

## 웨블레트고차통계량특징벡토르를 리용한 수중다목표식별방법

김경일, 리의환, 전봉필

목표식별은 스펙트르조종과 망관리, 신호탐지, 무선통신, 수중통신과 탐지 등 여러 응용분야에서 중요한 역할을 한다. 또한 백색 및 색가우스잡음속에서 수중목표를 식별하는 것은 수중음향학분야에서 가장 중요한 과제의 하나로 제기되고있다. 수중목표식별에 스펙트로그램상관과 시간-주파수분석, 숨은 마르코브모형, 인공신경망과 같은 여러가지 방법들이 리용되고있으며 여기서도 BP신경망에 의한 패턴인식방법이 많이 리용되고있다.[1, 2] 지난 시기에는 백색가우스잡음환경속에서 식별정확도를 높이기 위하여 음향신호의 통계량을 특징벡토르로 하는 BP신경망을 수중목표식별에 리용하였으나 비정상특성을 가지는 수중목표에서 복사된 신호들에서는 식별정확도가 낮은 결함을 가지고있다. 그러므로 음향신호의 통계량을 특징벡토르로 리용하는 고전적인 특징추출방법은 수중목표식별에 적합치 않다. 최근시기 고차통계량이 색가우스잡음을 억제하는 능력을 가지고있으며 웨블레트변환이 백색가우스잡음을 효과적으로 제거한다는 결과들이 발표되었다.[3-5]

우리는 잡음환경속에서 수중다목표식별정확도를 높이기 위하여 수중음향신호의 웨블레트결수들의 고차통계량을 특징벡토르로 리용하는 특징추출방법을 제기하고 고전적인 방법과 비교하여 BP신경망에 의한 수중목표식별의 성능을 평가하였다.

### 1. 웨블레트고차통계량을 리용한 특징추출방법

웨블레트변환은 수중음향신호와 같은 비정상신호의 백색가우스잡음제거에서 효과적인 수학적도구이다.

먼저 백색가우스잡음속에서도 효과적인 특징벡토르를 추출하기 위하여 수중음향신호의 웨블레트변환을 리용하여 근사화결수를 추출한다.

웨블레트변환결수는 다음과 같이 표시된다.

$$C(a, b) = \int_R s(t) \cdot \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1)$$

여기서  $a=2^j$ ,  $b=k2^j$  이며  $C(a, b)$  는 웨블레트변환결수,  $s(t)$  는 원천신호,  $\Psi$  는 웨블레트함수이다.

리산체제에서 근사화결수는 다음과 같다.

$$A_j = \sum_{k>J} C(j, k) \Psi_k \quad (2)$$

여기서  $C(j, k)$  는 웨블레트변환결수이며  $\Psi_k$  는 웨블레트저역통과여파기이다.

고차통계량은 수중음향신호와 같이 출력스펙트르를 모르는 색가우스잡음을 억제하는

능력을 가지고있는 통계량이다.

다음으로 출력스펙트르를 모르는 색가우스잡음을 억제하기 위하여 2, 4, 6차모멘트와 비대칭도, 첨도와 같은 고차통계량을 웨블레트결수들에 적용하여 특징벡토르를 추출한다.

일반적으로 띠염신호  $s$ 의  $p$ 차모멘트는 다음과 같다.

$$M_{pq} = E[s^{p-q} \cdot (s^*)^q] \quad (3)$$

여기서  $E(\cdot)$ 는 수학적기대값,  $*$ 은 복소공액연산자이다.

비대칭도와 첨도는 다음과 같다.

$$SK = \frac{E(s-\mu)^3}{\sigma^3} \quad (4)$$

$$KU = \frac{E(s-\mu)^4}{\sigma^4} \quad (5)$$

여기서  $\mu$ 는  $s$ 의 평균값,  $\sigma$ 는 표준편차이다.

수중목표신호를 웨블레트변환하고 근사화결수를 추출한 다음 이 웨블레트결수의 2, 4, 6차모멘트와 비대칭도, 첨도와 같은 5개의 고차통계량을 특징벡토르로 추출하였다. 추출한 특징벡토르는 다음과 같다.

$$SV = [M_{21}, M_{41}, M_{61}, SK, KU]^T \quad (6)$$

## 2. 수중다목표식별을 위한 BP신경망의 구성

수중다목표식별을 위한 신경망설계에서 신경망의 크기와 구조, 신경세포의 활성화함수, BP신경망의 학습알고리즘을 합리적으로 구성하는것은 잡음환경속에서 식별정확도를 높이고 식별성능을 개선하는데서 중요한 문제로 나선다.

### 1) 전달함수(활성화함수)선택

신경망이 강한 비선형성을 가지게 되는것은 연속이고 미분가능한 비선형전달함수를 신경세포의 응답특성으로 하는 중간층을 가지고있는데 있다. 전달함수에 따르는 신경망의 학습능력과 식별성능을 평가하기 위하여 똑같은 학습자료를 가지고 각이한 전달함수에 따르는 수렴속도(신경망의 학습에서 대역적극소점으로 수렴하는데 걸리는 평균반복학습회수)와 식별률을 고찰하였다. 실험결과 식별률을 높이기 위하여 logsig함수를 리용하였다.

### 2) 신경망의 구조선택

학습자료의 개수가 제한되어있는 현실조건을 고려하여볼 때 3층신경망이 4층신경망보다 더 합리적이며 중간층세포수가 입력층세포수와 출력층세포수의 적보다 적거나 많은 경우에는 식별성능이나 학습의 수렴성이 떨어진다.

이로부터 식별성능이 높으면서도 학습의 수렴속도가 빠른 BP신경망의 구조를 중간층 세포수가 입력층세포수와 출력층세포수의 적으로 결정되는 3층BP신경망으로 구성하였다.

