

수동소나를 이용한 수중물체 자동판별기법 연구

A Study on the Algorithm for Underwater Target Automatic Classification using the Passive Sonar

이 성 은* 황 수 복* 노 도 영**
Lee, Sung-Eun Hwang, Soo-Bok Noh, Do-Young

ABSTRACT

As first step of any acoustic defence system, a attacking target warning system needs to be extremely reliable. This means the system must ensure a high probability of target classification together with a very low false alarm rate.

In this paper, a algorithms for underwater target automatic classification is available for use in the passive sonar will be presented. In first, we will describe the precise automatic extraction of frequency lines for the detection of acoustic signatures. Also, a neural network and fuzzy based algorithms for target classification will be described. Thus the performances of these algorithms are very good with a high probability of classification.

주요기술용어 : Passive Sonar(수동소나), Frequency Line Tracking(주파수선 추적), Automatic Classification(자동판별), Fuzzy Inference(퍼지추론), Neural Network(신경회로망)

1. 서 론

수중유도무기는 1982년 포클랜드 전쟁을 통하여 알 수 있듯이 수상함에 가장 효과적이고 위협적인 무기체계로서 평가되었으며, 수중유도무기가 발사되어 함정을 공격할 때까지의 시간은 매우 짧다[1]. 따라서 짧은 시간에 이루어지는 위협 공격에 대해 자함의 생존성을 향상시키기 위해서는 갑작스레 출현하는 표적을 신속하게 판별하는 것이 무엇보다도 중요하다. 실제 해상에는 바다의 지리적, 환경적 특성

에 따른 주변(ambient) 잡음과 어선, 상선, 수상함, 잠수함, 어뢰 등과 같은 표적들과 바다생물들에서 발생된 소음들이 복합되어 나타난다[2]. 수동 소나 시스템은 이러한 복합 소음을 수신하여 신호처리를 통한 신호분석 및 표적 식별을 수행한다.

본 연구에서는 수동소나에 수신된 음향신호로 부터 오경보율이 낮으면서 신속하게를 자동 판별할 수 있는 알고리즘을 제안한다. 우선 표적의 고유한 신호 특징 인자를 추출하기 위하여 스펙트럼 처리 및 데이터 분석 기법으로서 오신호 탐지를 최소화할 수 있도록 신호 주파수선 자동 추적과 신호 주파수선에 대한 데이터 특성 분석을 수행한다. 스펙트럼 처리 방법에 따른 데이터 특성 분석을 통하여 획득된 수

* 국방과학연구소 선임연구원

** 국방과학연구소 책임연구원

중물체에 대한 신호특징 인자는 비선형 신경회로망(Nonlinear Neural Network)에 의해 자동판별되며 각각의 판별 결과는 증거추론(Evidential Reasoning)방법에 의해 결합된다. 개별 판별기 출력에 대한 결합결과는 표적 판별 가능성에 대한 범위를 수치적으로 제시하기 때문에 판단 기준이 불명확할 수 있으므로 [3], 퍼지추론 방법에 의해 표적 가능성을 추론한다. 또한 표적에서 방사되는 음향신호는 임펄스성의 잡음신호가 포함되거나 소음 특성이 시간에 따라 급격한 변화가 일어날 수 있으므로 오경보를 최소화하기 위하여 매 프레임의 표적 가능성추론 결과를 연속적인 프레임 동안에 시간추이 특성을 반영하여 표적에 대한 최종 판별을 수행토록 하였다.

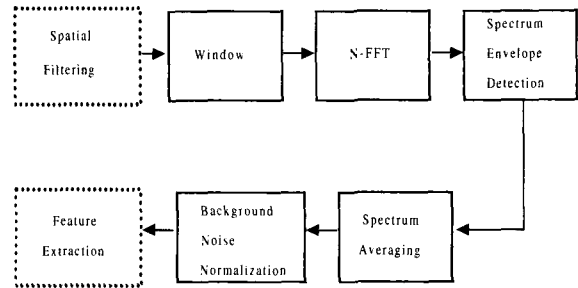
서론에 이어 2장에서는 표적의 고유한 신호특징 인자를 추출하기 위한 스펙트럼 처리 및 데이터 분석 기법, 스펙트럼 처리 방법에 따른 자동 판별 알고리즘, 판별기 출력 결합 및 가능성 추론 기법, 시간 추이 특성을 반영한 최종 판별 알고리즘을 설명하며, 3장에서는 실제 해상에서 측정된 데이터를 이용하여 제안된 수중물체 자동판별 알고리즘의 실험 결과를 기술하고, 끝으로 결론을 맺는다.

