
신경망에 의한 미지의 다중 수중 이동물체의 판별 및 추적

河 錫 運*

Classification and Tracking of Unknown Multiple Underwater Moving Objects Using Neural Networks

Seok-Wun Ha*

요 약

본 연구에서는 수중에서 진행되는 물체에서 전달되는 방산신호의 주파수스펙트럼으로부터 추출되는 톤과 주파수선과 같은 협대역 특징을 이용하여 미지의 다중 수중 이동물체를 효율적으로 판별하고 추적하기 위한 알고리즘을 제시한다. 제안한 알고리즘은 계층 구조의 신경망으로 구성된다. 조향 방위각에 대한 광대역에너지와 방위별 협대역 에너지를 검출하여 미지의 수중이동물체의 출현 방위각을 추정하고 이를 토대로 물체를 추적하는 기존의 기법으로는 물체들이 서로 인접하거나 교차하는 경우에 추적에 실패할 가능성이 높다. 그러나 제안한 알고리즘을 사용하여 실제 신호를 포함하는 시뮬레이션 시나리오에 대해 물체 추적 실험을 행한 결과, 특히 인접하거나 교차하는 물체들의 추적에 성공적인 성능을 나타내었다.

Abstract

In this paper, we propose a multiple underwater object classification and tracking algorithm using the narrowband tonal and frequency line features extracted from the frequency spectrum of the acoustic signal. The general algorithm using the wideband and narrowband energy has a high tracking error when objects are close and cross each other. But the proposed algorithm shows a good tracking performance for the simulation scenarios generated by the real acoustic data.

Keyword : underwater object, object tracking, neural networks, tonal and frequency lines, frequency features.

* 경상대학교 컴퓨터학과

접수일자 : 1999년 4월 8일

I. 서론

수중에서 이동하는 물체를 추적하는 기존의 방법으로는 두 센서에서 얻은 광대역 신호의 상호상관관계를 이용하거나 특정방향으로 조준된 빔에서 추출된 신호의 광대역 에너지와 방위별 주파수 스펙트럼에서의 협대역 에너지를 이용하는 방법이 있다.[1,2,3] 이와 같은 광대역-협대역 에너지만을 이용하는 추적 방법은 특히 다중 물체들이 서로 교차하거나 일정 시간동안 인접할 때 추적에 실패할 가능성이 높아서 근본적으로 그 추적 성능이 제한될 수 있다. 따라서 이와 같은 경우에서도 효율적으로 가능한 추적 알고리즘의 개발이 필요하며, 이는 광대역 신호분석을 이용한 출현 방위각 추정과 동시에 협대역 신호분석으로 추출할 수 있는 토널과 주파수선 특징 정보를 융합하면 가능하게 된다.[3,5]

본 연구에서는 광대역-협대역 에너지를 근거로 추정된 방위로 집약된 빔형성기를 통해서 전달되는 협대역 신호를 분석하여 그 신호의 특징 정보를 추출하고, 이를 토대로 다중 표적 신호를 분류하고 추적하는 데 효율적인 성능을 발휘하는 알고리즘을 제안한다.

제안하는 알고리즘은 세 단계의 계층구조를 가진다. 첫 번째로는 추정 방위의 빔형성기로부터 전달되어온 협대역신호의 스펙트럼에서 배경잡음 성분을 제거하고 토널 성분을 추출하는 단계이고, 두 번째는 연속 프레임의 토널 성분으로 형성되는 주파수선 정보로부터 출현하는 독립된 표적들을 각각 다른 범주로 분류하는 단계이며, 세 번째로는 두 번째 단계의 분류 정보로부터 시간 연속 상에서 그 물체를 추적하는 단계이다. 이들 중에서 첫 번째 단계는 본 연구실에서 이전에 제안한 알고리즘을 이용한다.

제안한 알고리즘을 통해서 실제 다중 물체의 신호를 이용하여 실험한 결과, 물체들이 서로 다른 고유의 주파수 성분을 가진다면 물체들이 서로 인접하거나 서로 교차하는 경우에도 다중 표적을 판별하고 추적할 수 있으며, 기존의 광대역-협대역 에너지를 이용한 다중 표적 방위각 추정 기법에 물체의 고유한 협대역 토널 및 주파수선 정보를

융합시키면 다중의 수중이동 물체의 추적 성능을 향상시킬 수 있다.

