

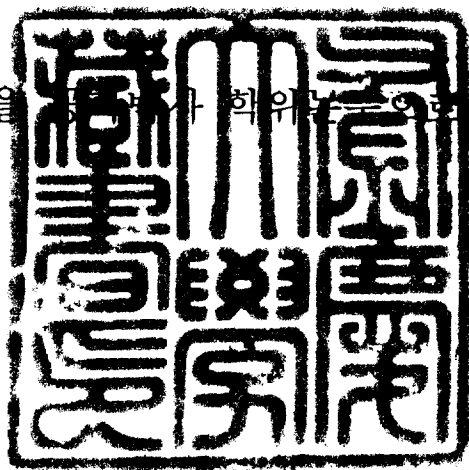
2005
8월

공학박사 학위논문

간섭음장에서 선박 방사소음 준위 및 Tonal 신호 추정기법

지도교수 윤 종 락

이 논문을 공학박사 학위논문으로 제출함



2005년 8월

부경대학교 대학원

음향진동공학과

이 필 호

本 論文을 李弼鎬의 「學博士
學位 論文으로 認准함

2005년 6월 일

주 심 공학박사 배 동 명 (인)

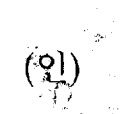
위 원 공학박사 양 보 석



위 원 공학박사 하 강 렬



위 원 공학박사 윤 종 락



위 원 공학박사 전 재 진



목 차

List of Figures	iii
List of Tables	viii
Acronyms	ix
Abstract	x
제 1 장 서 론	1
1.1 연구배경	1
1.2 선박 수중방사소음 연구동향	4
1.3 연구내용 및 구성	6
제 2 장 간섭음장에서 음원준위 추정기법	9
2.1 심해에서의 음원준위 추정	9
2.1.1 해면 반사파에 의한 전달손실 변이	9
2.1.2 음원준위 추정 및 수중청음기 배열방법	15
2.1.3 수조 실험 결과	19
2.1.4 심해환경에서 음원준위 추정 소결론	22
2.2 천해에서의 음원준위 추정	23
2.2.1 천해 음장의 반사파 간섭특성	23
2.2.2 음원준위 추정을 위한 통계적 모델	29
2.2.3 통계적 모델 모의실험 결과	31
제 3 장 신경회로망에 의한 Tonal 신호 추정기법	35
3.1 간섭음장에서 Tonal 강화	36

3.2 Tonal 성분 추출	44
3.2.1 차분 값에 의한 Tonal 주파수 인식	45
3.2.2. Tonal 판단 임계치 설정 및 추출	52
3.3 Tonal 신호 속력 종속성 분류 접근방법	59
3.3.1. Q-factor에 의한 분류방법	59
3.3.2 패턴 인식에 의한 분류방법	65
 제 4 장 실험 및 적용결과	78
4.1 음원 준위 추정 해상실험	78
4.1.1 해상실험 내용	78
4.1.2 스펙트로그램에서의 간섭무늬 형태	80
4.1.3 소음원 준위의 변동특성	85
4.2. 실제 선박신호의 Tonal 추정결과	89
4.3. Tonal 소음원 분류결과의 활용성	99
4.3.1 Tonal 신호의 발생기원과 특성	99
4.3.2 연구결과의 Tonal 신호분류에 적용방안	102
 제 5 장 결론 및 과제	106
5.1 간섭음장에서 소음원 준위 추정오차 감소방안	106
5.2 Tonal 성분의 자동인식 및 분류	107
5.3 향후 연구과제	108
 참고 문헌	109
 감사의 글	113

List of Figures

Fig. 1. Example of line spectrum and LOFAR gram for ship radiated noise	3
Fig. 2. Schematic diagram of measurement and analysis for a ship underwater radiated noise	6
Fig. 3. Schematic diagram of source and hydrophone array in deep water range	9
Fig. 4. Sound pressure variation as a function of depth and frequency($R = 200\text{m}$, $d = 3\text{m}$, $\mu = 1$)	11
Fig. 5. Conception of phase difference θ analysis using by geometry between source and receiver	13
Fig. 6. Depth and frequency dependancy of the transmission anomaly and the interference pattern($CPA = 200\text{m}$, $d = 3\text{m}$, $\mu = 1$) ·	14
Fig. 7. Dependancy of transmission anomaly on depth, hydrophone numbers and array spacing ($R = 200\text{m}$, $d = 3\text{m}$, $\mu = 1$)	16
Fig. 8. Bias error and standard deviation characteristics with respect to the number of hydrophones.(array length : 120m, $R = 200\text{m}$, $d = 2\text{m}$, $\mu = 1$, $f = 500, 100\text{Hz}$)	18
Fig. 9. Water tank test setup to verify the hydrophone array criteria and the source level estimation method	20
Fig. 10. Sound pressure variation of single hydrophone as a function of depth	21
Fig. 11. Transmission anomaly characteristics of 1-hydrophone and 3-hydrophone($d = 5\text{m}$, $R = 30\text{cm}$, $f_C = 45\text{kHz}$, $BW = 100\text{Hz}$)	21
Fig. 12. Schematic diagram of the radiated noise measurement in shallow water range	23