2. 수중물체 자동판별 기법

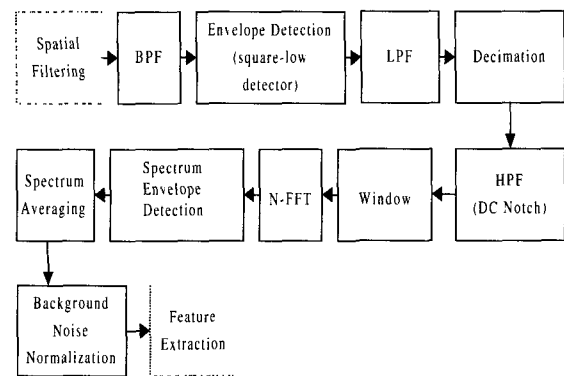
2.1. 스펙트럼 처리 및 데이터 분석

수중소나 시스템에서 음향신호 분석을 위한 스펙트럼 처리는 LOFAR(Low Frequency Analysis and Recording)와 DEMON (Demodulation of Noise) 기법이 일반적으로 적용된다[4]. LOFAR는 음향표적의 기계적인 소음원에 대한 신호주파수 특성을 분석하는 기법으로서 그림 1과 같이 처리된다.

LOFAR 및 DEMON 스펙트럼 처리를 거쳐서 형성되어진 표적의 음향특징으로는 스펙트럼상에 존재하



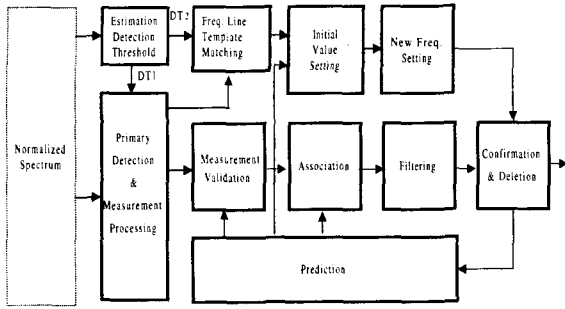
(그림 1) LOFAR 스펙트럼 처리 과정



(그림 2) DEMON 스펙트럼 처리 과정

는 토널(tonals)과 스펙트럼을 시간에 따라 연속적으로 나타낸 스펙트로그램상에 연속되는 프레임으로 형성되는 주파수선(frequency lines)이 있다. 스펙트럼마다 나타나는 이러한 특징들은 신호 크기, 대역폭, 토널 개수, 토널간의 상호 관계등의 다양한 특성을 가지고 있으므로, 표적을 판별하기 위해서는 이러한 특성을 분석하여 추출하여야 한다.

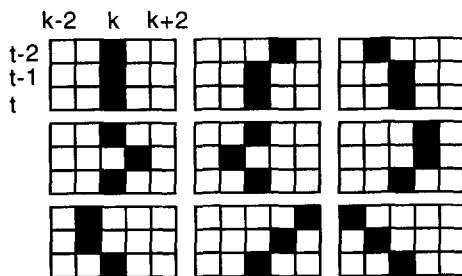
LOFAR, DEMON 스펙트로그램상에 형성되는 주파수선은 그 주파수선을 이루는 토널의 상태나 바다 주변잡음의 영향으로 불규칙하게 끊어져서 불연속하게 되고, 이때 임펄스성의 주변잡음 성분과 혼재하여 어느 토널이 계속 연속되는 지가 모호하게 되는 경우가 많기 때문에 신호 특성을 분석, 추출하기 위해서는 주파수선을 정밀하게 추적하여 주파수선의 연