II. 방위각 추정

일반적으로 수동형 소나시스템에서는 수중에서 이동하는 물체로부터 발생한 음향신호가 그림 1과 같이 N개의 등간격 선배열 센서에 도달할 때, 각 센서에서 측정된 신호에서 조향 방위각에 대한 지향성 빔을 형성하여 각 빔의 광대역 에너지를 검출하고, 이를 보간하여 침두치를 찾음으로써 물체의 출현 방위각을 추정한다.

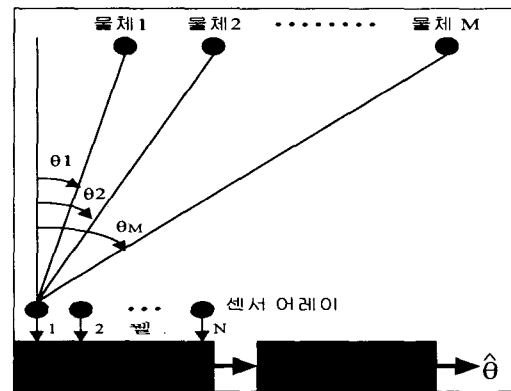


그림 1. 선배열 센서에 의한 방위각 추정
Fig. 1 Estimation of the azimuth by a line array sensor.

수중에서는 출현 물체들이 다중으로 존재할 수 있으며, 특히 이들이 서로 인접하여 진행되는 경우에는 이러한 광대역 방위각에 의한 추정 성능은 크게 저하된다. 따라서 추정된 광대역 방위각에 해당하는 빔의 주파수 스펙트럼을 분석하여 물체 고유의 주파수선을 추출하고, 추출한 주파수선의 에너지 게이트 내에 존재하는 협대역 신호의 방위각 에너지를 검출하는 협대역 방위각 추정 방법을 사용하면 인접한 물체들간의 구별 효능이 다소 증가될 수 있다.

위와 같은 광대역 및 협대역 방위각 추정은 물체들의 출현 방위를 추정하기 위한 방법이나, 출현 물체를 추적하기 위한 일반적인 방법으로도 사용

되고 있다.

그러나 물체들이 다중으로 존재하면서 특히 이들이 서로 교차하거나 매우 근접하여 진행하는 때에는 단순한 방위각 추정만으로는 추적에 실패할 가능성이 높다. 따라서 더욱 효율적인 추적을 위해서는 이들 물체들의 주파수 관련 특징들을 명확하게 추출하고, 이를 바탕으로 시간 진행에 따른 변화와 적응 특성을 고려하여 추적하는 알고리즘이 필요하다.

Ⅲ. 물체 판별 및 추적

본 연구에서는 방위별 출현 물체를 추적하기 위한 알고리즘을 제안하며, 이것은 그림 2에서와 같이 물체의 방사소음 특징추출을 위한 알고리즘과, 물체 판별 및 추적을 위한 알고리즘으로 구성되어 있으며, 그림 2에 블록도로 나타내었다.

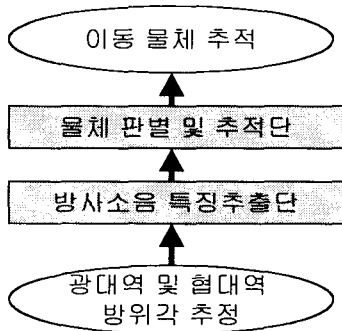


그림 2. 물체 추적 알고리즘의 블록도.
Fig. 2 Block diagram of the proposed object tracking algorithm.