Fig. 13. Acoustic field analysis at shallow water waveguide environment by normal mode theory.	26
Fig. 14. Continual lines of constructive interference at ideal waveguide environment	28
Fig. 15. Probability density function of the normalized acoustic intensity in case of acoustic impedance 1.1	33
Fig. 16. Probability density function of the normalized acoustic intensity in case of acoustic impedance 1.8	34
Fig. 17. Single layer neural network for enhancement of tonal component	37
Fig. 18. Results of tonal enhancement by neural network for Case 1	40
Fig. 19. Results of tonal enhancement by neural network for Case 2	41
Fig. 20. Results of tonal enhancement by neural network for Case 3	42
Fig. 21. Results of tonal enhancement by neural network for Case 4	43
Fig. 22. CPA Spectrum and LOFAR gram of ship radiated noise	44
Fig. 23. Peak detection method of tonal by differential value	46
Fig. 24. Neural network configuration for peak detection of tonal ...	47
Fig. 25. Examples of network output with positive or negative value	48
Fig. 26. Trans-function graph of network output	49
Fig. 27. Simulation signals to verify of tonal cognition, extraction and classification with Gaussian noise ratio	50

Fig. 28. Comparing spectrograms between simulation signal(upper) and extraction signal(lower) by differential value method	51
Fig. 29. Results of tonal(frequency line) detection exceeding a threshold $\beta = 0.5$	54
Fig. 30. Example of tonal extraction after enhancement and peak detection for real ship signal	55
Fig. 31. Tonal extraction exceeding threshold($\beta = 0.5$) with frame step	57
Fig. 32. Amplitude versus frequency for the resonant circuit	60
Fig. 33. Gaussian distribution of 20Hz divergence	62
Fig. 34. Variation of amplitude(f_0) and bandwidth(B) according to signal pattern	62
Fig. 35. Results of tonal property classification applied by Q-factor. ('x' : uniform frequency, 'o' : varying frequency)	64
Fig. 36. Neural network diagram for decision of speed dependant or not of the tonal	65
Fig. 37. Neural network learning patterns for decision of speed dependant or not of the tonal	66
Fig. 38. Neural network learning patterns in case of frequency variation expand to 3~4Hz	67
Fig. 39. Deformation of input pattern in order to neural network learning	68
Fig. 40. Example of learning convergence time in neural network	69
Fig. 41. Classification examples of 3-type signal property by pattern learning of neural network	70
Fig. 42. Results of property classification for simulation signals by pattern learning of neural network	71

Fig. 43. Classification examples for real ship signal by pattern learning of neural network	73
Fig. 44. Frequency line intensity variation according to Gaussian noise and feedback value	76
Fig. 45. Spectrogram features in deep water measurement of Ship A(Exp. #1, 2)	81
Fig. 46. Spectrogram features in shallow water measurement of Ship A(Exp. #3, 4)	81
Fig. 47. The spectrogram of the Ship B measured in shallow and deep water(Exp. #5, 6)	82
Fig. 48. A variation of interference pattern with hydrophone depth	83
Fig. 49. Dependancy of frequency and range for spectrum level fluctuation in interference acoustic field at shallow water ..	84
Fig. 50. Source level variation of the Ship A with measurement condition	86
Fig. 51. A source level of the Ship B measured in shallow and deep water(Exp. #5, 6)	86
Fig. 52. Experiment result of ship radiated noise level variation with depth at deep water environment	88
Fig. 53. Classification result for real ship signal 1 applied by Q-factor and neural network	92
Fig. 54. Classification result for real ship signal 2 applied by Q-factor and neural network	94
Fig. 55. Classification result for real ship signal 3 applied by Q-factor and neural network	96
Fig. 56. Classification result for real ship signal 4 applied by Q-factor and neural network	98

Fig. 57. Noise components of speed dependent at a propulsion power train	99
Fig. 58. Example of spectrogram for speed dependant and independent components	101
Fig. 59. Conceptional drawing of tonal classification phase	102
Fig. 60. Example of power train diagram and noise generation components for a ship	103

List of Tables

Table 1. Statistical features of sound intensity in reverberation acoustic field(Rayleigh : Mean 3.62, SD 5.57)	32
Table 2. Example of signal processing of ship radiated noise for tonal enhancement	39
Table 3. Tonal classification accuracy according to Gaussian noise ratio and feedback value for simulation signal	75
Table 4. Experiments of ship radiated noise measurement	78
Table 5. Classification rates for ship signal 1 by Q-factor and neural network	92
Table 6. Classification rates for ship signal 2 by Q-factor and neural network	94
Table 7. Classification rates for ship signal 3 by Q-factor and neural network	96
Table 8. Classification rates for ship signal 4 by Q-factor and neural network	98
Table 9. A relationship of speed dependant tonal generated by power train(in case that mesh rate 2 known)	104

Acronyms

ASW	: Anti-submarine warfare
BB	: Broad band
BW	: Band width
CPA	: Closest point of approach
HD	: Hydrophone depth
LOFAR	: Low frequency analysis and recording
MR	: Mesh rate
NB	: Narrow band
NG	: Number of gear teeth
NN	: Neural network
SDC	: Speed dependent component
SIDC	: Speed independent component
S/N	: Signal to noise ratio

Source Level and Tonal Signature Estimations of Ship Radiated Noise in Interference Acoustic Field

Phil-Ho Lee

Department of Interdisciplinary Program of Acoustics and Vibration

Engineering, Graduate School, Pukyong National University

Abstract

The source level estimation and the tonal signature extraction for a ship radiated noise are important subjects in the field of ship design, machinery condition monitoring, military sonar operation, and acoustical information and ambient noise prediction. However, the received ship radiated noise level fluctuates by the acoustical boundary conditions in the ocean which gives an interference acoustic field. It induces errors in the source level estimation and tonal signal extraction from the measured data even in the same measurement situations. Therefore it is required that the measurement and estimation method for source level and tonal signature extraction be developed.