(그림 3) 다중 주파수선 추적기 동작 과정

속성을 유지하는 것이 무엇보다 중요하다. 본 연구에서는 칼만형 필터를 이용하여 다중 주파수선 추적에 적합한 알고리즘을 구성하였으며, 주파수선 추적기의 동작 과정은 그림 3과 같다. 스펙트럼상에서 토널을 탐지하기 위해서 적정 크기의 신호탐지 준위(threshold) D_T 를 설정하는데 일률적으로 고정된 값을 적용하게 되면, 잡음이 영향이나 전달 특성에 의해 임계값보다 적은 크기의 토널은 실제 표적의 토널 신호라 하더라도 그 해당 프레임에서는 탐지되지 못하고 결국 주파수선을 불안정하게 만드는 요인이 된다. 따라서 그림 3에서와 같이 실제 신호의 잡음 영역에 대해 신호탐지 준위(D_{T1} , D_{T2})를 자동적으로 추정하여 토널 신호 탐지율을 높이도록 하였다.

D_{T1} 보다 높아서 1로 탐지되는 토널들과 D_{T2} 의 탐지 준위값과 연계하여 신호 주파수선을 이루는 토널 성분만을 효율적으로 탐지할 수 있도록 그림 4와



(그림 4) 주파수선 매칭 템플리트

같이 변형된 템플리트 매칭 기법을 적용하였으며, 산술식은 아래와 같이 정의된다.

$$E(t, k) = \begin{cases} 1, & \text{if } \left(\sum_{i=t-2}^{t+2} \sum_{j=k-2}^{k+2} S(i, j)R(i, j) = 3 \text{ and } \right. \\ & \left. \left(\sum_{i=t-2}^{t+2} \sum_{j=k-2}^{k+2} R(i, j)M(i, j) \right) / 3 \geq D_{T2} \right) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (1)$$

여기서 t 는 시간, k 는 주파수빈 번호, $S(i, j)$ 는 사전 탐지된 토널 신호 매트릭스, $R(i, j)$ 는 주파수선 템플리트 매트릭스, $M(i, j)$ 는 규준화 스펙트로그램 매트릭스를 나타낸다.

주파수선 매칭 템플리트 방법에 의하여 탐지된 토널들은 주파수선 추적에 확실한 초기값으로 기여하게 된다. 매 프레임마다 추적되는 주파수선에 대하여 LOFAR, DEMON 신호 데이터 분석을 수행하며 LOFAR 분석으로부터 추출되는 신호 성분은 다음과 같다.

- 1) 토널 개수, 중심주파수, 크기, 대역폭(광대역, 협대역), 군집성
- 2) 하모닉 기본 주파수, 주파수 간격
- 3) 비하모닉 주파수
- 4) 군집성 토널의 PSR 주파수

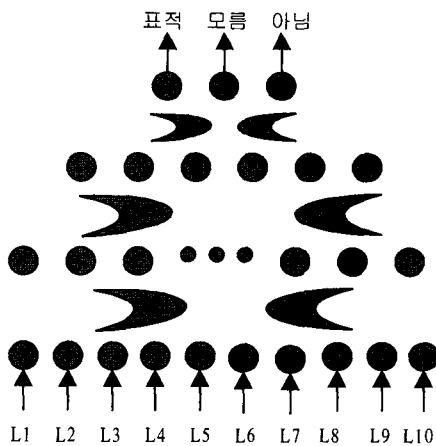
또한 DEMON 분석으로부터 추출되는 신호 성분은 다음과 같다.

- 1) 토널 개수, 중심주파수, 크기, 대역폭
- 2) 하모닉 기본 PSR 주파수
- 3) 하모닉 기본 BR 주파수

이상의 분석된 신호특징은 스펙트럼 처리별 자동 판별기의 입력패턴 구성 자료로 적용된다.