1. 물체의 방사소음 특징추출 알고리즘

물체의 방사소음의 특징을 추출하기 위한 알고리즘은 신경망으로 구성하였으며[6,7,9], 신경망의 특성 중에서 입력 자극이 어떤 신호와 주변 잡음을 보유하고 있을 때, 뉴런 상호간의 흥분 및 억제 작용에 의해서, 신호에 대해서는 특징이 있는 것으로 반응하여 적절한 활성값을 출력하고, 잡음에 대해서는 특징이 없는 것으로 반응하는 특성과, 자신

의 출력을 반향 회로(feedback circuit)를 통해 회귀성 촉진(recurrent facilitation)을 일으켜서 자신의 반응을 계속 지속하려는 특성과, 그리고 그 크기가 미약하지만 연속적으로 가해지는 자극에 대해서는 공간적 및 시간적 가중(superposition)에 의해 그 활성을 성장시키는 세 가지 특성을 이용하여 토널 특징을 효율적으로 추출할 수 있도록 구성되어 있다.[10] 그림 3에 그 구조를 나타내었다.

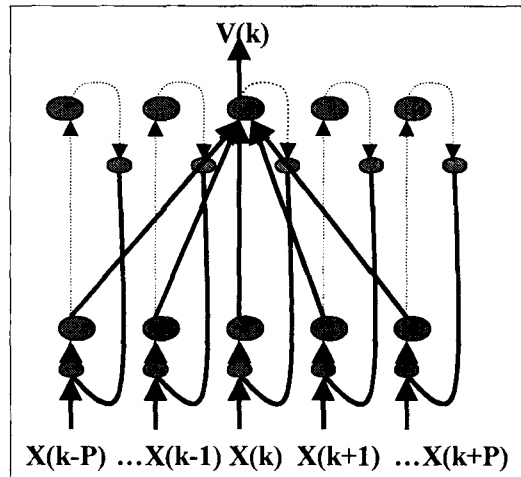


그림 3. 방사소음 특징추출 신경망의 구조.
Fig. 3 Structure of the feature extraction neural network.

그림 3의 특징 추출 신경망에서, 출력층 뉴런은 입력층에 있는 자신의 바로 전 뉴런으로부터는 그 뉴런의 자극을 그대로 흥분성으로 받아들이고 좌우의 주변 뉴런들로부터는 억제성 자극을 받고 있다. 즉 전자의 경우에는 시냅스 연결 세기가 +1, 후자의 경우 억제성 영향을 미치는 뉴런의 갯수를 P라하면 -1/P의 동일한 세기를 가지게 된다. 따라서 만약 평탄하거나 그 기울기가 일정한 배경 잡음 형태의 입력 자극에 대해서는 0의 반응을 나타낼 것이며, 그 위에 단일 신호가 돌출하여 나타난다면 그 배경은 사라지고 신호만 특징으로 추출되어질 것임을 직관적으로 알 수 있다.

또한 여기에 출력층 뉴런의 과거 활성 크기의 일부가 회귀성 촉진의 형태로 역전달되어지는 피드백 경로를 가지도록 구성되었다. 이와같은 구조

를 가질 경우, 매 프레임마다 출력 뉴런으로부터 전달되는 과거 출력의 역전달값이 현재 입력과 합하여져서 입력 뉴런에 자극으로 가해지는 과정이 반복적으로 수행된다면 신호는 점진적으로 성장하게 될 것이며, 임펄스형의 자극에 대해서는 일정 시간 동안 그 흥분 반응을 유지하려는 특성을 나타낼 것이다.

이와같이 신호가 연속적으로 자극되어지면 그 출력은 계속 성장해 가지만 개개의 뉴런은 자신에 대한 입력 자극과 출력 활성값을 처리 특성에 알맞게 제어하기 위한 전달 함수를 내포한다. 입력층의 뉴런들은 자신에게 입력되는 자극을 흥분성이든 억제성이든 그 크기에 관계없이 동일한 크기의 출력 활성값을 나타내도록 기울기 +1의 선형 전달 함수를 가지게 하였다. 또한 출력층의 뉴런은 입력 자극에 대해서는 0보다 큰 양의 자극에만 반응하여 활성되어지고, 입력 자극이 +1보다 클때는 포화되어 더 이상 큰 활성값을 출력시킬 수 없는 형태의 0과 1사이에 +1의 기울기를 가지는 램프형 전달 함수를 가지게 하였다.