The ship radiated noise consists of broad band and tonal signal.

The first is generated in general by propeller or hydrodynamic noise source and its source level estimation is a main concern in the radiated noise measurement. However, the latter generated mainly by machinery noise source has two aspects of concerns such as its source level and tonal signature information. The tonal signature information is more important and treated as a classifying parameters in field of anti-submarine warfare. Since the tonal signature sources are caused by onboard several machinery systems which are operated at the same time, the various components of tonal signals appear in the complicated, very diverse and complex forms. Generally, the tonal signals are classified into two main components such as the speed dependent and independent components.

The first part of this study describes a quantitative analysis and reduction method for the source level estimation under the condition of spatio-temporal acoustical interference environment. The results include the arrangement criteria of the radiated noise measurement array elements, and the dependency of the accuracy of estimated source level on the number of elements in the deep water range. The source level accuracy in the shallow water environment is also derived based on the statistical model of the multiple reflection paths. The results are verified using the water tank experiment and the sea trial.

The second part of this study suggests the method that distinguishes automatically whether the origin of the tonal components is a speed

dependent or a independent components. This technique is based on automatic detection after strengthening of the tonal frequency line using the neural network in interfered signal. Also, the tonal signals are classified into speed dependence or not using two kinds of methods. These are the pattern learning technique of the neural network and Q-factor algorithm of the resonant circuit. In order to verify that the proposed method is useful, it is applied to the measured ship noise data. The result confirms that the origin of tonal signals are well classified and identified by the suggested methods, and the Q-factor method does more accurately classify the tonal property. The results in this study could be applied to evaluation of the noise source level and classifying of the mechanical origin for the ship noise sources.

제 1 장 서 론

1.1 연구배경

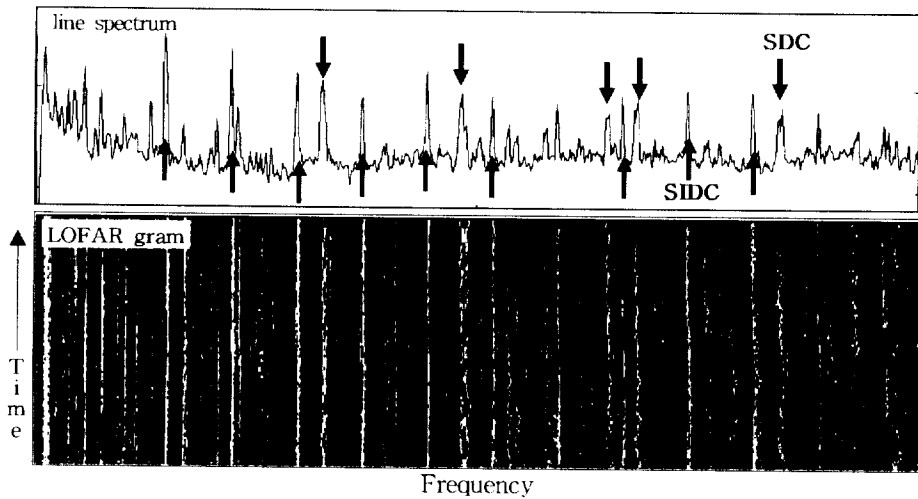
선박의 수중방사소음은 선박에 장착된 다양한 기계류나 추진기 혹은 선체와 유체간의 상호 작용으로 인하여 여러 형태의 특성신호로 나타나게 된다. 이러한 특성신호는 선박의 운용조건, 장비의 회전특성 및 내부 구조에 따라 스펙트럼 상에서 상이한 주파수로 확인되고 있다. 장비의 구조나 추진계통의 차이점은 선박의 고유한 음향특성을 형성하게 되어 군사적인 측면에서는 수중에서 수신한 음향 신호만으로 대상을 판별하는 수단으로 이용되고 있다. 또한, 선박의 Tonal성 방사소음은 대부분 내부의 기계적인 진동이 근원이 되고 있는 관계로 진동신호와 더불어 장비의 상태감시나 이상 진단측면에서도 중요한 요소가 되고 있다. 선박소음은 주로 군사적인 측면에서 보다 중요시되고 있으나 상업용 선박은 물론, 일반 산업측면에서도 소음을 줄이고 정숙한 설비를 갖추는 것은 중요한 문제로 인식되고 있다.

이 같은 배경에서 선박 수중방사소음의 측정은 소음의 크기 평가, 소음 발생기원의 진단 및 음향 식별징표 분석 등에 목적을 두고 이루어진다. 소음의 크기를 평가하는 음원준위 산출은 측정방법과 관련된 시스템적 문제 및 음파전달 과정의 환경적 문제로 인하여 정확성에 영향을 받게 된다. 또한, 선박 방사소음 신호로부터 발생기원을 진단하고 개개의 성분을 분리하는 과정은 선박내의 다중 신호원과 실제 신호의 가변 및 복잡성으로 인하여 주로 경험적 기반으로 수행되고 있는 실정이다. 음향 식별징표 분석은 소음의 특징적 요소를 DB화하고 수중에서 획득한 신호

와 비교하여 상호 식별문제를 다루고자 하는 분야로 연구 범위에는 포함하지 않았다.

