나타난 것이고, Fig. 5.1.6은 송신펄스가 펄스3인 경우 표적4의 시간영역 특징벡터를 자세각에 따라 나타난 그림이다. 두 그림을 보면 송신펄스가 다르더라도 특징들의 분포가 거의 비슷한 양상을 가지고 있는 것을 알 수 있다.

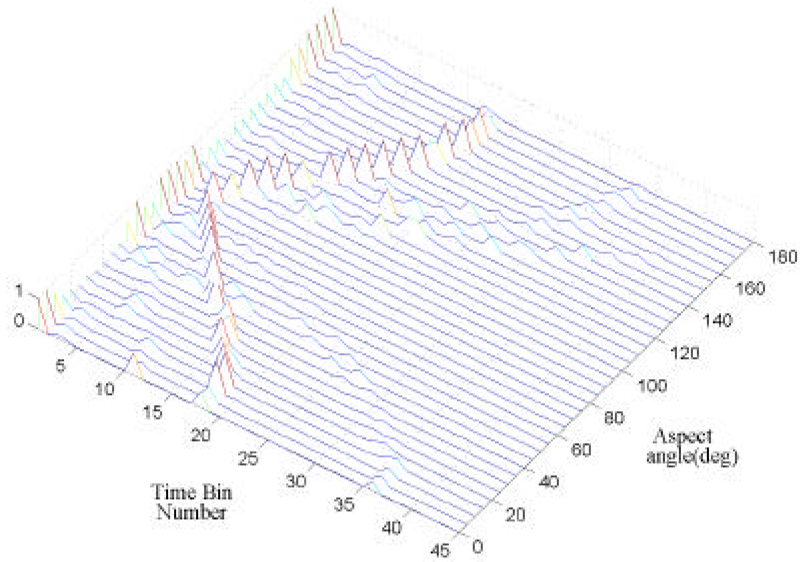


Fig. 5.1.5 Feature parameters of the target 4 using envelope (pulse 1)

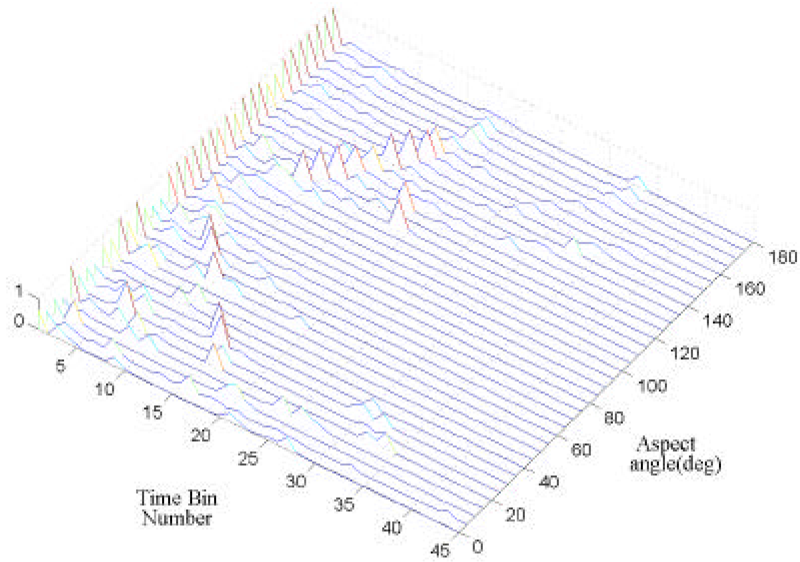


Fig. 5.1.6 Feature parameters of the target 4 using envelope (pulse 3)

5.2 주파수영역 표적신호 특징파라미터

물에 잠긴 표적에 의한 반향음 형성은 복잡한 과정으로 이루어진다. *Au*와 *Hammer*는 돌고래가 표적들을 식별하는 실마리로 TSP(Time Separation Pitch)를 사용할 것이라 제안했다. *Thurlow*와 *Small*은 처음으로 사람이 두 개의 상관성이 강한 광대역 펄스가 시간 T 의 간격으로 분리되었을 때 $1/T$ Hz의 TSP를 인식하는 모의 시험을 하였다. 인식되는 피치(pitch)는 대개 그 주파수에서 토널(tonal) 신호가 없기 때문에 가상의 피치로 간주한다. TSP 현상은 몇 가지 다른 용어, 즉 *periodicity pitch, infra-pitch echo* 등으로 불러지고 있다[10].

시간영역 표적신호의 특징에서 본 바와 같이, 축소모형 표적신호의 주된 반향음 성분은 거울면 반사이고, 또 여러 가지 반향음 형성요인에 의해 표적신호는 여러 개의 하이라이트로 구성된다. 이렇게 여러 개의 하이라이트로 구성된 신호는 또한 스펙트럼에서 독특한 특징을 나타낸다. 다음은 음원신호에 상관성이 높은 두 개의 시간 지연된 복제파(replica)의 스펙트럼 특성에 대해 설명하였다.

5.2.1 시간 지연된 신호의 TSP

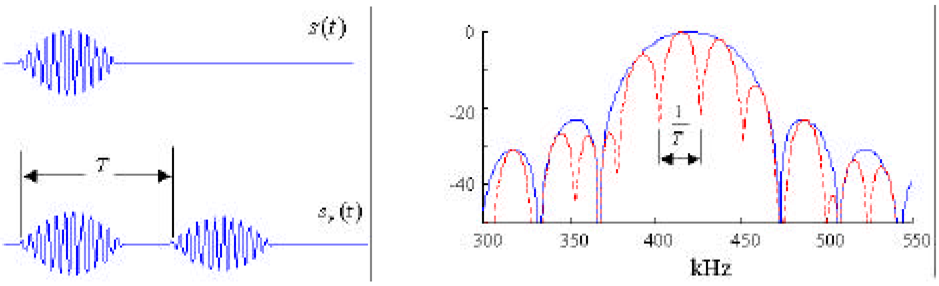


Fig. 5.2.1 TSP of the signal with two highlights

Fig. 5.2.1과 같이 T 의 간격으로 시간 지연된 복제파(replica)가 합쳐진 광대역 신호, 즉 두 개의 하이라이트로 구성된 신호에 대해 살펴보자.

$$s_r(t) = s(t) + as(t-T) \qquad (5.2.1)$$

여기서 $s(t)$는 음원 신호이고 a는 감쇠상수를 나타낸다. $s(t)$의 시간 추이 또는 시간 지연은 다음과 같다. 식(5.2.1) $s_r(t)$의 푸리에 변환은 다음과 같이된다.

$$\mathcal{F}[s_r(t)] = S_r(f) = S(f) + ae^{-j2\pi fT}S(f) \qquad (5.2.2)$$

식(5.2.2)의 exponential 항은 삼각함수에 의해 바꿀 수 있다. 푸리에 변환 $S(f)$는 복소수이고 $S_r(f)$는 다음과 같이 된다.

$$S_r(f) = [S_R(f) + jS_I(f)][1 + a\cos(2\pi fT) - ja\sin(2\pi fT)] \qquad (5.2.3)$$

여기서 $S_R(f)$는 $S(f)$의 실수 부분, $S_I(f)$는 $S(f)$의 허수 부분이다. 복소수 합산과 실수 부분과 허수 부분을 분리시키면, 다음의 식을 얻는다.

$$\begin{aligned} S_r(f) = {} & S_R(f)[1 + a\cos(2\pi fT)] + S_I(f)a\sin(2\pi fT) \\ & + j\{S_I(f)[1 + a\cos(2\pi fT)] - S_R(f)a\sin(2\pi fT)\} \end{aligned} \qquad (5.2.4)$$

따라서, 스펙트럼의 크기와 위상은 다음과 같다.

$$|\mathcal{F}[s(t) + as(t-T)]| = \sqrt{1 + a^2 + 2a\cos(2\pi fT)}\,|S(f)| \qquad (5.2.5)$$

$$\phi_r(f) = \tan^{-1}\frac{S_I(f)[1 + a\cos(2\pi fT)] - S_R(f)a\sin(2\pi fT)}{S_R(f)[1 + a\cos(2\pi fT)] + S_I(f)a\sin(2\pi fT)} \qquad (5.2.6)$$

스펙트럼에서 리플들은 식(5.2.5)의 $\cos(2\pi fT)$ 항에 의해 발생된다. 이 식으로부터 스펙트럼에서 최고점(peaks)은 $\cos(2\pi fT) = 1$일 때, 또는 다음과 같을 때 나타난다.

$$f = (n-1)\frac{1}{T} \qquad n = 1, 2, 3, \cdots \tag{5.2.7}$$

주파수 스펙트럼에서 골(troughs)은 $\cos(2\pi fT) = -1$ 또는 다음과 같을 때 나타난다.

$$f = \frac{(2n-1)}{2T} \qquad n = 1, 2, 3, \cdots \tag{5.2.8}$$

Fig. 5.2.2, 5.2.3과 5.2.4는 각각 송신펄스가 펄스1, 펄스2, 펄스3일 때 표적신호와 스펙트럼을 나타내고 있다. 세개의 신호 모두 두개의 하이라이트가 139 μs의 시간 간격으로 분리되어 있으며, 이때 TSP는 7.2kHz에 해당된다. 송신펄스가 펄스1인 경우 7.2kHz의 TSP가 잘 나타나고 있지만, 송신펄스가 펄스2인 경우 펄스1보다 펄스길이가 길고 상대적으로 협대역이 되는데 이에 TSP는 스펙트럼의 주엽을 벗어나서 나타나고 있다. 펄스3의 경우는 어느 정도 대역폭을 가지므로 시간영역에서 하이라이트가 분리되지 않아도 스펙트럼에서 펄스1과 마찬가지로 TSP가 잘 나타나고 있다.