그림 3에서 구성한 신경회로망의 처리 과정은 다음과 같다. 먼저 스펙트럼 상에서 임의의 주파수 샘플 k 를 중심으로 좌우 대칭이 되는 신경회로망의 입력 뉴런의 갯수와 같은 길이 $L(=2P+1)$ 의 국소창 R_k 를 형성한 다음,

$$R_k = \{ X_i(k-P), \dots, X_i(k), \dots, X_i(k+P) \} \dots (1)$$

출력단 뉴런들의 활성값 $V_i(k)$ 의 역전달 값과 현재 입력 $X_i(k)$ 를 합한 $Y_i(k)$ 를 형성하고,

$$Y_i(k) = X_i(k) + \alpha V_{i-1}(k), \quad V_0(k) = 0 \dots (2)$$

이것으로 주파수 샘플들에 1:1로 대응하는 신경회로망의 입력단 뉴런들에 인가한다. 여기서, α 는 역전달 정수이며, 범위는 $0 < \alpha < 1$ 를 가진다. 여기서는 실험 적정값 0.8로 하였다.

그리고나서 $Y_i(k)$ 에 시냅스 가중치를 가한 후에, 출력층의 중심 뉴런 k 에 대해 다음과 같이 순수합 $Net_i(k)$ 를 구하고,

$$Net_i(k) = \sum_{i \in R_k} w(i) Y_i(i)$$

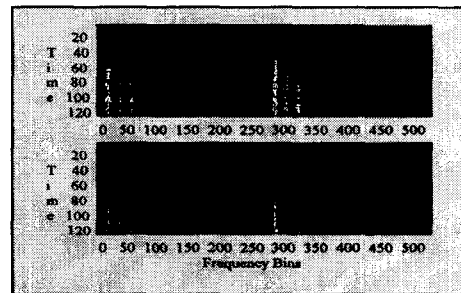
$$w(i) = \begin{cases} -1 & i \neq k \\ +1 & i = k \end{cases} \dots (3)$$

출력층 뉴런이 가지는 전달 함수의 특성에 따라 출력 활성값 $V_i(k)$ 를 구한다.

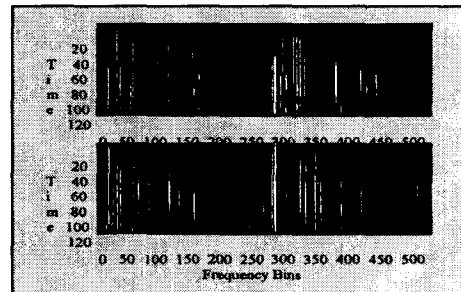
$$V_i(k) = \begin{cases} 1.0 & , \quad Net_i(k) \geq 1.0 \\ Net_i(k) & , \quad 0 < Net_i(k) < 1.0 \\ 0.0 & , \quad Net_i(k) \leq 0.0 \end{cases} \dots (4)$$

그리고 이 출력 활성값의 일부는 다음 프레임에서 회귀성 촉진으로 입력단에 역전달시킨다.

이상과 같은 처리 과정을 현재 프레임의 스펙트럼상에 존재하는 전체 샘플들에 대하여 동일하게 실행하고, 연속되는 프레임에 대해 계속하여 처리하면 토널이 추출되어지며, 극히 미세한 토널이라도 연속적으로 출현할 경우에는 지속적으로 촉진 성장하여 토널로 추출된다.



(a)



(b)

그림 4. 제안한 알고리즘의 토널추출 결과.
Fig. 4 Results of tonal extraction by the proposed algorithm.

위와 같은 토널추출 신경망의 특성을 알아보기 위하여 수중에서 진행하고 있는 실제 두 물체의 방사소음에 대해 토널추출 성능을 실험하였다. 두 물체의 방사소음의 주파수 특성을 가시화한 스펙트로그램에서 보면 거의 유사하게 나타나지만 제안한 알고리즘을 적용한 결과에서는 주파수 특성에 차이가 있음을 알 수 있다.

그림 4의 a)에는 두 물체의 방사소음 스펙트로그램을 나타내었으며, b)에는 제안한 알고리즘을 적용하여 토널특징을 추출한 후의 그래프를 나타내었다.