본 연구는 첫째, 음원준위 산출의 정확성과 관련된 시스템적 환경적 문제로 인한 수중 음에너지의 변동현상에 대해 정량적인 해석과 대안제시의 필요성을 배경으로 하고 있다. 일반적으로 선박의 방사소음은 수중 음파전달의 이상 조건이 아닌 해수면이나 해저면과 같은 경계면이 존재하는 환경에서 측정이 이루어짐에 따라 경계면 반사파와 직진파간에 간섭현상이 발생하게 된다. 간섭현상은 수신된 신호의 증폭과 상쇄 현상을 주기적으로 발생시켜 주파수 선의 단속현상에 대한 원인이 될 뿐만 아니라, 소음 크기의 시공간적 변동에 주원인이 되고 있다. 결국, 간섭현상은 스펙트로그램에서 Tonal 신호 주파수선의 연속성에 영향을 주게 되며, 소음의 음원준위를 정량적으로 평가하는데 중요한 오차의 원인이 되고 있다. 이 같은 점을 고려하여 심해 및 천해 음향측정 환경에서 음원준위 추정오차에 대한 해석과 등방성 수신기 배열수에 따른 오차의 변동을 검토하였다.

두 번째로는 간섭음장 환경에서 수신한 선박소음에 대해 시계열 주파수 분석결과를 기반으로 기계류 신호원의 효율적인 분류와 진단방법을 제시하는데 목적을 두고 있다. 선박이 항해중일 경우에는 추진계통은 물론 여러 장비가 동시에 작동되기 때문에 장비별 고유의 기본 주파수 성분과 다수 조화성분이 출현함으로 인하여 그림 1과 같이 다수의 Tonal과 복잡한 주파수 선이 나타나게 된다. LOFAR 그래프에서 개개의 주파수 선들은 시간에 따라 주파수 변동이 나타나는 속력종속 성분(SDC)과 변화없이 일정한 주파수 특성을 보이는 비종속 성분(SIDC)으로 크게 구분된다. 이 두 성분은 신호의 발생 mechanism이 근본적으로 다른 동력전달계통(power train)과 보기류(auxiliary machine)로 구분된다.



(SDC : Speed Dependent Component, SIDC : Speed Independent Component)

그림 1. 선박 방사소음의 선 스펙트럼과 LOFAR 그램 예.

Fig. 1. Example of line spectrum and LOFAR gram for ship radiated noise.

그림에 예시한 바와 같이 다수 Tonal의 발생기원을 식별하기 위한 방법으로 가장 먼저 선행되어야 내용이 신호의 속력 종속성 여부 판단이다. 판단결과를 기반으로 회전기계류의 작동특성과 내부 구조에 기초하여 발생 가능한 진동/음향의 기본 주파수를 예측하거나 개개의 장비에 대한 음향특성을 평가한 후에 실제 선박이 기동 중에 나타나는 신호와 비교하여 분류해내는 방법이 있다. 물론, 이는 매우 적절한 방법이기기는 하나 개개의 신호에 대해 속력 종속성 여부를 판단하는 과정과 모든 신호의 발생기원을 진단하는 과정은 많은 시간소모와 집중력이 요구되고 있다. 본 연구에서는 Tonal 신호의 분류 및 진단과정을 효과적으로 수행하고자 간섭에 의한 신호의 단속현상을 제거하고 신경회로망 기법을 적용하여 속력 종속여부를 자동적으로 판단하는 기법에 대해 제안하였다.

1.2 선박 수중방사소음 연구동향

선박 방사소음의 수준은 소음 발생기구의 진동특성을 기반으로 전달 함수 산출 및 이론적인 해석이나 모형시험 등을 통하여 부분적인 추정 가능성이 있다 [1-4]. 그러나 이론적인 예측결과는 여전히 불완전하여 대부분은 실측 자료에 바탕을 두어 평가가 이루어지고 있다 [5,6]. 특히, 선박음향은 군사음향(military acoustic)의 ASW(Anti Submarine Warfare) 분야에서 주로 다루어지고 있어 제한적인 연구결과만이 공개되고 있다. 일부는 선박음향 측정을 위한 시험장(test range)의 주어진 환경조건에서 음장 해석결과나 환경영향성 분석 및 경험적 배경에 기초한 시스템 지향적인 연구결과 등이 보고되고 있다 [7-10].