2.2. 스펙트럼 처리별 자동 판별기 구성

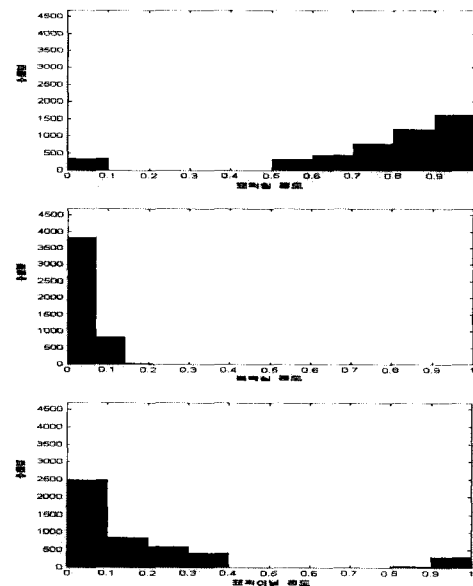
표적의 신호특징 분석이 스펙트럼 처리 방식에 따라 다르므로 자동 판별기 구성은 LOFAR, DEMON 스펙트럼 처리기별로 각각 구성하였다. LOFAR 자동 판별기는 LOFAR 분석에서 추출된 신호 특징 인자를 입력으로 하여 패턴 분류기로 널리 사용되고 있는 비선형 다층구조 신경회로망을 적용하였으며[5], 입력층 노드수는 10개, 은닉층1 노드수는 40개, 은닉층2 노드수는 20개, 출력층 노드수는 3개로 하였다. 판별기의 학습에 사용된 입력패턴의 수는 협대역/광대역/군집성 토널수, 하모닉/비하모닉 기본 주파수, PSR 기본주파수 간격 등에 따라 약 4560개 정도이며, 이들을 학습하기 위해서 한 개의 학습패턴에 대해 판별기의 출력노드들에 할당되는 희망 출력값은 각각 0과 1사이의 값이다. 모든 학습패턴들에 대해서 각각의 출력노드에 할당시킨 희망 출력값들의 분포는 그림 6과 같다. 그림에서 나타낸 바와 같이 LOFAR 판별기 학습에 사용된 입력패턴들에 대해서 표적일 정도의 분포는 대체로 0.5~1.0 사이에 약 95%, 그리고 불확실한 경우에 대한 분포는 0.0~0.15사이에 100%,



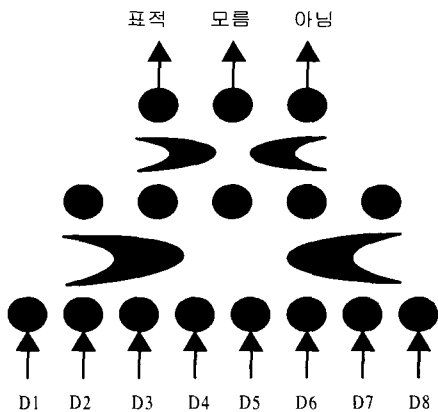
(그림 5) LOFAR 판별기 구조

또한 표적 아님인 경우에는 0.0~0.4사이에 약 95%가 분포되어 있음을 알 수 있다.

DEMON 자동 판별기는 DEMON 분석에서 추출된 신호 특징 인자를 입력으로 하여 LOFAR 판별기와 마찬가지로 비선형 다층구조 신경회로망을 적용하였으며, 입력층 노드수는 8개, 은닉층1 노드수는 10개, 은닉층2 노드수는 5개, 출력층 노드수는 3개로 하였다. 별기의 학습에 사용된 입력패턴의 수는 PSR/BR 토널수, PSR/BR 기본주파수 간격 등에 따라 약 160개 정도이며, 이들을 학습하기 위해서 한 개의 학습패턴에 대해 판별기의 출력노드들에 할당되는 희망 출력값은 각각 0과 1사이의 값이다. 모든 학습패턴들에 대해서 각각의 출력노드에 할당시킨 희망 출력값들의 분포는 그림 8과 같으며, 학습에 사용된 입력패턴들에 대해서 표적일 정도의 분포는 대체로 0.0~0.1 사이에 약 65%, 나머지 35%는 0.2~0.8 사이에 골고루 분포하며, 그리고 불확실한 경우에 대한 분포는