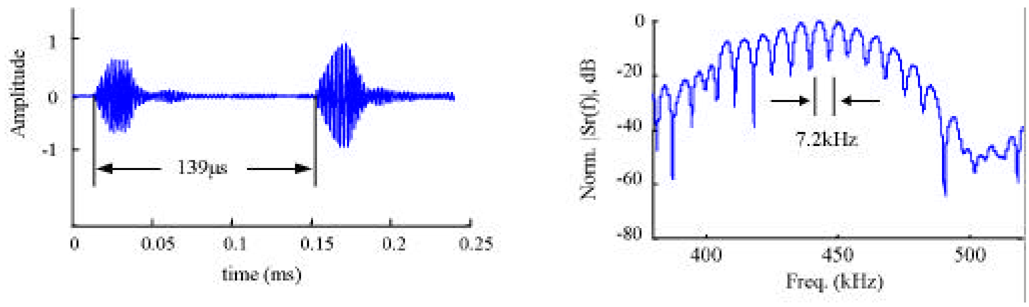


Fig. 5.2.2 Target signal and spectrum (pulse 1)

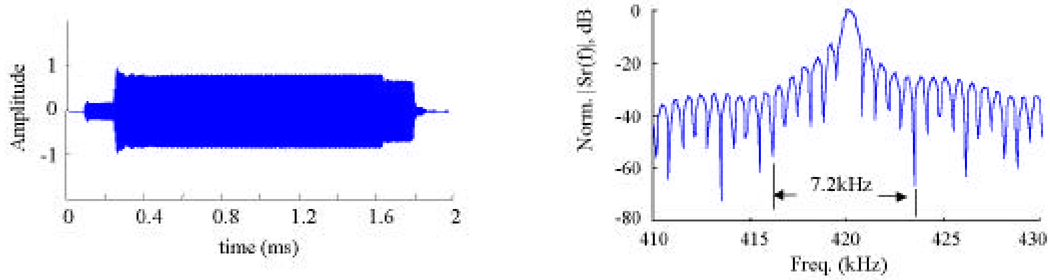


Fig. 5.2.3 Target signal and spectrum (pulse 2)

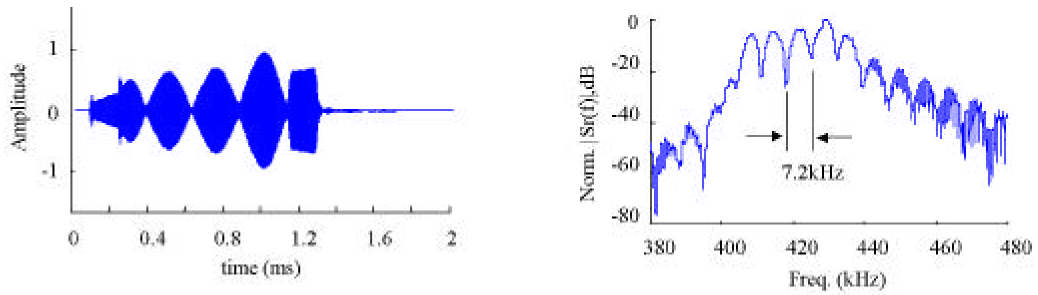


Fig. 5.2.4 Target signal and its spectrum (pulse 3)

5.2.2 TSP 특징 파라미터 추출 및 특징벡터 구성

앞에서는 두 개의 하이라이트에 대해 TSP를 분석하였다. 세 개 이상의 하이라이트가 나타나는 경우 TSP는 이러한 하이라이트들간의 시간 간격의 조합으로 더욱 더 복잡한 형태가 된다. 그리고 표적의 종류, 표적의 자세각에 따라 하이라이트가 나타나는 시간적인 위치나 하이라이트의 크기가 달라지게 되어 TSP 또한 이것에 따라 다른 특징을 가지게 된다. 따라서 본 연구에서는 이렇게 복잡하고 각 표적마다 다르게 나타나는 TSP 정보를 효과적으로 추출하여 정량화 시켜 표적신호 식별에 특징파라미터로 이용할 수 있도록 하는 체계적인 방법을 마련하였다. TSP 정보 추출방법은 표적신호의 진폭(modulus) 스펙트럼의 관심이 있는 대역, 즉 TSP 정보를 포함하고 있는 부분을 잘라내어 한번 더 FFT를 시행한 다음 TSP를 추출하

는 것이다. 스펙트럼의 값을 다시 한번 더 푸리에 변환을 시키면 스펙트럼 리플의 진동(oscillation) 정보, 즉 TSP를 얻을 수 있다. 다음은 TSP 추출과 그에 대한 이론적인 관계에 대한 설명이다.

먼저, 표적신호의 진폭 스펙트럼을 구한다. 이때 스펙트럼은 TSP의 정보를 가지고 있다. 즉 스펙트럼의 리플간의 간격이 TSP를 나타내고 있다. 표적신호는 광대역 송신신호를 사용하여 얻어진 신호를 사용하는 것이 효과적이다. 주파수 간격 Δf는 FFT 포인트수 N과 샘플링 주파수와 관계가 있다.

$$\Delta f = \frac{f_s}{N} \tag{5.2.9}$$

두 번째 과정은 진폭 스펙트럼의 유효 대역만을 잘라내어 잡음과 스펙트럼의 부엽(side lobe)에 의한 오차의 영향을 줄이고, 이것을 다시 FFT를 거쳐 “시간분리(time separation)”를 구한다. 여기서 FFT를 거쳐 주파수영역으로부터 변환된 영역은 편의상 “시간분리영역”이라고 한다. 시간분리는 식(5.2.9)의 Δf와 관계 있는 식(5.2.10)의 TSR (Time Separation Rate)에 의해 결정된다. 그리고 시간분리 간격(interval)은 식(5.2.11)과 같이 된다.

$$TSR = \frac{1}{\Delta f} = \frac{N}{f_s} \tag{5.2.10}$$

$$\Delta ts = \frac{TSR}{N'} \tag{5.2.11}$$

여기서 N'는 두 번째 시행한 FFT 포인트수이다. Δts는 각 하이라이트 간격을 구분하는 범위 내에서 적절히 작은 값을 사용하여 특징벡터의 데이터 량을 줄이는 것이 좋다. 거리분해능 Δr는 Δts와 음속 c로부터 식(5.2.12)과 같이 된다.

$$\Delta r = \frac{c\,\Delta ts}{2} \tag{5.2.12}$$

본 논문에서 Δr 은 대략 2cm 이내로 하였다. 결국 시간분리영역의 시간분리는 시간분리간격 Δts에 의해 식(5.2.13)으로 구할 수 있다.

$$ts = (0,\ 1,\ 2,\ \cdots,\ N'-1) \times \Delta ts \qquad (5.2.13)$$

샘플링 이론에 따라 TSR 은 최대 시간분리(ts_{max})의 2배 보다 같거나 크야 한다.

$$TSR = \frac{N}{f_s} \geq 2ts_{max} \qquad (5.2.14)$$

Fig. 5.2.5와 Fig. 5.2.6은 송신펄스를 펄스1과 펄스3을 사용한 경우 표적4의 자세각이 0도인 반향음과 TSP 추출 결과를 보여주고 있다. 하이라이트를 구별할 수 있는 표적신호를 나타내는 Fig. 5.2.5에서 0.086ms, 0.546ms, 0.945ms, 1.842ms의 시간 위치에 4개의 하이라이트가 뚜렷이 나타나고, 첫 번째 하이라이트 부근에서는 에너지가 적은 여러 개의 하이라이트가 연속적으로 나타나고 있다. 앞에서 언급한 시간적 위치는 어느 정도 오차를 가지고 눈으로 읽어 기록한 값이다. 4개의 하이라이트 조합으로 얻을 수 있는 하이라이트간의 시간 간격은 0.460ms, 0.859ms, 1.756ms, 0.399ms, 1.296ms, 0.897ms로 6개이다. Fig. 5.2.5와 Fig. 5.2.6에서 SNR이 나쁜 세 번째 하이라이트와 네 번째 하이라이트에 의해 생기는 TSP를 제외한 5개의 TSP 정보가 0.460ms, 0.860ms, 1.755ms, 1.305ms로 거의 비슷하게 나타나고 있다.

Table 5.1 Time separation between each highlight

HL 위치	HL1 0.086ms	HL2 0.546ms	HL3 0.945ms	HL4 1.842ms
0.086 ⇨	·	0.46ms	0.859ms	1.756ms
	0.546 ⇨	·	0.399ms	1.296ms
		0.945 ⇨	·	0.897ms
			1.842 ⇨	·

Fig. 5.2.7은 송신펄스가 펄스1일 때 자세각의 변화에 따른 표적3의 TSP 특징파라미터를 나타내고 있다. 또한 Fig. 5.2.8과 5.2.9는 송신펄스가 펄스1, 펄스3일 때 자세각의 변화에 따른 표적4의 TSP 특징파라미터를 나타내고 있다. 가로축은 TSP 정보가 들어있는 저장소(bin)의 번호이며, 세로축은 표적의 자세각을 나타낸다. 그림에서 보는바와 같이 송신펄스가 다르더라도 자세각에 따른 특징파라미터가 비슷한 패턴을 가지는 것을 알 수 있다.