2. 물체 판별 및 추적

토널추출 알고리즘에 의해서 추출된 두 물체의 방사소음 특징은 각각의 물체를 구성하는 내연기관의 회전운동이나 왕복운동에 따른 발생신호의 주파수 특징을 반영하고 있어서 이들 물체를 구별할 수 있는 자료가 된다. 그리고 수중에서 진행하고 있는 여러 물체를 판별하고 추적하기 위해서는 한 프레임에서의 단순 정보 뿐만 아니라 시간 진행에 따른 연속 정보를 취급할 수 있어야 한다.

따라서 매 시간마다 일시적으로 분류함과 동시에 과거의 진행 정보를 내포하면서 일시적 판별을 행하기에 적합한 알고리즘이 요구되며, 본 연구에서는 Grossberg가 제안한 적응과 순간 판별 특성을 가지는 ART 모델[8]을 목적에 맞게 수정하여 사용하였으며, 그 구조는 그림 5와 같다.

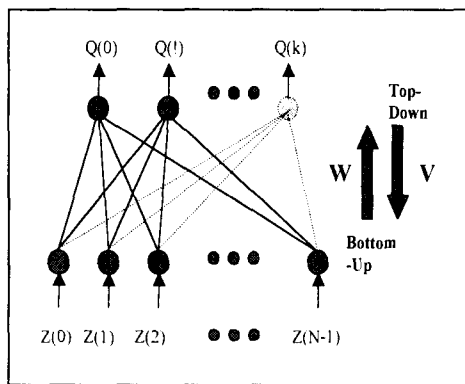


그림 5. 물체 일시 분류 신경망의 구조.

Fig. 5 Structure of the neural network for temporal classification of moving objects.

그림 5의 물체 일시분류 신경망은 입력층과 출력층의 2층 구조를 가지며, 이들 사이에는 두 가지 형태의 연결선으로 연결되어 있다. 입력층에서 출력층으로 연결되는 bottom-up 연결이 있으며, 이 연결선의 연결 세기는 입력되는 패턴과 곱하여져서 출력층의 뉴런에 인가된다.

그리고 출력층에서 입력층으로의 top-down 연결도 포함하고 있으며, 이는 출력층에서 선별되어진 신경노드에 연결되어 있는 이 top-down 연결선에 판별된 패턴을 장시간 기억하는 LTM(long-term memory)의 역할을 한다. bottom-up 연결선의 연결 세기는 모두 1로 설정되며, top-down 연결선의 연결 세기는 이동 물체의 토널 특징으로 형성되는 1과 0의 둘 중의 한 값으로 설정된다.

입력층의 뉴런 수는 스펙트럼의 전체 주파수빈수와 같다. 출력층의 뉴런 수는 출현하는 각기 다른 이동 물체의 수와 같도록 형성되어 지며, 처음부터 고정되어 있는 것이 아니라, 전혀 다른 이동 물체가 출현할 때마다 한 개씩 형성된다. 만약 어떤 이동 물체가 사라질 경우 그 해당하는 출력 뉴런은 다시 출현할 때까지 리셋되어 다른 이동 물체의 특징과 비교되는 과정에서 제외될 수도 있다.

제안한 이동 물체 일시 분류 신경회로망의 처리 과정은 다음과 같다.

1) 여기서는 실험을 단순화하기 위하여 앞절에서 제시한 두 가지의 주파수 특성이 유사한 이동 물체 T_A 와 T_B 가 출현하는 것으로 가정한다.

현재 프레임에 있어서 빔형성기 출력으로부터 먼저 선정되는 빔 방향에 대해, 이 방향으로 접근하는 물체 T_A 의 소음 특징인 토널을 토널 추출 신경망을 사용하여 추출한 결과를 토대로, 스펙트럼상의 전체 주파수빈 중에서 토널 추출 임계값 D_T 보다 큰 크기를 가지는 것을 토널 빈으로 선정하여 이것을 1로, 다른 주파수빈에 대해서는 0으로 설정한 다음,

$$Z(k) = \begin{cases} 1.0 & , \quad V(k) \geq D_T \\ 0.0 & , \quad V(k) \leq D_T \end{cases} \dots\dots\dots (5)$$