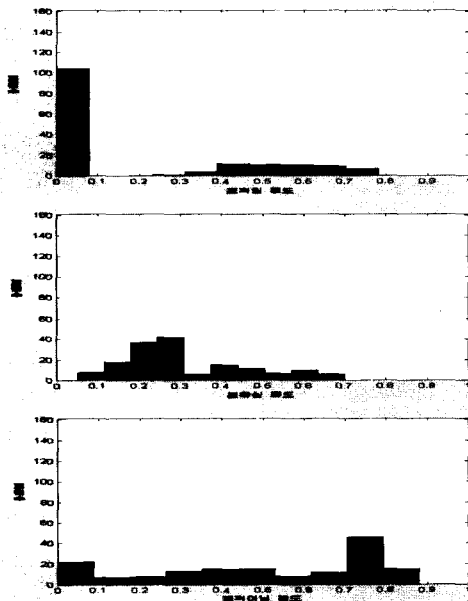


(그림 6) LOFAR 판별기의 학습패턴에 대한 출력노드들의 희망값 분포



(그림 7) DEMON 판별기 구조

0.0~0.3 사이에 60%, 0.3~0.7 사이에 약 40%가 분포하며, 또한 표적 아님인 경우에는 0.0~0.9사이에 넓게 분포하는 패턴들로 구성되어 있음을 알 수 있다. 즉, LOFAR 판별기 출력이 표적의 가능성 판별에 있어서 훨씬 지배적임을 알 수 있다.



(그림 8) DEMON 판별기의 학습패턴에 대한 출력노드들의 희망값 분포

2.3 판별기 출력 결합 및 가능성 추론

스펙트럼 처리별 판별기들은 동일한 입력신호에 대해 서로 다른 특별한 처리과정을 거쳐서 각기 다른 값을 출력하기 때문에 이들의 출력을 이용하여 표적을 판별하는 것은 오경보율을 높일 수 있으므로 논리적인 방법을 통해서 이들 판별기 출력을 결합할 필요가 있다.

스펙트럼 처리별 판별기들의 출력단에 있는 “표적”, “모름”, “표적아님”의 세가지 노드들의 출력은 각각 0에서 1사이 범위의 값을 가지기 때문에 이들 세 노드 출력을 단순 합으로 나타내면 0에서 3사이의 값을 가지게 되므로 이 값으로는 표적일 가능성을 확률적으로 추론할 수 없다. 따라서 개별 판별기의 출력값을 [0,1] 범위로 표준화할 필요가 있다. 개별 판별기 출력층의 “표적” 노드에서의 출력값을 T, “모름” 노드에서의 출력값을 P, 그리고 “표적아님” 노드에서의 출력값을 N이라 하면 각각의 표준화 값인 $m(T)$, $m(P)$, $m(N)$ 은 다음 식(2)로 구해진다.

$$\begin{aligned} m(T) &= T / (T + P + N) \\ m(P) &= P / (T + P + N) \\ m(N) &= N / (T + P + N) \end{aligned} \quad (2)$$

상기 식에서 표준화된 개별 판별기의 출력 결합은 증거추론 기법을 적용하였으며[5,6], 스펙트럼별 판별기 출력의 표준화 값들 $m(T)$, $m(P)$, $m(N)$ 에 대해 필요지원(necessary support) S_n 과 가능지원(possible support) S_p 는 식(3)과 같은 관계를 가진다.

$$\begin{aligned} S_n &= m(T) \\ S_p - S_n &= m(P) \\ 1 - S_p &= m(N) \\ S_p &= m(T) + m(P) \end{aligned} \quad (3)$$

[표 1] LOFAR 판별기와 DEMON 판별기 출력 결합 논리

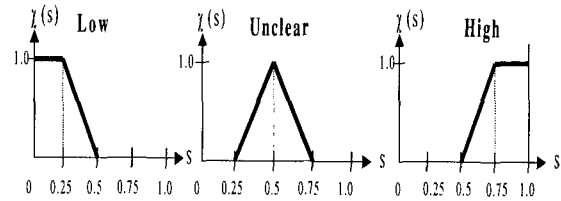
	DEMON		
LOFAR	$S_n(D)$	$S_p(D) - S_n(D)$	$1 - S_p(D)$
$S_n(L)$	M_{11}	M_{12}	M_{13}
$S_p(L) - S_n(L)$	M_{21}	M_{22}	M_{23}
$1 - S_p(L)$	M_{31}	M_{32}	M_{33}

LOFAR와 DEMON 출력에 대한 결합논리는 표 1과 같으며, 세로방향은 LOFAR 판별기의 지원값을 나타내며, $S_n(L)$, $S_p(L)$ 로 표시한다. 또한 가로 방향은 DEMON 판별기의 지원값을 나타내며, $S_n(D)$, $S_p(D)$ 로 표시한다. 그리고 결합 결과는 $S_n(LD)$, $S_p(LD)$ 로 표시한다. LOFAR와 DEMON 판별기 출력결합 결과로부터 식(4)에 의해서 지원쌍을 구한다. 지원쌍은 표적일 가능성을 나타내며 0에서 1사이의 값으로 수치적으로 표현한 것이다.