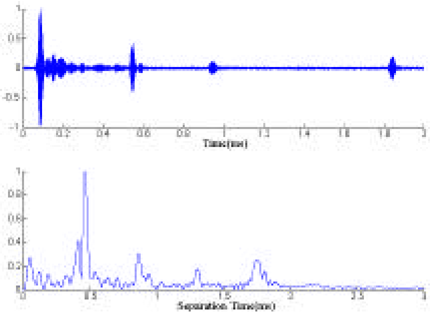


Fig. 5.2.5 Target 4 signal and extracted TSP due to pulse 1 (0°)

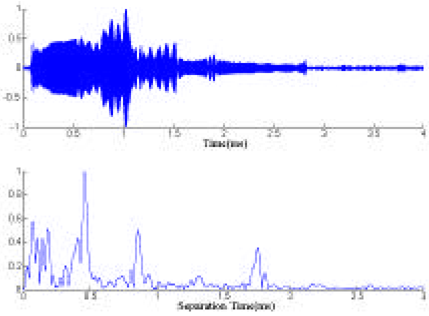


Fig. 5.2.6 Target 4 signal and extracted TSP due to pulse 3 (0°)

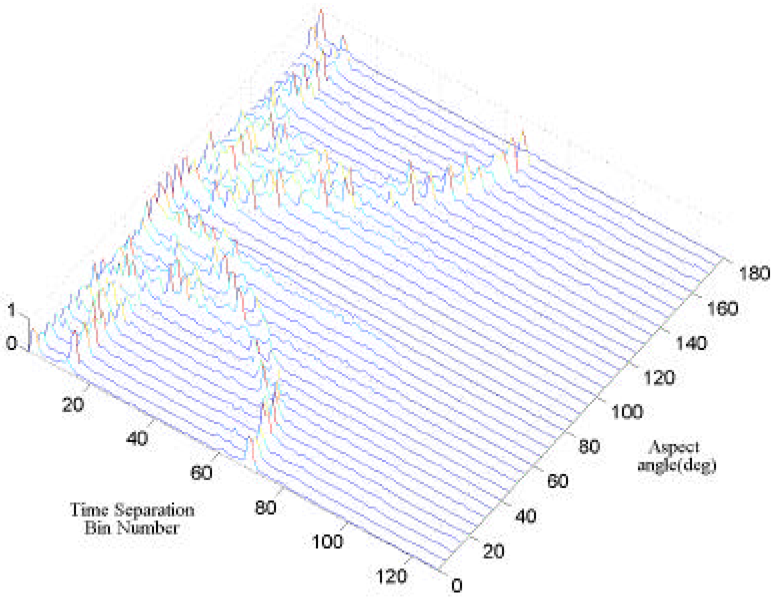


Fig. 5.2.7 Extracted feature parameters from the target 3 using TSP : pulse 1

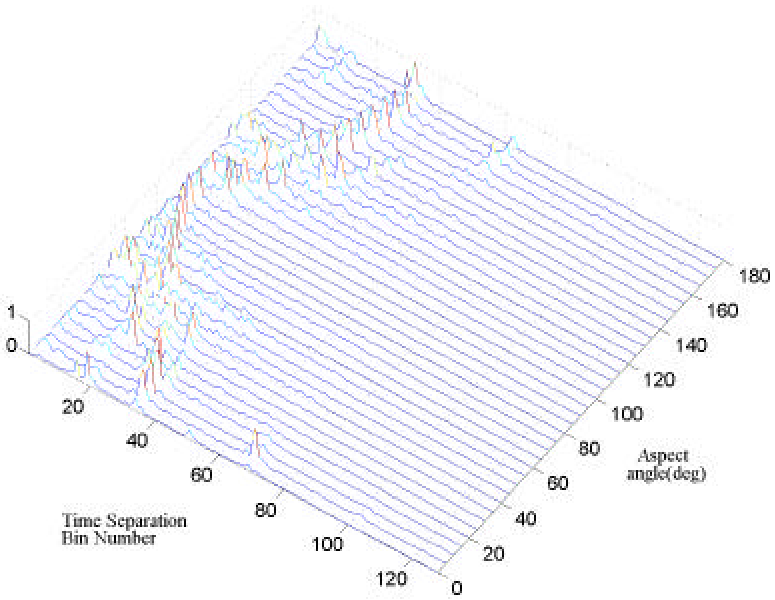


Fig. 5.2.8 Extracted feature parameters from the target 4 using TSP : pulse 1

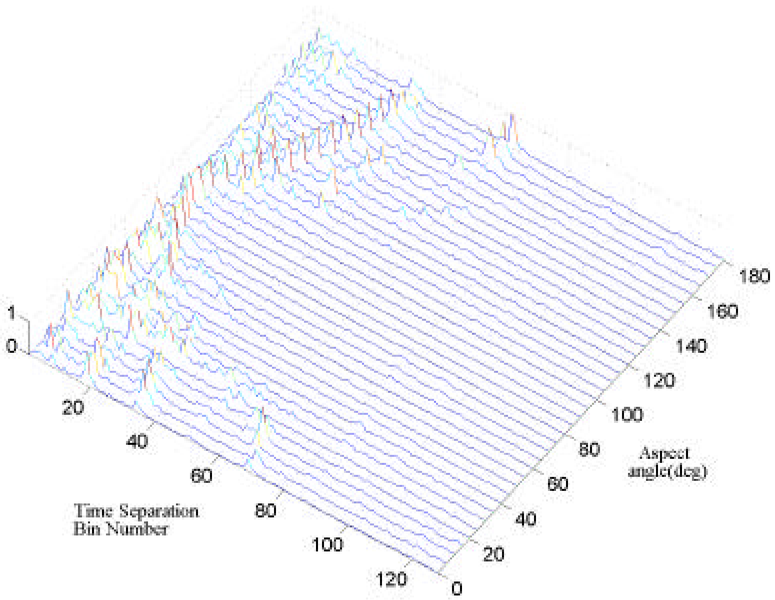


Fig. 5.2.9 Extracted feature parameters from the target 4 using TSP : pulse 3

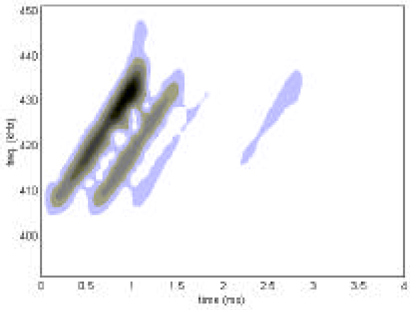
5.3 시간-주파수영역에서 표적신호 특징

시간에 따라 주파수가 변하는 천이신호(transient signal)의 경우 특정 시간에 해당하는 순간 주파수가 어떤 것인지가 중요하게 된다. 그러므로 LFM 펄스를 송신펄스로 사용한 표적신호의 경우 시간에 대한 주파수변화가 중요한 특징파라미터로 작용한다[8][15]. 시간-주파수 표현에는 STFT(Short Time Fourier Transform), Wigner-Ville Distribution, Rihaczek Distribution외에 wavelet transform 등이 있는데, 본 논문에서는 해닝(hanning) 창함수를 씌워 STFT 처리한 스펙트로그램으로 표적신호의 시간-주파수 특징을 분석하였다. 다음의 식(5.3.1)은 본 논문에 사용된 스펙트로그램에 관한 식이다.

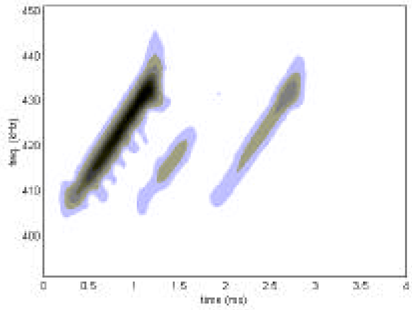
$$SPEC_x(t,f) = \left| \int_{-\infty}^{+\infty} x(u)\,h(u-t)\,e^{-j2\pi fu}\,du \right|^2 \tag{5.3.1}$$

여기서 $x(u)h^*(u-t)$는 해닝 창함수 h가 씌어진 신호를 나타낸다.

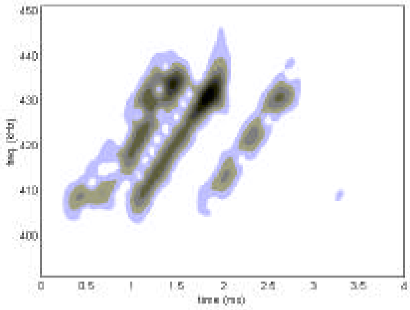
Fig. 5.3.1은 표적4의 몇 가지 자세각에 대한 스펙트로그램을 나타낸 것이다. 각각의 자세각마다 다양하게 나타나는 하이라이트의 효과에 따라 반응하는 주파수대역의 에너지 분포도 다르게 나타나고 있는 것을 알 수 있다. 따라서 표적의 자세각별로 독특한 양상을 가지는 이러한 시간-주파수 특징은 표적신호의 패턴인식에 효과적으로 사용이 가능하다. 스펙트로그램에 의한 특징파라미터는 시간에 따른 주파수 특징을 함께 포함하므로 표적신호 분석 및 패턴인식에 유용하지만, 처리해야할 데이터 량이 시간 및 주파수 특징파라미터에 비해 2배로 늘어나는 한가지 단점이 있다[10].