0과 1로 구성되는 물체 T_A 의 입력 패턴을 식 (6)과 같이 형성하고, 이것을 신경회로망의 입력층

뉴런에 인가한다.

$$P_A = \{Z_A(0), Z_A(1), \dots, Z_A(N-1)\} \dots (6)$$

2) 물체 T_A 의 토널 특징 패턴 P_A 가 입력되면 출력층에 이를 분류할 뉴런을 1개 형성하고, 이 뉴런과 입력층 뉴런들 사이의 연결 세기를 모두 1로 초기화한다.

$$\sum_{k=0}^{N-1} w_{ak} = 1 \dots (7)$$

여기서 a 는 첫번째 생성되는 출력층 뉴런의 기호이며, N 은 스펙트럼의 주파수빈 수 즉 입력층 뉴런의 수를 나타낸다.

3) 인가되어진 입력 패턴과 bottom-up 연결 세기를 곱하고,

$$v_{ka}(k) = w_{ak} * Z_A(k), \dots (8)$$

그 결과를 물체 T_A 의 특성 패턴으로 정하고, top-down 연결 세기로 설정하여, 이 특성 패턴을 최초의 출력 뉴런에 연결되는 LTM에 저장한다.

4) 현재 프레임에서 다음에 선정되는 빔 방향의 물체에 대해서도 물체 T_A 와 마찬가지로 입력 패턴 P_B 를 형성한다.

$$P_B = \{Z_B(0), Z_B(1), \dots, Z_B(N-1)\} \dots (9)$$

5) 이 입력 패턴 P_B 를 신경회로망에 인가하여 앞에서 먼저 선택되어 LTM에 저장되어 있는 물체 T_A 의 특성 패턴과 비교한다. 이때 비교는 토널에 대해서만 행해지며, 전체 스펙트럼 주파수빈에 대해서 동일한 주파수빈에 대해 둘 다 1을 가질 때를 계수한다.

$$count(k) = \begin{cases} 1, & X_B(k) = v_{ka} \\ 0, & X_B(k) \neq v_{ka} \end{cases} \dots (10)$$

$$N_{AB} = \sum_{k=0}^{N-1} count(k) \dots (11)$$

6) 이 계수된 값 N_{AB} 를 물체 T_A 의 패턴이 보유하는 1의 총 갯수와 비교하여 그 매칭 정도를 나타내는 m 을 계산하여 구한다.

$$N_A = \sum_{k=0}^{N-1} Z_A(k) \dots (12)$$

$$m = \frac{N_{AB}}{N_A} \dots (13)$$

7) 이 m 값이 패턴 분류를 위한 분류설정치 ρ 보다 낮은 $m < \rho$ 인 경우는 다른 물체로 분류하여 새로운 출력 뉴런을 형성하고, 그 뉴런에 연결된 LTM에 다음과 같은 물체 T_B 의 특성 패턴을 저장한다. ρ 는 $0 < \rho < 1$ 의 범위이며, ρ 의 값이 클수록 세밀하게 분류된다. 여기서는 ρ 의 값을 0.73으로 하였다.

$$v_{kb} = w_{bk} * Z_B(k), \dots (14)$$

만약 m 값이 설정치 ρ 보다 높은 $m > \rho$ 인 경우는 동일 물체로 분류하고, 이 입력된 물체의 특성 패턴과 비교하여 공통 패턴 즉 새로운 물체 T_A 의 특성 패턴을 형성하여 새로운 출력 뉴런을 형성하지 않고 첫번째 뉴런에 연결되어 있는 LTM에 재 저장된다.

$$v_{ka}' = v_{ka} * Z_B(k), \dots (15)$$

이와 같은 처리 과정을 거치면 매 프레임마다 각 방향의 출현 물체를 그 특징에 따라 일시적으로 분류하여 판별할 수 있게 되고, 시간에 따라 연속하여 입력되는 매 프레임마다 선정되는 빔 방향과 그 방향의 출현 물체에 대하여 지금까지와 동일한 과정으로 추적해 갈 수 있다.