실제, 선박소음 측정은 경계면 반사와 간섭을 최소화할 수 있는 수심 200m 이상의 심해환경에서 측정하는 방법을 선택하거나 지향성을 갖는 수신센서를 적용하고 있다. 등방성 청음기를 사용할 경우 환경적 영향에 의해 측정방법 및 주파수에 따라 측정오차가 0.1~6.4dB 가량 발생할 수 있음을 지적하고 있다 [8]. 일부 경우는 오차의 가능성이 큼에도 접근의 편의성 혹은 음향측정의 요구목적 등에 따라 천해환경에서 음향측정이 이루어지기도 한다. 일반적으로 복잡한 음장이나 다중경로에 의해 영향을 받는 천해 조건에서는 통계적인 접근법에 의해 해석되고 있다. 기존의 연구결과로 수심이 90~100m의 환경에서 중주파수 대역의 수신음압의 통계적 변동특성이 Rayleigh 분포를 이루나, 고주파수 신호는 해저면에 의한 산란음장의 평균음압이 불완전한 Rayleigh 특성을 보이는 것으로 연구된 바 있다 [11]. Dyer는 복반사와 산란에 의한 전달손실 변동량은 평균경로의 전달손실을 기준으로 약 5.6dB의 표준편차를 갖는 것으로 보고하고 있다 [12]. 또한, 해저면이 경사를 이루는 천해에서 광대역 단극 음원의

음원준위 추정에 대한 통계적인 모델을 통하여 수직으로 배열한 센서수의 함수로 바이어스 및 표준편차를 해석하기도 하였다 [13-15]. 이와 같은 연구결과는 대부분 간섭음장을 배경으로 특정한 환경과 센서 배치나 측정조건이 정해진 상태에서 음압의 변동과 오차해석에 관한 내용이다. 만일, 환경이나 조건을 변화시켰을 경우에는 다른 결과가 예상되어 본 논문에서는 심해 및 천해조건을 각각 별도의 관점에서 간섭음장의 음압변동과 오차범위를 검토하고 등방성 센서의 배열 수와 이들 신호를 조화 평균하였을 경우 오차의 변화특성을 분석 하였다 [16,17].

선박의 기계류 소음원을 자동적으로 분류하고자 한 연구내용은 거의 확인되고 있지 않다. 단지, 시간-주파수상에서 불안정한 특징을 보이는 Tonal 성분을 탐지(인식)하고자 하는 분야는 여러 연구들이 수행되어 왔다. 특히, 수동소나에 수신된 음향신호를 이용하여 표적의 탐지, 추적 및 식별목적으로 칼만 필터링 기법, 자기상관법, 영교차법 및 필터링에 의한 에너지 연산자 접근기법(energy operator approach) 등이 적용되고 있다 [18-21]. 또한, 음향표적의 탐지목적에 제한되기는 하지만 낮은 S/N비 환경에서 신경회로망을 이용한 Tonal의 주파수선 탐지에 대한 연구도 보고되고 있다 [22-25]. 그렇지만 간섭음장 환경조건의 근거리에서 측정한 선박 음향신호를 대상으로 개개의 Tonal 신호를 분류하는 기법은 대부분 ASW 분야에서 경험적 기술에 의존하고 있는 실정이다. 본 논문에서는 선박에서 발생한 Tonal 신호의 생성계통을 진단하고자 시간에 따른 주파수 변동성을 근거로 신경회로망을 적용하여 소음원 분류 방법을 제안하였다 [26-29].

1.3 연구내용 및 구성

본 논문에서는 선박 방사소음의 측정-분석-적용 과정에서 나타날 수 있는 오차 문제와 Tonal성 신호의 효율적 식별과 관련한 문제에 대해 연구하였다.