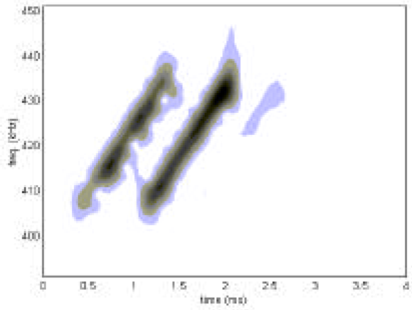
(a) 자세각 0 °



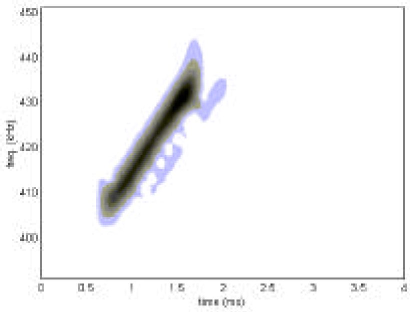
(b) 자세각 180 °



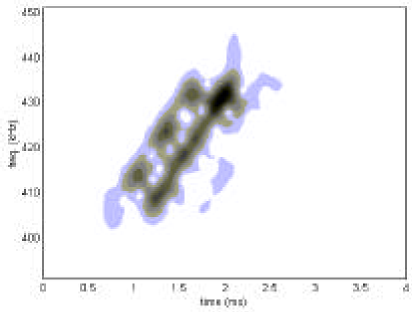
(c) 자세각 30 °



(d) 자세각 150 °



(e) 자세각 60 °



(f) 자세각 120 °

Fig. 5.3.1 Spectrogram of the target 4 signal due to pulse 3

6. 표적신호 인식 결과

6.1 시간영역 특징파라미터에 의한 표적 패턴분류 및 인식

유사 패턴분류는 자세각마다 특정 입력패턴 하나와 여러 개의 자세각에 따라 구성된 표준패턴들과의 유클리드 거리를 계산하여 식(6.1.1)과 같이 작은 값부터 순서대로 나열하였다.

$$d_E(i) \quad \text{for} \quad d_E(1) < d_E(2) < \cdots < d_E(N), \quad i = 1, 2, 3, \cdots, N \qquad (6.1.1)$$

여기서 $d_E(N) = 1$, 즉 최대값은 1로 정규화 하였다. 4장에서 언급한 것과 같이 $d_E(i)$가 가장 작은 값이 입력패턴과 가장 유사한 표준패턴이 된다. 식별지수(discrimination index) I_d는 가장 작은 $d_E(i)$값 9개를 사용하여 식(6.1.2)와 같이 산술 평균값으로 정의하였다.

$$I_d = \frac{\left| \sum_{i=2}^{9} [d_E(i) - d_E(1)] \right|}{8} \qquad (6.1.2)$$

상대적으로 I_d가 큰 값은 다른 표준패턴과 유사도가 멀어지고, 제일 유사한 $d_E(1)$가 다른 표준패턴과 구별이 잘 되는 것을 의미한다. 반대로 I_d값이 작은 것은 모두들 비슷한 특성을 가지고 있는 것이 된다.

Table. 6.1.1, 6.1.2, 6.1.3과 6.1.4는 각각 표적1, 2, 3, 4의 특정자세각의 패턴과 가까운 5개의 상위 패턴부류와 식별지수(I_d)를 보여주고 있다. 다른 표준패턴과 구별이 잘 되는 자세각은 표적1의 55도, 표적2의 50도, 표적3의 50도와 130도, 표적4의 45도와 100도로 나타났다. 서로 비슷한 패턴을 가지는 부류는 표적1의 90도, 표적2의 80도, 표적3의 80도와 95도, 표적4의 60도와 180도에서 각각 나타나고 있는데, 한 가지 예를 들어면 표적1의 90도에서 표적2의 90도, 표적3의 90도, 표적1의 90도, 표적2의 85도, 표적3의 85도가 서로 비슷한 패턴을 가지고 있다.

Table 6.1.1 Similar patterns of the target 1 using time domain feature parameter

자세각	1st class	2nd class	3rd class	4th class	5th class	I_d	자세각	1st class	2nd class	3rd class	4th class	5th class	I_d
0°	표적1 5°	표적2 0°	표적1 5°	표적2 90°	표적3 85°	0.051	50°	표적1 50°	표적3 80°	표적2 85°	표적2 90°	표적3 90°	0.146
5°	표적1 5°	표적2 0°	표적1 0°	표적2 5°	표적1 10°	0.071	55°	표적1 55°	표적2 55°	표적1 60°	표적2 90°	표적2 30°	0.234
10°	표적1 10°	표적2 5°	표적2 10°	표적3 0°	표적3 5°	0.070	60°	표적1 60°	표적1 90°	표적3 85°	표적1 85°	표적2 85°	0.075
15°	표적1 15°	표적3 5°	표적2 10°	표적1 10°	표적3 10°	0.092	65°	표적1 65°	표적2 65°	표적1 90°	표적2 90°	표적3 85°	0.133
20°	표적1 20°	표적2 20°	표적1 25°	표적2 25°	표적3 25°	0.140	70°	표적1 70°	표적3 70°	표적2 70°	표적2 80°	표적3 80°	0.103
25°	표적1 25°	표적2 20°	표적1 30°	표적1 20°	표적3 25°	0.053	75°	표적1 75°	표적3 70°	표적1 70°	표적2 75°	표적1 80°	0.067
30°	표적1 30°	표적3 30°	표적1 25°	표적2 90°	표적3 90°	0.093	80°	표적1 80°	표적3 90°	표적2 90°	표적1 90°	표적3 80°	0.045
35°	표적1 35°	표적4 40°	표적2 35°	표적1 40°	표적3 80°	0.105	85°	표적3 85°	표적1 85°	표적1 90°	표적2 85°	표적3 90°	0.045
40°	표적1 40°	표적2 45°	표적3 80°	표적1 45°	표적2 85°	0.129	90°	표적2 90°	표적3 90°	표적1 90°	표적2 85°	표적3 85°	0.039
45°	표적1 45°	표적3 75°	표적2 45°	표적3 80°	표적2 90°	0.084							

Table 6.1.2 Similar patterns of the target 2 using time domain feature parameter

자세각	1st class	2nd class	3rd class	4th class	5th class	I_d	자세각	1st class	2nd class	3rd class	4th class	5th class	I_d
0°	표적1 5°	표적2 0°	표적1 0°	표적3 90°	표적2 90°	0.043	50°	표적2 50°	표적3 70°	표적1 70°	표적2 55°	표적1 50°	0.225
5°	표적2 10°	표적2 5°	표적1 10°	표적3 0°	표적3 5°	0.050	55°	표적2 55°	표적1 90°	표적3 85°	표적1 85°	표적2 85°	0.090
10°	표적2 10°	표적2 5°	표적1 10°	표적3 0°	표적3 5°	0.068	60°	표적1 60°	표적1 50°	표적4 85°	표적3 90°	표적1 90°	0.047
15°	표적2 15°	표적1 15°	표적2 10°	표적3 5°	표적3 0°	0.156	65°	표적2 65°	표적1 65°	표적1 90°	표적4 60°	표적3 90°	0.113
20°	표적2 20°	표적1 20°	표적1 25°	표적2 25°	표적3 25°	0.144	70°	표적2 70°	표적3 70°	표적3 80°	표적1 80°	표적3 90°	0.063
25°	표적2 25°	표적1 25°	표적3 25°	표적1 20°	표적2 20°	0.131	75°	표적2 75°	표적3 80°	표적1 80°	표적3 90°	표적2 90°	0.093
30°	표적3 30°	표적1 30°	표적1 25°	표적2 25°	표적3 25°	0.167	80°	표적3 75°	표적2 15°	표적2 80°	표적3 0°	표적2 10°	0.029
35°	표적2 35°	표적3 35°	표적1 35°	표적1 45°	표적2 70°	0.109	85°	표적2 85°	표적1 90°	표적1 85°	표적3 85°	표적3 90°	0.030
40°	표적2 40°	표적1 40°	표적3 40°	표적1 35°	표적2 35°	0.180	90°	표적2 90°	표적3 90°	표적1 90°	표적2 85°	표적3 85°	0.035
45°	표적2 45°	표적1 45°	표적3 75°	표적3 80°	표적3 85°	0.063							

Table 6.1.3 Similar patterns of the target 3 using time domain feature parameter

자세각	1st class	2nd class	3rd class	4th class	5th class	I_d	자세각	1st class	2nd class	3rd class	4th class	5th class	I_d
0°	표적3 0°	표적3 175°	표적2 10°	표적1 10°	표적2 5°	0.038	95°	표적1 90°	표적3 85°	표적1 85°	표적3 95°	표적2 90°	0.013
5°	표적3 10°	표적1 10°	표적1 5°	표적2 5°	표적3 5°	0.123	100°	표적3 100°	표적3 80°	표적2 80°	표적1 80°	표적3 75°	0.220
10°	표적3 10°	표적1 10°	표적4 60°	표적2 5°	표적3 5°	0.179	105°	표적3 105°	표적4 135°	표적4 40°	표적3 55°	표적1 80°	0.187
15°	표적3 15°	표적3 10°	표적3 5°	표적1 10°	표적1 15°	0.066	110°	표적3 110°	표적2 50°	표적3 100°	표적1 70°	표적1 75°	0.257
20°	표적3 20°	표적3 15°	표적1 15°	표적1 20°	표적3 155°	0.192	115°	표적3 115°	표적3 60°	표적1 75°	표적3 75°	표적3 100°	0.229
25°	표적3 25°	표적1 25°	표적2 25°	표적1 30°	표적3 30°	0.145	120°	표적3 120°	표적3 60°	표적2 60°	표적1 60°	표적4 180°	0.331
30°	표적3 30°	표적1 30°	표적3 25°	표적1 25°	표적3 150°	0.062	125°	표적3 125°	표적2 55°	표적3 55°	표적1 55°	표적2 70°	0.238
35°	표적3 35°	표적3 40°	표적1 35°	표적2 40°	표적2 35°	0.149	130°	표적3 130°	표적2 60°	표적2 50°	표적3 105°	표적2 55°	0.484
40°	표적3 40°	표적1 40°	표적3 30°	표적2 70°	표적1 30°	0.145	135°	표적3 135°	표적1 40°	표적3 75°	표적2 75°	표적2 45°	0.228
45°	표적3 45°	표적4 85°	표적4 95°	표적2 45°	표적1 45°	0.191	140°	표적3 140°	표적2 40°	표적1 40°	표적3 150°	표적1 50°	0.304
50°	표적3 50°	표적2 50°	표적1 75°	표적2 75°	표적3 60°	0.275	145°	표적3 145°	표적1 35°	표적4 85°	표적3 155°	표적3 45°	0.273
55°	표적3 55°	표적1 55°	표적2 55°	표적2 45°	표적4 85°	0.209	150°	표적3 150°	표적1 30°	표적3 30°	표적3 25°	표적2 30°	0.174
60°	표적3 60°	표적3 70°	표적2 80°	표적3 80°	표적1 50°	0.089	155°	표적3 155°	표적2 25°	표적1 25°	표적3 25°	표적1 20°	0.153
65°	표적3 65°	표적1 65°	표적2 65°	표적4 60°	표적2 80°	0.252	160°	표적3 160°	표적2 20°	표적3 30°	표적1 20°	표적3 150°	0.207
70°	표적3 70°	표적1 70°	표적2 80°	표적2 90°	표적3 180°	0.063	165°	표적3 165°	표적2 10°	표적2 15°	표적1 10°	표적3 5°	0.121
75°	표적3 75°	표적2 75°	표적3 80°	표적3 95°	표적3 180°	0.102	170°	표적3 170°	표적1 20°	표적2 20°	표적1 15°	표적3 15°	0.209
80°	표적3 90°	표적3 80°	표적2 90°	표적2 85°	표적3 70°	0.018	175°	표적3 175°	표적2 10°	표적3 0°	표적1 10°	표적2 5°	0.054
85°	표적3 85°	표적1 85°	표적2 85°	표적1 90°	표적3 95°	0.022	180°	표적3 180°	표적2 90°	표적1 90°	표적3 90°	표적1 0°	0.032
90°	표적3 90°	표적3 85°	표적1 90°	표적3 85°	표적1 85°	0.020							