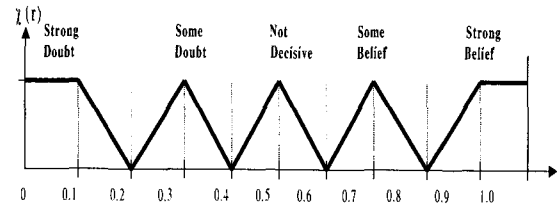
$$\begin{aligned} S_n(LD) &= (M_{11} + M_{12} + M_{21})/K \\ S_p(LD) - S_n(LD) &= M_{22}/K \\ 1 - S_p(LD) &= (M_{23} + M_{32} + M_{33})/K \end{aligned} \quad (4)$$

실제 지원쌍 값들이 0에 가까운 값을 가진다면 표적일 가능성은 매우 낮은 것이며, 0.5 근처의 값이면 표적일 수도 있고 아닐 수도 있는 불명확한 상태일 수 있으며, 1에 가까우면 표적일 가능성이 높은 것으로 볼 수 있다. 그러나 이것 또한 두 값 사이의 차가 넓거나 좁음에 따라 표적일 가능성의 확률도 달라질 수 있으므로 이들 지원쌍 값을 토대로 표적 가능성을 추론하는 과정이 필요하다.

표적 가능성 추론방법으로 퍼지이론을 적용하여 다음과 같이 퍼지 추론 시스템을 구성하였다. 지원쌍들의 각각은 독립적으로 퍼지 추론 시스템의 입력 변수가 되고, 이들 입력 변수는 값을 가짐과 동시에 그 범위에 따라서 표현이 다른 언어적 입력 변수가 되며, 이들을 구성 요소로 하는 기본 퍼지집합을 형



[그림 9] 입력변수에 대한 소속함수

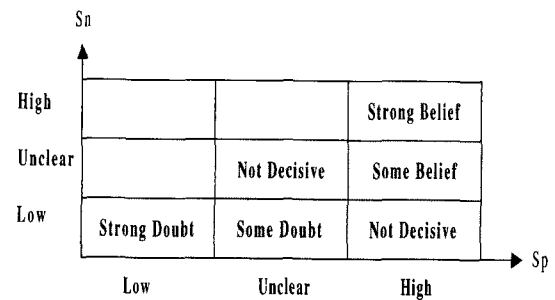


[그림 10] 출력변수에 대한 소속함수

성한다. 입력 변수에 대한 기본 퍼지집합은 “Low”, “Unclear”, “High”의 세 가지 언어적 요소로 구성되며, 그림 9와 같이 삼각형 소속함수를 사용하였다.

퍼지 추론의 결과는 그 결과에 대한 신뢰(belief) 및 의심(doubt)의 정도에 따라서 “Strong Doubt”, “Some Doubt”, “Not Decisive”, “Some Belief”, “Strong Belief”의 다섯 가지의 언어적 출력 변수가 형성되며, 그림 10과 같이 설정하였으며 출력 변수에 대한 기본 퍼지집합은 위의 다섯 가지 언어적 요소로 구성된다.

퍼지 입력변수에 대한 제어규칙을 결정하기 위한 입력공간 분할은 필요지원 S_n 과 가능지원 S_p 에 대해서 그림 11과 같이 퍼지 입력변수 3개씩에 대해

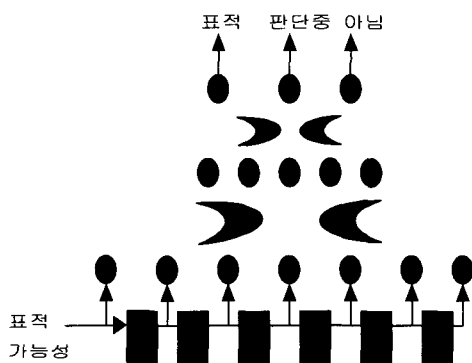


[그림 11] 입력공간의 분할

최대 9개의 소 영역들로 이루어지는 입력공간이 형성되는데, 6개의 영역만을 사용하여 각 영역에 대한 퍼지 규칙을 설정하였다. 퍼지 추론 결과 확정된 표적일 가능성은 0과 1사이의 값으로 출력된다.