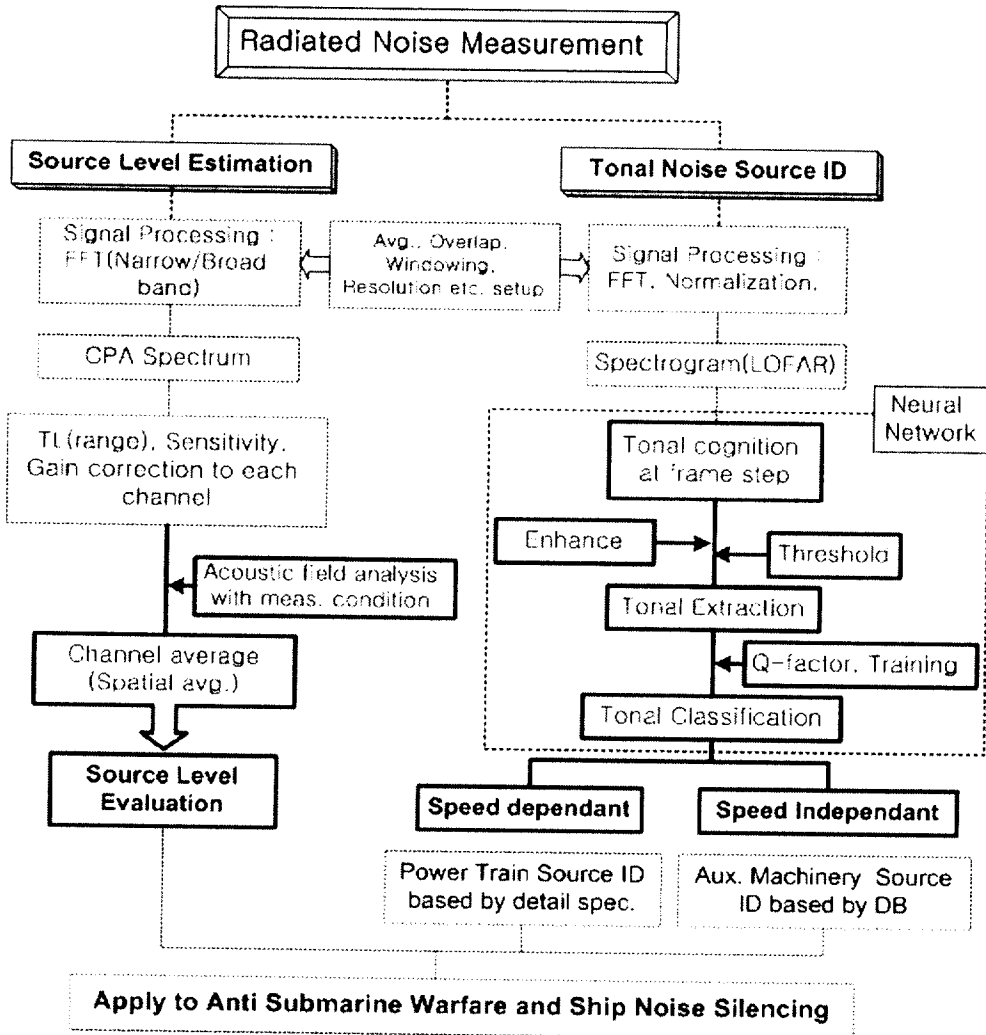


그림 2. 선박 수중방사소음의 측정 및 분석 흐름도.

Fig. 2. Schematic diagram of measurement and analysis for a ship underwater radiated noise.

그림 2는 선박소음 평가과정의 흐름도로, 음원준위 추정 과정과 Tonal 신호 식별과정으로 분류할 수 있다. 두 개의 흐름에서 신호처리 부분은 기존의 검증된 분석 Tool을 기반으로 하였으며, 본 논문은 간섭음장에서 음원준위의 정확한 추정 방법론과 자동적인 Tonal 신호인식, 추출 및 분류에 관련된 방법에 대해 다루었다. 그림에서 실선으로 굵게 표시한 영역이 연구범위이며, 선박의 제원이나 기계류의 DB가 요구되는 응용과정은 자료의 특수성으로 인해 개념적 범위에서만 검토하였다. 특히, 경계면 반사파가 존재하는 간섭음장 환경에서 음압의 시공간적 변동성과 복수 센서배치에 따른 바이어스 오차에 대한 정량적 해석을 통하여 음원준위 산출 정확도에 대해 검토하였다. 또한, 간섭현상으로 인해 Spectrogram 상에서 특성신호의 불연속 현상을 안정적으로 인식할 수 있는 강화기법 적용과 신경회로망에 의한 신호 주파수 안정성 판단을 기반으로 소음원 분류/진단에 대해 고찰하였다.

이와 관련 제 2장에서는 음원이 수면상 혹은 수면에 근접한 수상선박을 가정하여 해수면 반사파만이 존재하는 심해에서의 간섭특성을 해석하였으며, 수신기 배열기준과 대역 음원준위 추정치의 오차범위를 분석하였다. 또한, 동일한 음원 조건에서 해저면 반사파가 추가된 천해환경의 복반사 음장환경을 완전 잔향음장의 통계모델과 비교하고, 통계모델에 의한 대역 음원준위 추정치의 오차범위를 제시하였다. 아울러 동일한 선박을 대상으로 제안된 기법을 적용하여 천해 및 심해에서 실측한 선박 방사소음 산출 값을 비교하여 변동 특성을 검토하였다.

제 3장에서는 여러 형태의 Tonal 신호로 나타나는 선박 수중방사소음 원인을 효율적으로 분류하기 위해 신경회로망 [30,31]을 적용하였다. 먼저 간섭환경에서 불연속적으로 나타나는 Tonal에 대해 안정화 기법을 적

용한 후 임계치를 초과하는 신호를 자동으로 선정하였다. 추출된 신호의 발생기원이 속력 종속/비종속 여부를 Q-factor [32] 및 패턴인식 기법을 이용하여 자동으로 판별하는 알고리즘을 제안하였다. 또한, 수치 시뮬레이션 및 실제 수중에서 측정된 선박소음에 적용하여 제안된 알고리즘의 유용성 여부에 대한 검토와 향후, 실용화를 위한 적용 가능성을 분석하여 기술하였다.

제 4장에서는 2, 3장의 연구내용을 실제 해상에서 측정한 선박소음에 적용하여 연구결과에 대한 검증과 유효성을 평가하였다. 검증에 사용된 선박소음은 4척의 선박을 대상으로 심해조건과 천해조건에서 8회 측정한 자료를 활용하여 비교 검토하였다. 또한, 본 연구 결과를 이용하여 실제 선박 방사소음 평가분야에 적용 가능성에 대해서 검토한 내용을 기술하였다.

제 5장에서는 본 연구결과를 통해 얻은 결론 및 향후 연구과제를 제시하였다.

제 2 장 간섭음장에서 음원준위 추정기법

2.1 심해에서의 음원준위 추정

2.1.1 해면 반사파에 의한 전달손실 변이

수상 선박의 음원은 해면상에 있거나 해면에 근접한 수심에 위치하게 된다. 심해에서 측정하게 될 경우 해저면에 반사된 음파는 직접파나 해면 반사파에 비해 상대적으로 긴 경로를 갖게 되어 해저면 반사파는 무시할 수 있다. 그림 3에 보인 바와 같이 음원이 수심 d 의 깊이에 위치하고 수중 청음기의 수심이 $H_1, H_2, \dots$ 에 위치한다면 수신기에 도달하는 음선은 직접파와 해면 반사파로 구성된다. 따라서 i 번째 수중 청음기에 수신되는 음압은 식(1)로 주어진다 [33].