이러한 처리 과정 중에 새로운 물체가 나타나면 그 방향에 대해 새로운 출력 뉴런을 형성하게 되고, 만약 출현하고 있던 물체가 중도에서부터 계속하여 출현하지 않을 경우는 그 해당 뉴런은 리셋시켜 매칭 과정에서 제외할 수도 있으며, 계속하여 더 연속되는 시기에 대하여 추적을 원할 경우는 그 분류노드를 계속 유지할 수도 있다.

IV. 물체 추적 시뮬레이션 및 결과

토널 추출단과 물체 일시 분류단을 통해서 매 프레임마다 출현 물체들을 분류하고, 물체 일시 분

류단의 출력노드의 결과를 시간에 따라 연속으로 그 시퀀스를 구성하여 나타내면 물체를 추적하는 결과를 나타낼 수 있다. 여기서 토널추출단의 국소창의 폭은 $P=5$ 로 하였다. 그리고 물체 일시 분류단의 입력노드의 수 N 은 주파수빈 수와 같이 512이며, 출력노드 수는 물체 수와 동일하게 2로 자동 생성되었다.

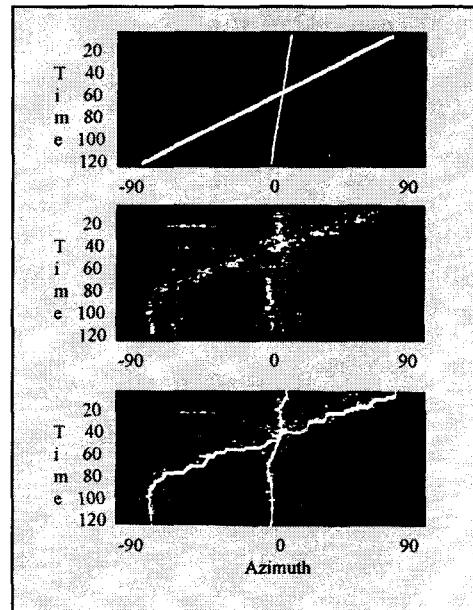
본 연구에서 제안한 물체 추적 알고리즘의 추적 성능을 평가하기 위하여 다음과 같은 두 가지수중 다중 이동물체 출현 시나리오를 구성하였다. 실험을 축소하여 두 가지 물체로 가정하며, 먼저 이들이 각각 다른 방위에서 출발하여 서로 교차하여 진행해 나가는 시나리오 1과, 마찬가지로 서로 다른 방향에서 출발하여 매우 근접한 후에 멀어져 나가는 시나리오 2를 고려하였다.

각각의 시나리오에 따르는 시뮬레이션 신호를 발생시킨 다음, 제안한 알고리즘으로 추적한 결과를 그림 6에 나타내었다. 그림 6에서 a)는 시나리오 1에 대한 추적 결과이며, b)는 시나리오 2에 대한 추적 결과이다.

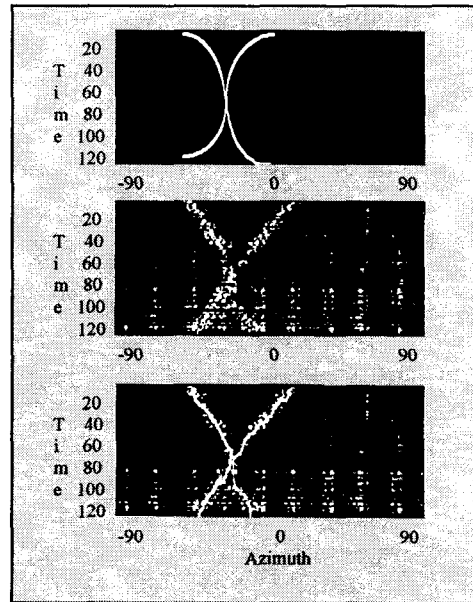
실제에서는 물체 추적 알고리즘의 출력 노드가 2개가 활성화되어, 두 가지의 물체가 진행하고 있음을 알 수 있으며, 이 때 매 프레임마다 추정된 방위각에 대해 두 가지 물체의 출현과 진행 방향이 비슷하여 교차하는 시점이나 근접하는 시점에서 두 물체를 명확히 판별하여 추적할 수 있음을 보여준다. 이것은 물체를 추적하는 과정에서 그 토널이 존재하지는 하지만, 그 크기가 토널 추출 임계값보다 약간 작거나 매우 미약한 경우에도 제안한 토널 추출 알고리즘에 의해서 그 탐지 효율이 향상되어 물체의 추적이 용이하게 행하여 진 결과이다.