2.4 최종 판별기 구성

표적 가능성 추론 과정을 통해서 출력되어지는 0에서 1사이의 추론 확률값은 표적소음을 수신하여 스펙트럼 처리로부터 표적 가능성 추론까지의 전체 과정을 한 프레임으로 할 때의 출력이므로, 실제에서는 시간이 진행되는 동안에 이와 같은 과정의 프레임이 시간에 따라 연속적으로 생성될 뿐만 아니라, 표적소음의 시간적 특성 변화가 발생하기 때문에 어느 한 프레임의 표적 가능성에 대한 출력이 표적에 가까운 높은 값이라 하더라도 이것만으로 표적임을 판별하는 것은 무리가 있다. 따라서 연속되는 표적 가능성 추론 결과값의 시간 변화 추이를 반영하기 위해서 Weibel[7]이 제안한 오류역전파 학습 방법의 다층퍼셉트론 구조에 그림 12와 같이 입력층에만 시간지연 개념을 도입한 시간지연 신경회로망(TDNN, time delay neural network)을 사용하여 최종 판별기를 구성하였다. 이것은 7 프레임의 연속 프레임 정보를



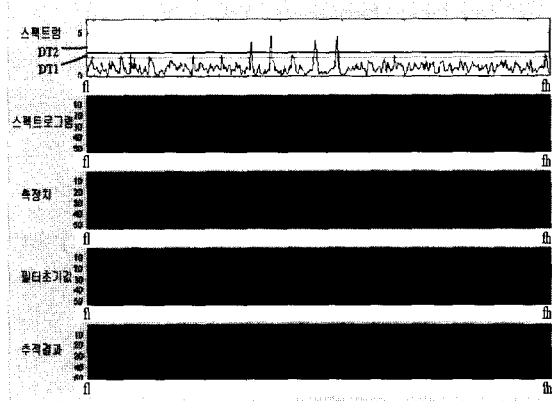
(그림 12) 최종 판별기 구조

순서적으로 시간 지연시키면서 입력을 인가하고, 시간이 지남에 따라 7 프레임 후에 최종 판별된다.

3. 실험 및 고찰

수중 하이드로폰 B&K-8101을 이용하여 far field 조건에서 수신된 표적의 방사소음 신호에 대하여 상기 제안된 수중물체 자동판별 기법 중의 주요 처리 과정을 그림 13에 나타내었다.

그림 13(a)에서 첫 번째 그림은 주파수 스펙트럼 결과 및 소음 규준화 처리를 거친 스펙트로그램을 나타내며, 두 번째는 자동적으로 설정되는 신호 탐지 준위 D_{T1} 이상 되는 주파수선의 측정치로서 신호 성분외에 잡음성분이 많이 포함되어 있다. 세 번째는 주파수선 템플릿 매칭 기법을 거쳐서 추적기의 필터 초기값으로 입력되는 신호 성분들로서 주변잡음이 거의 제거되고 있으나, 신호 주파수선이 부분적으로 불연속하게 나타나고 있다. 마지막 네 번째 그림은 최종 추적되는 주파수선으로서 연속적이며 효율적으로 신호 성분만을 추출할 수 있음을 보여 주고 있다. 그림 13(b)는 스펙트럼별 판별 결과를 나타낸 것으로 개별판별기 출력을 살펴보면, LOFAR 판별기에서는 전체 프레임에서 전반 프레임에서는 '표적아님'이 우세하게 나타났으나, 후반 프레임에서는 '표적'인 것으로 판별하였다. DEMON 판별기에서는 전체적으로 '모름'으로 나타났으며, 후반 프레임에서는 '표적아님'과 '표적'이 자주 나타났다. 그림 13(c)는 판별기의 결합 및 표적 가능성 추론결과를 나타낸 것으로 '표적일 가능성'이 높게 나타났으며, 그림 13(d)는 프레임에 따른 표적의 최종 판별결과를 나타낸 것으로 초기 프레임들에서는 '표적 판단중'에서 '표적'으로 명확하게 판별하고 있음을 나타내 보여주고 있다.