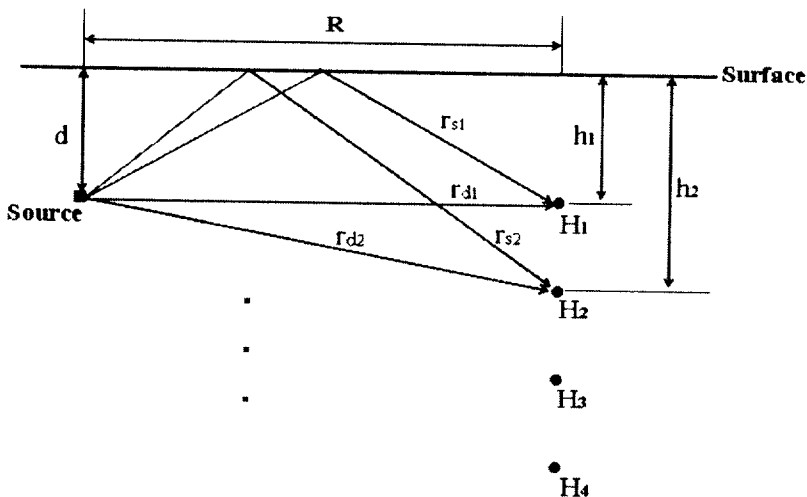


그림 3. 심해에서의 음원 및 수중청음기 배열 모식도.

Fig. 3. Schematic diagram of source and hydrophone array in deep water range.

$$\begin{aligned}
p_i &= \frac{A}{r_{di}} e^{j(\omega t - kr_{di})} - \frac{\mu A}{r_{si}} e^{j(\omega t - kr_{si})} \\
&= A \left(\frac{e^{-jkr_{di}}}{r_{di}} - \frac{\mu e^{-jkr_{si}}}{r_{si}} \right) e^{j\omega t} = A\Phi_i e^{j\omega t} = P_i e^{j\omega t}
\end{aligned} \tag{1}$$

여기서 A : 소음원의 1m 위치에서 기준 음압

r_{di} : i 번째 수중 청음기의 직접파 경로

r_{si} : i 번째 수중 청음기의 해면반사파 경로

μ : 해면의 음압 반사계수

Φ_i : 경로차에 의한 복소 음압 변화량

P_i : i 번째 수중 청음기의 복소 음압

식 (1)로 부터 음압은 다음과 같이 표기할 수 있다.

$$P = |p_i| = A \sqrt{\left(\frac{1}{r_{di}}\right)^2 + \left(\frac{\mu}{r_{si}}\right)^2 - \frac{2\mu}{r_{di}r_{si}} \cos\theta} \tag{2}$$

여기서, $\theta = k(r_{di} - r_{si})$ 는 직접파와 해면 반사파와의 위상차이고,

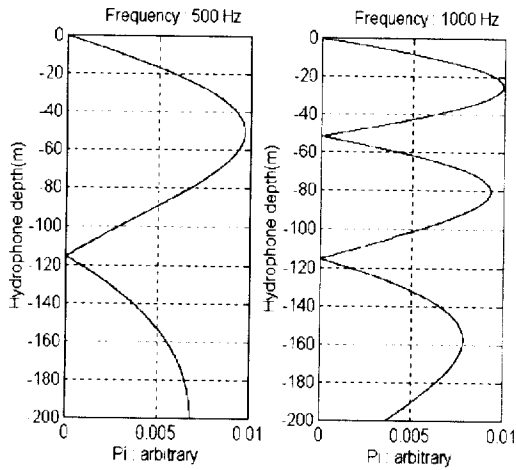
$$r_{di} = \sqrt{R^2 + (d - h_i)^2},$$

$$r_{si} = \sqrt{R^2 + (d + h_i)^2},$$

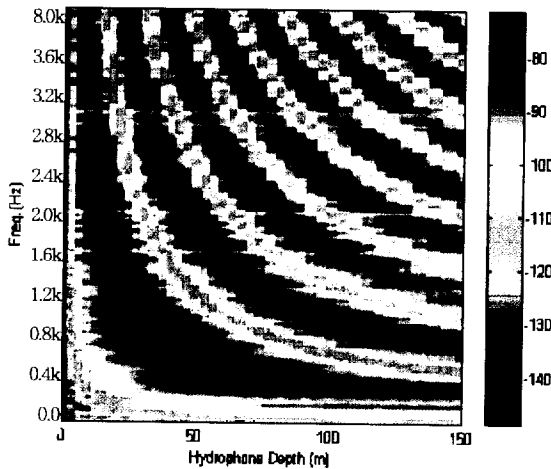
$$\theta = \frac{2\pi f}{c} (\sqrt{R^2 + (d - h_i)^2} - \sqrt{R^2 + (d + h_i)^2})$$

각 수신기에서 측정되는 음압은 소음원과 수신기간 수평거리 R , 수신기 및 소음원 깊이 d , 소음원 주파수 f 의 함수로 주어진다. 따라서 동일한 기준 음압을 갖는 경우에도 주파수에 따라 다른 θ 인자에 의해 측정되는

음압은 달라진다. 그림 4는 $R = 200\text{m}$, $d = 3\text{m}$, $\mu = 1$ 인 경우 수신기의 깊이에 따른 음압의 주파수별 변화와 백색잡음 소음원인 경우의 주파수별 음압변동 특성이다. 그림 4에서 보는 바와 같이 수심에 따라 음압은 심한 변동현상을 보이고 있으며, 주파수에 따라서도 변하고 있다.