### 3) 신경망의 학습알고리즘

BP신경망의 학습은 신경망에 학습자료가 제시될 때 신경망의 출력신호와 그것에 대응하는 훈련신호사이의 차이를 나타내는 오차정보를 리용하여 매개 결합무게와 턱값들을

조정해나가는 과정인데 바로 이러한 결합무계수정량과 턱값수정량을 구하는 알고리즘이 BP알고리즘이다.

주어진 문제에 대하여 어느 훈련알고리즘의 성능이 제일 좋은가를 미리 결정하기는 어렵다. 그러므로 수중목표식별을 진행하는데서 대역적수렴성과 수렴속도가 제일 좋은 훈련알고리즘을 찾기 위하여 이미 알려져있는 CGA, CGB, CGF, SCG, LM, RP, GDX, BFG, OSS 등 9개의 훈련알고리즘을 리용하여 신경망의 학습성능을 평가하는 실험들을 진행하였다.

실험결과 SCG알고리즘을 수중다목표를 식별하기 위한 학습알고리즘으로 선택하였다.

### 3. 모의실험결과와 분석

수중음향신호의 웨블레트결수의 2, 4, 6차모멘트와 비대칭도, 첨도와 같은 5개의 고차통계량을 특징벡토르로 하는 BP신경망을 리용한 30개의 수중다목표식별체계의 식별정확도를 웨블레트변환을 하지 않은 고차통계량을 특징으로 한 식별체계와 비교하여 모의실험을 진행하였다.

수중목표의 식별체계는 3층BP신경망이며 입력층수는 5개, 출력층수는 30개, 중간층수는 150개로 하였으며 전달함수는 logsig함수로, 훈련은 30개의 수중목표에 대하여 진행하였다. 그리고 목표식별률은 1000번의 반복실험을 진행하고 평균하여 결정하였다.

두가지 식별체계에서 SNR를 0~20dB로 변화시키면서 SNR에 따르는 목표식별률을 계산하여 식별정확도를 평가하였다.(표 1, 2)

표 1. 고차통계량을 특징벡토르로 하는 수중다목표식별체계의 식별률

SNR/dB	0	2	4	6	8	10	12	14	16	18	20
식별률/%	35.36	55.36	72.73	82.10	89.90	94.16	96.46	97.10	97.80	98.60	99.50

표 2. 웨블레트고차통계량을 특징벡토르로 하는 수중다목표식별체계의 식별률

SNR/dB	0	2	4	6	8	10	12	14	16	18	20
식별률/%	93.66	95.40	97.00	98.56	99.23	99.60	99.96	99.96	100.0	100.0	100.0

표 1, 2에서 보는바와 같이 웨블레트고차통계량을 특징벡토르로 하는 수중다목표식별체계의 식별률은 SNR=0dB의 높은 잡음환경속에서 90%이상, SNR=10dB의 낮은 잡음환경속에서 99%이상으로서 식별정확도가 높다. 그러나 고차통계량을 특징벡토르로 하는 수중다목표식별체계의 식별률은 SNR=0dB의 높은 잡음환경속에서 35%로서 낮으며 SNR=20dB 이상에서 식별률이 99%이다.

또한 수중목표식별률을 99%이상으로 보장하기 위한 장애안정성은 웨블레트고차통계량을 특징벡토르로 하는 수중다목표식별체계는 8dB, 고차통계량을 특징벡토르로 하는 수중다목표식별체계는 20dB이라는것을 알수 있다.

이와 같이 웨블레트고차통계량을 특징벡토르로 하는 수중다목표식별체계가 고차통계량을 특징벡토르로 하는 수중다목표식별체계에 비하여 장애안정성이 12dB 개선되었으며 잡음환경속에서 수중다목표식별정확도가 높다.

## 맺 는 말

수중음향신호의 웨블레트고차통계량을 특징벡토르로 하는 BP신경망에 의한 수중다목표식별방법을 제기하고 고전적인 방법과 비교하여 그것의 식별능력을 평가하였다. 모의실험결과 웨블레트고차통계량을 특징벡토르로 하는 수중다목표식별체계가 고차통계량을 특징벡토르로 하는 수중다목표식별체계에 비하여 장애안정성을 약 12dB 개선하였으며 잡음환경속에서 수중다목표식별정확도가 높다는것을 확증하였다.

## 참 고 문 헌

- [1] Daramola S. Adebayo et al.; International Journal of Innovative Research in Science, Engineering and Technology, 5, 2, 1621, 2016.
- [2] Z. Fahmi et al.; Ind. Fish. Res. J., 19, 1, 19, 2013.
- [3] Said E. El-Khamy et al.; International Journal of Communications, Network and System Sciences, 5, 520, 2012.
- [4] Ping He et al.; Procedia Engineering, 15, 464, 2011.
- [5] Xiang-Yang Zeng et al.; Defence Technology, 9, 115, 2013.

주체107(2018)년 3월 5일 원고접수

## Underwater Multi-Target Classification Method Using Wavelet Higher Order Statistics Feature Vector

*Kim Kyong Il, Ri Ui Hwan and Jon Pong Phil*

We proposed the underwater multi-target classification method based on BP-neuron network using wavelet higher order statistics feature vector of underwater acoustic signal, and evaluated its classification ability compared with the conventional method.

As a simulation result, the underwater multi-target classification method using wavelet higher order statistics feature vector improved as much as about 12dB the noise robustness than one of higher order statistics feature vector, and the underwater multi-target classification accuracy under noise environment is high.

Key words: wavelet higher order statistics, underwater multi-target, classification