Table 6.1.4 Similar patterns of the target 4 using time domain feature parameter

자세각	1st class	2nd class	3rd class	4th class	5th class	I_d	자세각	1st class	2nd class	3rd class	4th class	5th class	I_d
0°	표적4 0°	표적4 5°	표적1 75°	표적4 120°	표적3 50°	0.443	95°	표적4 95°	표적4 80°	표적4 85°	표적2 45°	표적3 45°	0.256
5°	표적4 5°	표적4 175°	표적2 60°	표적1 60°	표적2 70°	0.298	100°	표적4 100°	표적4 75°	표적4 25°	표적3 160°	표적3 150°	0.642
10°	표적4 10°	표적4 160°	표적4 15°	표적4 165°	표적4 170°	0.321	105°	표적4 105°	표적4 70°	표적2 15°	표적3 100°	표적2 10°	0.613
15°	표적4 15°	표적4 10°	표적4 160°	표적4 5°	표적4 165°	0.402	110°	표적4 110°	표적4 65°	표적3 10°	표적4 60°	표적4 10°	0.600
20°	표적4 20°	표적4 155°	표적4 150°	표적4 25°	표적4 120°	0.510	115°	표적4 115°	표적3 115°	표적2 65°	표적1 65°	표적3 45°	0.317
25°	표적4 25°	표적4 145°	표적4 150°	표적3 65°	표적4 30°	0.391	120°	표적4 120°	표적4 50°	표적4 20°	표적4 150°	표적4 155°	0.600
30°	표적4 30°	표적4 35°	표적4 140°	표적3 105°	표적3 115°	0.508	125°	표적4 125°	표적4 45°	표적3 100°	표적3 110°	표적3 115°	0.584
35°	표적4 30°	표적4 35°	표적4 140°	표적3 105°	표적3 115°	0.368	130°	표적4 130°	표적2 50°	표적3 50°	표적1 75°	표적1 70°	0.485
40°	표적4 40°	표적4 135°	표적4 35°	표적4 105°	표적4 25°	0.498	135°	표적4 135°	표적4 40°	표적3 105°	표적4 35°	표적3 55°	0.618
45°	표적4 45°	표적4 125°	표적3 110°	표적3 100°	표적4 100°	0.636	140°	표적4 140°	표적4 40°	표적4 35°	표적3 105°	표적3 115°	0.573
50°	표적4 50°	표적4 120°	표적4 0°	표적3 105°	표적4 40°	0.526	145°	표적4 145°	표적4 25°	표적4 150°	표적3 65°	표적1 65°	0.591
55°	표적4 55°	표적3 50°	표적1 75°	표적3 60°	표적2 75°	0.587	150°	표적4 145°	표적4 25°	표적4 150°	표적3 65°	표적1 65°	0.408
60°	표적1 80°	표적3 95°	표적1 85°	표적2 85°	표적3 85°	0.019	155°	표적4 155°	표적4 20°	표적4 150°	표적4 180°	표적2 70°	0.516
65°	표적4 65°	표적3 10°	표적4 110°	표적4 60°	표적3 15°	0.414	160°	표적4 160°	표적4 10°	표적4 165°	표적4 170°	표적4 15°	0.341
70°	표적4 70°	표적4 105°	표적2 15°	표적3 100°	표적2 10°	0.461	165°	표적4 165°	표적4 170°	표적4 160°	표적4 175°	표적4 10°	0.272
75°	표적4 75°	표적3 30°	표적3 160°	표적2 25°	표적3 25°	0.413	170°	표적4 170°	표적4 165°	표적4 160°	표적4 175°	표적4 5°	0.225
80°	표적4 80°	표적4 95°	표적3 45°	표적4 85°	표적2 45°	0.324	175°	표적4 175°	표적4 5°	표적4 180°	표적4 165°	표적3 60°	0.228
85°	표적4 95°	표적4 85°	표적2 45°	표적1 40°	표적1 45°	0.135	180°	표적4 180°	표적2 70°	표적3 90°	표적2 90°	표적3 180°	0.087
90°	표적4 90°	표적2 30°	표적4 85°	표적1 60°	표적1 55°	0.421							

Table 6.1.5는 외부형상이 비슷하지만 내부 구조가 다른 표적1, 2, 3에 대한 패턴 인식결과를 나타내고 있다. Reference data는 각 표적의 자세각을 변화시켜가면서 여러차례 획득한 표적 반향음으로부터 특징파라미터를 추출하고, 이 특징 파라미터의 평균값으로 구성한 특징벡터이다. 패턴인식은 유사척도를 사용하여 각 자세각마다 획득한 20개의 반향음을 사용한 Test data가 reference data에 해당된 횟수의 비율을 표적 및 자세각의 변화에 따라 나타내었다.

자세각 0°와 90°에서는 표적 세 개의 외부형상이 비슷하고 외부형상에 의한 거울면 반사(specular reflection) 성분이 반향음 성분이 주도적이기 때문에 인식률에서 50% 이하의 비교적 좋지 않는 결과를 나타내었다. 하지만 내부구조물에 의한 반향음 성분(corner reflection)이 나타나는 비스듬한 자세각(45°, 60°)에서는 인식률이 좋았다.

Table 6.1.5 The results of classification of similarly shaped targets using time domain feature parameter

			Reference Data														
			표적1					표적2					표적3				
			0°	15°	45°	60°	90°	0°	15°	45°	60°	90°	0°	15°	45°	60°	90°
Test data	표적1	0°	60%									20%					20%
		15°		100%													
		45°			80%										20%		
		60°				100%											
		90°					30%					70%					
	표적2	0°						60%					40%				
		15°		40%					60%								
		45°								100%							
		60°									80%				20%		
		90°					50%					50%					
	표적3	0°	20%					5%					55%	20%			
		15°							40%					60%			
		45°													100%		
		60°														100%	
		90°										40%					60%

Table 6.1.6은 외부형상이 복잡한 표적4에 대한 자세각인식 결과를 나타내고 있다. Reference data는 송신펄스가 LFM 1.0ms 펄스인 경우 6개의 실험자료의 반향음에서 특징벡터를 구하여 평균값으로 구성한 특징벡터를 사용하였고, test data는 CW short 펄스신호(6개)와 LFM 1.0ms 신호(6개) 총 12개를 사용하였다.

신호 대 잡음비(SNR)가 상대적으로 낮은 자세각 0°와 45°에서는 자세각의 인식률이 낮았다. 하지만 그 이상의 각도에서는 인식률이 좋았다.

Table 6.1.6 The results of aspect angle classification of target 4 using time domain feature parameter

		Reference Data												
		0°	15°	30°	45°	60°	75°	90°	105°	120°	135°	150°	165°	180°
	0°	40%				50%		10%						
	15°	10%	40%										50%	
T	30°	10%		90%										
e	45°				50%	25%					25%			
s	60°					100%								
t	75°		20%				80%							
	90°				20%			80%						
D	105°								100%					
a	120°									100%				
t	135°					10%					80%		10%	
a	150°											100%		
	165°												100%	
	180°													100%

6.2 주파수영역 특징파라미터에 의한 표적의 패턴인식

6.2.1 TSP 파라미터에 의한 표적의 패턴인식

Table. 6.2.1, 6.2.2, 6.2.3과 6.2.4는 TSP 특징파라미터를 사용하였을 때, 각각 표적1, 2, 3, 4의 특정자세각의 패턴과 가장 가까운 5개의 상위 패턴부류와 식별지수를 보여주고 있다. 다른 표준패턴과 구별이 잘 되는 자세각은 표적1의 50도, 표적2의 40도에서 60도, 표적3의 55도와 140도, 표적4의 45도와 130도로 나타났다. Fig. 6.2.1에서 보면, 서로 비슷한 패턴을 가지는 자세각은 표적1의 90도, 표적2의 80도, 표적3의 85도와 180도, 표적4의 85도와 95도이다.