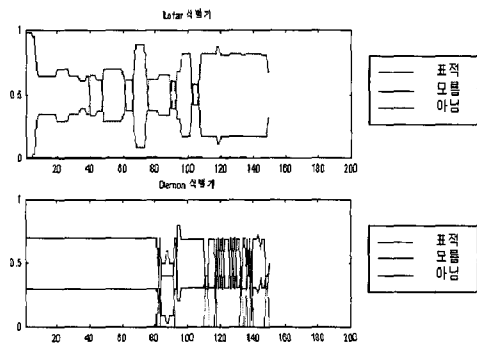
(a)

최종 판별 결과	
프레임	최종 판별 결과
15	표적 판단 중
16	표적 판단 중
17	표적 판단 중
18	표적 판단 중
19	표적 판단 중
20	표적 판단 중
21	표적 판단 중
22	표적 판단 중
23	표적 판단 중
24	표적 판단 중
25	표적 판단 중
26	표적 판단 중
27	표적 판단 중
28	표적 판단
29	표적 판단
30	표적 판단
31	표적 판단
32	표적 판단
33	표적 판단
34	표적 판단
35	표적 판단
36	표적 판단
37	표적 판단
38	표적 판단
39	표적 판단

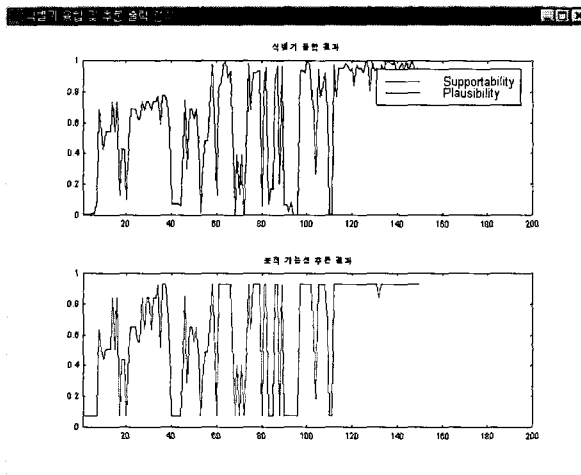
(d)

(그림 13) 표적 자동 판별 과정

- (a) 주파수선 추적
- (b) 스펙트럼별 판별
- (c) 표적 가능성 추론
- (d) 최종 판별



(b)



(c)

4. 결 론

본 연구에서는 수동소나에 입력되는 음향신호로부터 오경보율이 최소화를 반영한 실시간 수중물체 자동판별 알고리즘을 제안하였으며, 실환경에서 측정된 데이터 및 해상시험에 적용한 결과 해역 특성 및 계절에 관계없이 양호한 표적 판별결과를 확인할 수 있었다.

본 연구에서 제시한 수중물체 자동판별 기법의 스펙트럼 처리 및 데이터 분석, 자동 주파수선 추적과 신경회로망을 이용한 판별 기법 등은 수동소나 시스템의 관련 분야에 매우 유용하게 적용할 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

1. 전완수, "수중무기체계 연구 개발 발전 방향", 해상무기체계 발전 세미나(1A), pp. 61-76, 1996.
2. R.J. Urick, "Principles of Underwater Sound", McGraw-Hill, 1975.
3. PHILIP L. BOGLER, "Shafer Dempster Reasoning with Applications to Multisensor Target Identification Systems", IEEE trans. on Systems, Man, Ana and Cybernetics, vol.SMC-17, no.6, pp. 968-977, Nov. 1987.
4. Richard O. Nielsen, "Sonar Signal Processing", Artech House, 1991.
5. S. Edgar, "Artificial Neural Networks", IEEE Press, pp. 3-24, 1992.
6. W. J. Freeman, "The Physiology of Perception", Scientific American, pp. 78-85, Feb. 1991.
7. T. Kohonen, "Self-organized Formation of Topologically Correct Feature Maps", Biol. Cybern. 43, pp. 59-69, 1982.
8. A. Waibel, "Phoneme Recognition Using Time-Delay Neural Networks", IEEE trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing, vol.37, no.3, pp. 328-339, March 1989.