V. 결 론

본 연구에서는 수중에서 이동하는 다중의 물체에 대해 추정되어지는 방위각에 대해, 그 방위각으로 조향된 빔형성기의 신호를 분석하여 그 출현 물체의 방사소음 특징을 추출하고, 이를 토대로 물체를 분류하고 추적하는 알고리즘을 제안하였으며, 이들 알고리즘은 신경망으로 구현되어졌다.



a)



b)

그림 6. 시나리오 1과 2에 대한 물체 추적 결과.

(a) 시나리오 1, (b) 시나리오 2.

Fig. 6. Results of object tracking to, a) scenario 1, (b) scenario 2.

시뮬레이션을 위해서 유사한 상황으로 구성된 두 가지의 시나리오에 대해 제안한 알고리즘을 사용하여 특징 추출과 분류 및 추적을 효율적으로 그리고 실시간으로 행할 수 있었다.

향후 제안한 알고리즘을 구성하는 파라메타들의 적정값 설정에 관한 연구와, 두 가지 이상의 다중 물체에 대한 실험, 그리고 방사소음이 수 프레임동안 단락되어지거나 극히 미약하여 토널 추출이 힘든 경우에 대해 제안한 알고리즘을 개선하는 연구가 필요하다.

참고문헌

[1] R. J. Urick, *Principles of Underwater Sound*, McGraw-Hill, New York, pp. 328-353, 1983.

[2] W. Knight, R. Pridham, and S. Kay, "Digital Signal Processing for Sonar", *proc. IEEE* 69, pp. 1451-1506, 1981.

[3] R. O. Nielson, *Sonar Signal Processing*, Artech House, Boston, pp. 143-185, 1991.

[4] C. P. Sheppard, C. R. Gent, and SD-Scicon Uk Limited, "A Neural Network Based Sonar Classification System", *Underwater Systems Design*, pp. 288-290, Nov./Dec. 1991.

[5] S. Kay and S. L. Marple, "Spectrum Analysis - A Modern Perspective", *Proc. IEEE* 69, pp. 1380-1419, 1981.

[6] D. Cong and H. Simon, "A Multi-Layer Neural Network Classifier for Radar Clutter", *Int. Joint Conf. on Neural Network*, Sandiego,

vol. 1, pp. 241-246, Jan. 1990.

[7] Seok Woon Ha, Sung Eun Lee, Ki Gon Nam, Tae Hoon Yoon, and Jae Chang Kim, "An Efficient Neural Network for Sonar Signal Processing", *Proceedings of JTC-CSCC'94*, vol II, pp. 775-779, July 1994.

[8] G. Carpenter and S. Grossberg, "The ART of Adaptive Pattern Recognition by A Self Organizing Neural Network", *IEEE Computer*, pp. 77-88, 1988.

[9] 하석운, 이성은, 남기곤, 윤태훈, 김재창, "신경회로망을 이용한 수중음향신호의 주파수선 특징 추출", *전자공학회지*, 제 34권 C편 제 1호, pp. 51-58, 1997년 1월.

[10] R. Eckert and D. Randall, *Animal Physiology*, 2nd ed., pp. 217-234, San Francisco, 1983.



하 석 운(Seok-Wun Ha)

1979년 2월 부산대학교 전자공학과 졸업(공학사)

1986년 2월 부산대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)

1995년 8월 부산대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)

1988년 3월~1993년 2월 창원기능대학 조교수

1993년 3월~1995년 7월 통영수산전문대학 조교수

1995년 8월~현재 경상대학교 컴퓨터과학과 조교수

* 관심분야 : 디지털신호처리, 신경회로망, 컴퓨터비전