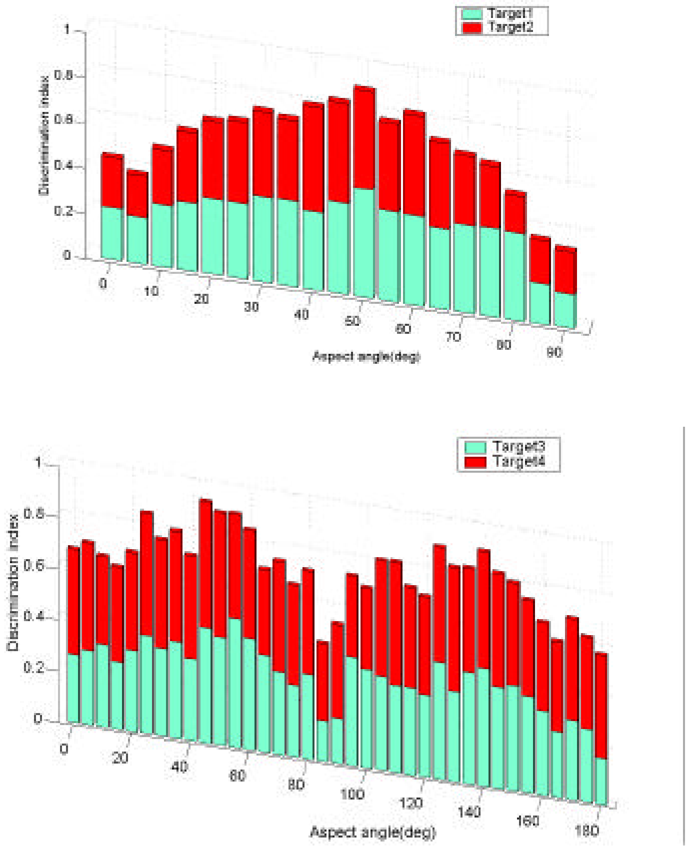


Fig. 6.2.1 The discrimination index due to frequency domain feature parameter

Table 6.2.1 Similar patterns of the target 1 using frequency domain feature parameter

자세각	1st class	2nd class	3rd class	4th class	5th class	I_d	자세각	1st class	2nd class	3rd class	4th class	5th class	I_d
0°	표적1 0°	표적2 0°	표적3 85°	표적1 90°	표적2 5°	0.228	50°	표적1 50°	표적1 60°	표적2 50°	표적3 70°	표적1 40°	0.480
5°	표적1 5°	표적3 0°	표적2 5°	표적2 0°	표적1 0°	0.204	55°	표적1 55°	표적1 60°	표적4 85°	표적4 90°	표적2 30°	0.400
10°	표적1 10°	표적2 5°	표적2 10°	표적3 0°	표적1 5°	0.277	60°	표적1 60°	표적3 60°	표적4 90°	표적4 85°	표적2 60°	0.395
15°	표적1 15°	표적2 15°	표적3 15°	표적2 10°	표적1 10°	0.304	65°	표적1 65°	표적2 65°	표적3 65°	표적1 60°	표적1 70°	0.355
20°	표적1 20°	표적2 20°	표적3 25°	표적1 15°	표적2 20°	0.336	70°	표적1 70°	표적3 70°	표적2 50°	표적3 80°	표적4 65°	0.388
25°	표적1 25°	표적2 25°	표적3 25°	표적2 15°	표적2 20°	0.336	75°	표적1 75°	표적4 25°	표적3 50°	표적4 30°	표적1 70°	0.391
30°	표적1 30°	표적3 30°	표적2 30°	표적2 35°	표적2 25°	0.377	80°	표적1 80°	표적3 80°	표적4 55°	표적2 75°	표적1 75°	0.387
35°	표적1 35°	표적2 35°	표적3 35°	표적1 45°	표적2 30°	0.381	85°	표적1 85°	표적3 85°	표적2 90°	표적2 85°	표적3 90°	0.181
40°	표적1 40°	표적3 40°	표적4 80°	표적1 45°	표적2 40°	0.346	90°	표적1 90°	표적2 90°	표적3 90°	표적1 85°	표적2 85°	0.152
45°	표적1 45°	표적2 35°	표적3 35°	표적1 35°	표적1 40°	0.405							

Table 6.2.2 Similar patterns of the target 2 using frequency domain feature parameter

자세각	1st class	2nd class	3rd class	4th class	5th class	I_d	자세각	1st class	2nd class	3rd class	4th class	5th class	I_d
0°	표적2 0°	표적1 5°	표적1 0°	표적2 5°	표적3 0°	0.220	50°	표적2 50°	표적1 70°	표적3 70°	표적4 40°	표적1 45°	0.432
5°	표적2 5°	표적2 10°	표적1 10°	표적3 5°	표적3 0°	0.184	55°	표적2 55°	표적1 75°	표적2 75°	표적4 40°	표적3 55°	0.387
10°	표적2 10°	표적1 10°	표적2 5°	표적3 5°	표적3 0°	0.240	60°	표적2 60°	표적3 60°	표적1 60°	표적3 65°	표적3 50°	0.443
15°	표적2 15°	표적1 15°	표적1 10°	표적1 25°	표적2 10°	0.308	65°	표적2 65°	표적1 65°	표적3 65°	표적2 30°	표적1 60°	0.380
20°	표적2 20°	표적1 20°	표적3 20°	표적2 15°	표적1 25°	0.340	70°	표적2 70°	표적3 70°	표적3 80°	표적1 80°	표적1 70°	0.305
25°	표적2 25°	표적3 25°	표적1 25°	표적2 20°	표적2 30°	0.357	75°	표적2 75°	표적3 75°	표적1 75°	표적2 70°	표적3 80°	0.275
30°	표적2 30°	표적2 35°	표적1 30°	표적1 60°	표적3 30°	0.374	80°	표적2 80°	표적2 60°	표적4 45°	표적4 55°	표적4 70°	0.163
35°	표적2 35°	표적1 35°	표적3 35°	표적2 30°	표적1 45°	0.354	85°	표적2 85°	표적1 85°	표적3 90°	표적1 90°	표적3 85°	0.189
40°	표적2 40°	표적1 40°	표적3 40°	표적1 45°	표적3 35°	0.462	90°	표적2 90°	표적1 90°	표적1 85°	표적3 90°	표적2 85°	0.187
45°	표적2 45°	표적1 45°	표적3 80°	표적2 75°	표적2 80°	0.438							

Table 6.2.3 Similar patterns of the target 3
using frequency domain feature parameter

자세각	1st class	2nd class	3rd class	4th class	5th class	I_d	자세각	1st class	2nd class	3rd class	4th class	5th class	I_d
0°	표적3 0°	표적1 5°	표적2 5°	표적2 0°	표적2 10°	0.265	95°	표적3 95°	표적4 50°	표적3 80°	표적3 70°	표적4 55°	0.424
5°	표적3 5°	표적2 10°	표적2 5°	표적3 10°	표적3 175°	0.291	100°	표적3 100°	표적4 25°	표적3 75°	표적1 75°	표적4 100°	0.384
10°	표적3 10°	표적3 5°	표적4 65°	표적4 100°	표적3 175°	0.323	105°	표적3 105°	표적4 40°	표적2 50°	표적4 120°	표적4 135°	0.366
15°	표적3 15°	표적1 15°	표적3 10°	표적2 15°	표적3 20°	0.264	110°	표적3 110°	표적2 80°	표적3 75°	표적3 75°	표적3 80°	0.338
20°	표적3 20°	표적1 20°	표적3 165°	표적2 20°	표적2 15°	0.318	115°	표적3 115°	표적3 130°	표적1 75°	표적3 125°	표적3 65°	0.338
25°	표적3 25°	표적2 25°	표적1 25°	표적4 75°	표적3 160°	0.383	120°	표적3 120°	표적3 115°	표적3 110°	표적2 80°	표적2 55°	0.321
30°	표적3 30°	표적1 30°	표적3 35°	표적2 30°	표적3 25°	0.344	125°	표적3 125°	표적3 105°	표적1 65°	표적1 70°	표적3 55°	0.457
35°	표적3 35°	표적1 35°	표적2 35°	표적1 45°	표적3 40°	0.377	130°	표적3 130°	표적3 105°	표적4 35°	표적4 70°	표적3 70°	0.351
40°	표적3 40°	표적1 40°	표적3 35°	표적1 45°	표적2 35°	0.320	135°	표적3 135°	표적1 40°	표적3 140°	표적1 45°	표적1 50°	0.433
45°	표적3 45°	표적3 150°	표적4 70°	표적4 75°	표적1 45°	0.449	140°	표적3 140°	표적1 50°	표적1 40°	표적3 135°	표적3 55°	0.458
50°	표적3 50°	표적1 75°	표적3 70°	표적1 70°	표적2 50°	0.420	145°	표적3 145°	표적1 30°	표적3 155°	표적3 30°	표적3 150°	0.395
55°	표적3 55°	표적3 125°	표적1 75c	표적4 110°	표적2 65°	0.504	150°	표적3 150°	표적3 35°	표적1 30°	표적3 40°	표적2 30°	0.409
60°	표적3 60°	표적1 60°	표적2 60°	표적4 170°	표적4 115°	0.434	155°	표적3 155°	표적2 25°	표적3 25°	표적3 160°	표적1 25°	0.377
65°	표적3 65°	표적2 60°	표적1 65°	표적2 65°	표적4 125°	0.377	160°	표적3 160°	표적1 25°	표적3 165°	표적2 15°	표적4 75°	0.329
70°	표적3 70°	표적1 70°	표적3 80°	표적2 50°	표적1 90°	0.321	165°	표적3 165°	표적2 20°	표적1 20°	표적3 160°	표적3 20°	0.256
75°	표적3 75°	표적2 75°	표적3 80°	표적3 115°	표적3 80°	0.277	170°	표적3 170°	표적3 165°	표적2 15°	표적1 20°	표적3 15°	0.309
80°	표적3 80°	표적3 70°	표적3 90°	표적3 100°	표적1 90°	0.330	175°	표적3 175°	표적2 10°	표적3 5°	표적1 10°	표적2 0°	0.283
85°	표적3 85°	표적1 85°	표적3 180°	표적1 90°	표적2 90°	0.158	180°	표적3 180°	표적3 85°	표적1 90°	표적1 85°	표적2 90°	0.182
90°	표적3 90°	표적2 85°	표적1 85°	표적1 90°	표적2 90°	0.175							

Table 6.2.4 Similar patterns of the target 4
using frequency domain feature parameter

자세각	1st class	2nd class	3rd class	4th class	5th class	I_d	자세각	1st class	2nd class	3rd class	4th class	5th class	I_d
0°	표적4 0°	표적4 30°	표적4 135°	표적4 35°	표적4 10°	0.411	95°	표적4 95°	표적4 85°	표적4 90°	표적1 85°	표적2 85°	0.315
5°	표적4 5°	표적4 10°	표적2 5°	표적4 15°	표적1 10°	0.419	100°	표적4 100°	표적4 65°	표적4 105°	표적3 10°	표적3 5°	0.318
10°	표적4 10°	표적4 165°	표적4 5°	표적4 15°	표적4 170°	0.344	105°	표적4 105°	표적4 100°	표적4 65°	표적4 120°	표적3 45°	0.452
15°	표적4 15°	표적4 10°	표적4 165°	표적4 20°	표적4 175°	0.369	110°	표적4 110°	표적4 120°	표적1 75°	표적4 30°	표적4 55°	0.481
20°	표적4 20°	표적4 155°	표적4 150°	표적4 15°	표적4 165°	0.380	115°	표적4 115°	표적2 50°	표적4 65°	표적1 70°	표적4 145°	0.393
25°	표적4 25°	표적4 145°	표적4 30°	표적3 100°	표적1 75°	0.476	120°	표적4 120°	표적4 60°	표적4 65°	표적4 100°	표적4 105°	0.382
30°	표적4 30°	표적4 0°	표적4 135°	표적4 25°	표적4 145°	0.423	125°	표적4 125°	표적4 20°	표적3 65°	표적3 100°	표적4 60°	0.448
35°	표적4 35°	표적4 0°	표적4 30°	표적4 40°	표적4 10°	0.430	130°	표적4 130°	표적3 70°	표적3 60°	표적4 165°	표적1 70°	0.484
40°	표적4 40°	표적3 105°	표적2 50°	표적3 70°	표적4 35°	0.402	135°	표적4 135°	표적4 0°	표적4 30°	표적4 140°	표적2 50°	0.407
45°	표적4 45°	표적2 50°	표적4 110°	표적4 120°	표적4 30°	0.489	140°	표적4 140°	표적4 135°	표적4 115°	표적3 30°	표적4 150°	0.456
50°	표적4 50°	표적3 95°	표적3 80°	표적4 70°	표적4 95°	0.484	145°	표적4 145°	표적4 25°	표적4 30°	표적4 115°	표적4 150°	0.442
55°	표적4 55°	표적4 110°	표적1 75°	표적3 95°	표적3 50°	0.405	150°	표적4 150°	표적4 20°	표적4 155°	표적2 50°	표적4 145°	0.400
60°	표적4 60°	표적4 120°	표적2 90°	표적4 100°	표적4 65°	0.422	155°	표적4 155°	표적4 20°	표적4 160°	표적4 175°	표적4 180°	0.375
65°	표적4 65°	표적4 100°	표적3 10°	표적4 120°	표적4 115°	0.335	160°	표적4 160°	표적4 175°	표적4 155°	표적4 165°	표적4 180°	0.343
70°	표적4 70°	표적4 75°	표적3 70°	표적4 100°	표적2 15°	0.431	165°	표적4 165°	표적4 10°	표적4 160°	표적4 170°	표적4 15°	0.350
75°	표적4 75°	표적4 85°	표적4 70°	표적4 80°	표적4 95°	0.392	170°	표적4 170°	표적4 175°	표적4 165°	표적4 10°	표적4 15°	0.396
80°	표적4 80°	표적1 40°	표적4 75°	표적4 85°	표적2 30°	0.403	175°	표적4 175°	표적4 180°	표적4 160°	표적4 170°	표적4 155°	0.359
85°	표적4 85°	표적4 95°	표적4 90°	표적1 85°	표적2 90°	0.300	180°	표적4 180°	표적4 175°	표적4 155°	표적4 160°	표적1 90°	0.398
90°	표적4 90°	표적4 85°	표적4 95°	표적1 60°	표적2 30°	0.365							

Table 6.2.5는 TSP 특징파라미터를 이용한 표적1, 2, 3에 대한 패턴인식결과를 나타내고 있다. 표적 1의 인식률이 가장 좋았으며, 전반적으로 50%이상의 인식률을 보였다. 비록 똑같은 표적의 자세각은 인식되지 못하지만, 다른 표적의 적절한 자세각을 인식하는 것을 알 수 있다.

Table 6.2.5 The results of classification of similarly shaped targets using frequency domain feature parameter

			Reference Data														
			표적1					표적2					표적3				
			0°	15°	45°	60°	90°	0°	15°	45°	60°	90°	0°	15°	45°	60°	90°
Test data	표적1	0°	75%				20%	5%									
		15°		100%													
		45°			100%												
		60°				100%											
		90°					80%					5%					15%
	표적2	0°	5%					55%					40%				
		15°		40%					60%								
		45°			50%					50%							
		60°				10%					80%					20%	
		90°					45%					50%					5%
	표적3	0°											100%				
		15°			20%					20%				60%			
		45°													100%		
		60°				5%					15%					80%	
		90°					20%					30%					50%

Table 6.2.6은 12개의 test data를 사용했을 때 외부형상이 복잡한 표적4에 대한 자세각인식 결과를 나타내고 있다. 대체적으로 인식률이 50% 이상으로 좋았으며, 자세각 75도에서서는 이 자세각과 대칭각도인 105도로 인식한 비율이 45%나 되었는데, 이것은 두 자세각에 대한 표적신호의 특성이 비슷하다는 것을 의미한다.

Table 6.2.6 The results of aspect angle classification of target 4 using frequency domain feature parameter

		Reference Data												
		0 °	15 °	30 °	45 °	60 °	75 °	90 °	105 °	120 °	135 °	150 °	165 °	180 °
Test Data	0 °	100%												
	15 °		80%										5%	
	30 °	45%		55%										
	45 °			5%	55%	10%			5%	20%	5%			
	60 °					80%			20%					
	75 °						50%	5%	45%					
	90 °							100%						
	105 °							20%	40%	40%				
	120 °		10%						20%	70%				
	135 °								15%		85%			
	150 °											100%		
	165 °												100%	
	180 °												35%	65%

6.3 시간-주파수영역 특징파라미터에 의한 표적 패턴인식

Table. 6.3.1은 시간-주파수 특징파라미터를 이용한 표적4의 특정 자세각의 패턴과 가까운 5개의 상위 패턴부류와 식별지수를 보여주고 있다. 전반적으로 자세각은 다른 reference data와 구별이 잘 되었으며, 60도와 125도에서 식별지수가 높았다. 상대적으로 서로 유사한 패턴을 가지는 네 개의 자세각 부류를 지적한다면, 먼저 50도에서 45도, 40도, 85도, 90도이고, 두 번째로 90도에서는 50도, 80도, 70도, 75도이고, 세 번째로 95도에서는 40도, 45도, 85도, 100도이고, 마지막으로 100도에서는 85도, 95도, 40도, 90도가 나타났다.

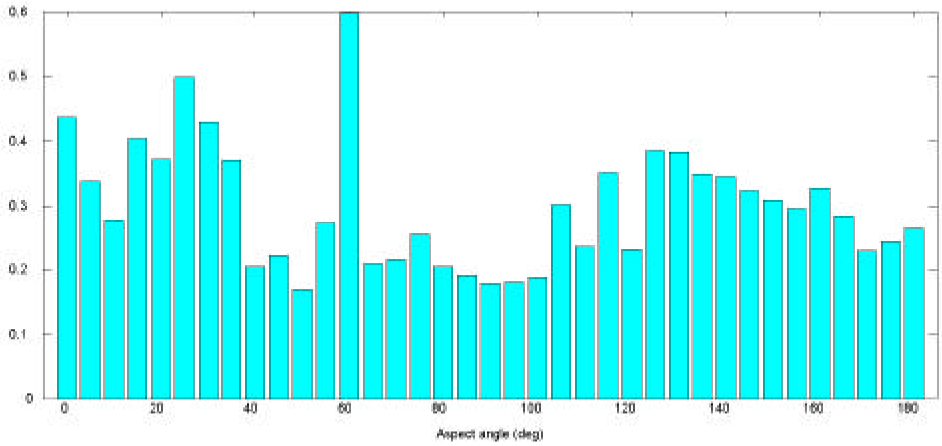


Fig. 6.3.1 The discrimination index due to time-frequency domain feature parameter

Table 6.3.1 The results of aspect angle classification of target 4 using time-frequency domain feature parameter

Aspect angle(°)	1st class	2nd class	3rd class	4th class	5th class	신뢰도	Aspect angle(°)	1st class	2nd class	3rd class	4th class	5th class	신뢰도
0	0°	5°	10°	15°	0°	0.437	95	95°	40°	45°	85°	100°	0.181
5	5°	0°	10°	15°	175°	0.338	100	100°	85°	95°	40°	90°	0.189
10	10°	15°	20°	5°	0°	0.278	105	105°	100°	85°	80°	95°	0.302
15	15°	10°	5°	0°	180°	0.404	110	110°	120°	80°	65°	70°	0.237
20	20°	10°	175°	170°	15°	0.373	115	115°	120°	110°	65°	55°	0.352
25	25°	135°	30°	10°	155°	0.500	120	120°	110°	65°	70°	115°	0.232
30	30°	35°	25°	10°	20°	0.430	125	125°	130°	55°	120°	115°	0.386
35	35°	30°	40°	45°	55°	0.372	130	130°	125°	55°	135°	140°	0.384
40	40°	45°	95°	85°	100°	0.205	135	135°	0°	5°	25°	10°	0.350
45	45°	40°	95°	85°	100°	0.223	140	140°	145°	150°	130°	70°	0.340
50	50°	45°	40°	85°	90°	0.170	145	145°	140°	150°	155°	70°	0.324
55	55°	120°	65°	130°	50°	0.274	150	150°	155°	145°	140°	165°	0.309
60	60°	55°	120°	135°	125°	0.598	155	155°	150°	165°	160°	145°	0.296
65	65°	70°	120°	110°	50°	0.211	160	160°	165°	170°	155°	175°	0.328
70	70°	75°	65°	80°	110°	0.217	165	165°	170°	160°	175°	180°	0.284
75	75°	70°	50°	80°	110°	0.256	170	170°	175°	180°	165°	160°	0.230
80	80°	90°	110°	70°	50°	0.205	175	175°	170°	180°	165°	160°	0.245
85	85°	100°	90°	80°	95°	0.192	180	180°	170°	175°	165°	160°	0.265
90	90°	50°	80°	70°	75°	0.179							

7. 결론

능동소나를 이용한 표적분류 및 식별을 위해서는 무엇보다도 먼저 표적으로부터 산란되어 되돌아오는 반향음의 특성을 파악해야한다. 따라서 음향산란 실험으로 외부형상이나 내부 구조등 서로 다른 특성을 가지는 몇 가지 표적에 대한 반향음을 얻어 각각에 해당하는 특징에 대해 연구하였다. 축소표적의 반향음에 기여하는 성분들은 주로 외부형상에 의한 거울면 반사, 불규칙한 표면에서 산란되는 성분, 내부 구조물의 효과로 발생하는 반향음 성분이 있다. 이러한 반향음 성분은 표적의 종류나 자세각에 따라 다르게 나타나며, 표적의 주요한 특징으로 작용한다. 표적신호의 특징파라미터는 크게 시간, 주파수, 시간-주파수영역에서 특징을 파악하여 체계적으로 추출하고 정량화 하여 패턴인식에 적용하였다. 먼저 시간영역 특징파라미터는 표적신호의 포락선 또는 표적신호의 충격응답의 포락선을 이용하여 하이라이트들의 정확한 위치와 크기를 표적의 종류와 자세각별로 분석하고 정량화하였다. 다음은 주파수영역 특징파라미터는 각 하이라이트간의 상대적 간격이나 크기에 따라 다르게 나타나는 스펙트럼의 TSP를 FFT에 의해 효과적으로 파악하고 추출하였다. 또한 여기서 FFT와 TSP의 관계를 이론적으로 새롭게 정리하였다. 마지막으로 시간-주파수영역 특징파라미터에서는 STFT 분석을 통한 표적신호의 시간에 따른 주파수대역의 에너지 분포에 대한 특징을 분석하였다.

패턴인식에 의한 표적의 분류 및 식별은 시간, 주파수, 그리고 시간-주파수영역에서 추출한 특징파라미터들을 유클리드거리에 적용하여 서로의 패턴을 비교, 분석하고 '외부형상의 비슷한 표적의 패턴인식', '외부형상의 복잡한 표적의 자세각 인식'의 과정으로 나누어 시행하였다. 외부형상이 비슷한 표적의 패턴인식의 결과에서 외부형상에 의한 거울면 반사가 지배적으로 나타나는 표적신호에서는 외부형상이 비슷한 표적을 잘 구별하지 못하지만, 내부 구조물의 효과가 나타나는 특정 자세각에서는 비교적 인식률이 높았다. 외부형상이 복잡한 표적의 자세각 인식은 대체적으로 좋은 결과를 나타내었다.

최근 신경망(neural network)을 이용한 표적분류 연구가 활발히 이루어지고 있는데, 이것 또한 표적신호의 특징을 충분히 파악한 후 시행된다[1][13]. 따라서 앞으로 본 연구에서 분석된 특징파라미터를 신경망에 적용하여 더 나은 표적분류 결과를 얻을 수 있도록 시도해 볼 필요가 있다.

참 고 문 헌

[1] Anders Svardstrm, “Neural network feature vectors for sonar targets classification,” J. Acoust. Soc. Am. **93**(5), pp. 2656-2665, May 1993

[2] Scot F. Morse et al., “High-frequency backscattering enhancements by thick finite cylindrical shells in water at oblique incidence: Experiments, interpretation, and calculations,” J. Acoust. Soc. Am. **103**(2), pp. 785-794, February 1998

[3] Richard A. Altes, “Detection, estimation, and classification with spectrograms,” J. Acoust. Soc. Am. **67**(4), pp. 1232-1246, April 1980

[4] Cristophe Journeau, “High-frequency vibrations of liquid-filled thick elastic cylindrical shells: A simplified modal approach,” J. Acoust. Soc. Am. **97**(3), pp. 1670-1677, March 1995

[5] **신기철**, **김재수 외**, “**수중 축소표적의 음향산란에 관한 연구 - 실험과 분석**,” **한국해양공학회지**, **제12권** 4**호**, pp. 92-100, 1998. 11

[6] Martin D.W. et al., “An automatic target recognition algorithm using time domain features,” Animal Sonar: Process and Performance, New York: Plenum Press, pp. 829-833, 1993

[7] Harvey F. Silverman, “A Comparison of Several Speech-Spectra Classification Methods,” IEEE Trans. on ASSP, Vol. ASSP-**24**, NO.4, pp. 289-295, Aug. 1976

[8] Guillermo C. Gaunaurd, Donald Brill, and Hanson Huang, “Signal processing of the echo signatures returned by submerged shells insonified by dolphin ‘clicks': Active classification,” J. Acoust. Soc. Am. **103**(3), pp. 1547-1556, March 1998

[9] Paul Chestnut, Helen Landsman, and Robert W. Floyd, “A sonar target recognition experiment,” J. Acoust. Soc. Am. **66**(1), pp. 140-147, July 1979

[10] Whitlow W.L. Au, *The Sonar of Dolphins*, Springer-Verlag, pp. 66-74, 1993

[11] Whitlow W.L. Au and Charles W. Turl, “Material composition discrimination of cylinders at different aspect angles by an echolocating Dolphin,” J. Acoust. Soc. Am. **89**(5), pp. 2448-2451, May 1991

[12] Linda V. Martin Traykovski et al, “Model-Based Covariance Mean Variance Classification Techniques: Algorithm Development and Application to the Acoustic Classification of Zooplankton,” IEEE J. of Oceanic Eng. Vol.**23**, No.4, pp. 344-365, October 1998

[13] Amlan Kundu, “Transient sonar signal classification using hidden Markov models and neural nets,” IEEE J. of Oceanic Eng. Vol.**19**, pp. 87-99, January 1994

[14] D. E. Nelson, “A Statistical Scattering Model for Time-Spread SONAR Targets,” Ph.D. Dissertation, Dept. of Electrical Eng., Univ. of Rochester, New York, 1975

[15] Nai-chyuan Yen et al., “Time-frequency analysis of acoustic scattering from elastic objects,” J. Acoust. Soc. Am. **87**(6), pp. 2359-2370, June 1990

[16] Augustine H. Gray, JR., “Distance Measures for Speech Processing,” IEEE Trans. on ASSP, Vol. ASSP-**24**, NO.5, pp. 380-391, October 1976

[17] Whitlow W.L. Au and Douglas W. Martin, “Insights into dolphine sonar discrimination capabilities from human listening experiments,” J. Acoust. Soc. Am. **86**(5), pp1662-1670, November 1989

[18] Robert J. Urick, *Principles of Underwater Sound*, McGraw-Hill Book Company, 3rd Edition, pp. 317-325, 1983

[19] William S. Burdic, *Underwater Acoustic System Analysis*, Prentice Hall, 2nd Edition, pp. 187-189, 1991

[20] **오영환**, ***패턴인식론***, **正益社**, pp. 16-61, 1991

마 치 면 서 . . .

歸天

지은이 : 천상병

나 하늘로 돌아가리라.
새벽빛 와 닿으면 스러지는
이슬 더불어 손에 손을 잡고,

나 하늘로 돌아가리라.
노을빛 함께 단 둘이서
기슭에서 놀다가 구름 손짓하며는,

나 하늘로 돌아가리라.
아름다운 이 세상 소풍 끝내는 날,
가서, 아름다웠더라고 말하리라......

“지난날을 돌이켜 추억이 없는 사람은 참 불쌍한 사람이다.” 생각하였습니다. 싱그러운 젊은 날, 자그마한 추억을 만들어 준 사람들에게 고마움을 드립니다.

시간이 되었습니다. 하늘로 돌아가야 합니다.

"Man is not made for defeat." "A man can be destroyed but not defeated." *'The Old Man and the Sea'*에 **있는 내용입니다. 힘들 때 되씹으면서, 스스로 위안을 삼았습니다. 이제 또 다시 이 말을 새겨야 할 때가 온 것 같습니다. 젊음은 끊임없는 좌절에 대한 행복한 도전인 것 같습니다.**

The deepest definition of youth is life as yet untouched by tragedy.