(a) $f=500\text{Hz}$, 1000Hz



(b) $f = 0 \sim 8\text{kHz}$

그림 4. 청음기 깊이와 주파수에 따른 음압 변동 특성.

Fig. 4. Sound pressure variation as a function of depth and frequency ($R = 200$, $d = 3\text{m}$, $\mu = 1$).

결과적으로 동일한 기준 음압을 갖는 경우에도 수신기 깊이나 주파수에 따라 서로 다른 크기의 음압으로 측정된다.

수신 음압으로부터 추정되는 음원준위 SL 은 직접파 수신음압에 전달손실을 보상하여 구해져야 하므로 음원준위 추정치 SL' 은 식(3)과 같이 표현된다.

$$SL' = SL + (TL - TL_{di}) = SL + \Delta_i \quad (3)$$

여기서 $SL = 20\log A$,

$$TL = 10\log\left(\frac{1}{r_{di}^2} + \frac{\mu}{r_{si}^2} - 2\frac{\mu \cos\theta}{r_{di}r_{si}}\right),$$

$$TL_{di} = 10\log\frac{1}{r_{di}^2}$$

식(3)으로부터 해면 반사파가 있는 경우의 전달손실 TL 과 직접파의 전달손실 TL_{di} 와의 차이인 Δ_i 는 전달손실 변이이며 음원준위 추정치의 바이어스 오차가 된다. 그림 6(a)는 Δ_i 의 주파수별 수신기 깊이에 따른 변화특성이다. 식(3)으로부터 측정치에 직접파만의 전달손실을 보정한다면 수신기의 깊이에 따라 $-\infty \sim 6\text{dB}$ 의 범위에서 실제 음원준위와 다르게 추정될 것이다. 또한, 특정 수심에 대한 예로서, 만일 50m 위치에 수신기가 있는 경우 500Hz의 경우에는 6dB 높게 음원준위가 추정되나 1kHz의 경우는 약 40dB 낮게 추정될 것이다. 실제 측정과정에서는 CPA(closest point of approach)를 기준으로 선박음원이 직선 기동하므로 수평거리 R 이 변함에 따라 직접파와 반사파의 경로차가 연속 변하는 현상이 발생한다. 이를 연속적으로 시간에 따라 도시할 경우 수심에 따른 변

화특성과 유사한 형태의 음압변동 현상으로 나타나게 되며, 그림 6(b)와 같이 잘 알려진 Bath tube형 간섭패턴을 형성하게 된다. Bath tube형 간섭패턴의 형상은 식(2)의 직접파와 반사파와의 위상차 θ 의 해석으로부터 이해할 수 있다. 그림 5와 같이 직선 기동중인 선박음원의 CPA 거리를 R_C , CPA로부터 기동중인 선박까지의 거리를 R_M 이라 하면,

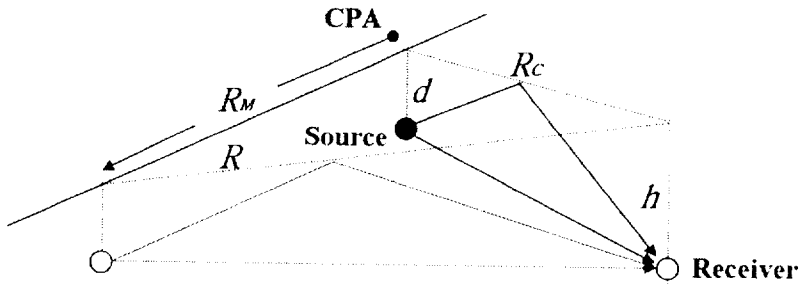


그림 5. 음원과 수신기간 기하학적 위치에 의한 위상차 θ 해석 개념.

Fig. 5. Conception of phase difference θ analysis using by geometry between source and receiver.

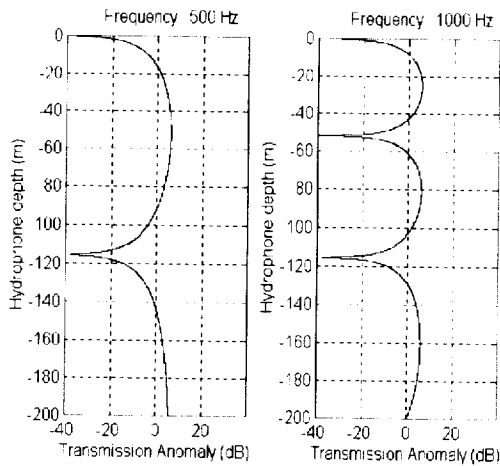
$$\theta = \frac{2\pi f}{c} \left(\sqrt{R_C^2 + R_M^2 + (d-h)^2} - \sqrt{R_C^2 + R_M^2 + (d+h)^2} \right) \quad (4)$$

$$\simeq \frac{2\pi f}{c} \left(2dh / \sqrt{R_C^2 + R_M^2} \right), \quad (R_C^2 + R_M^2) \gg d \text{ and } h$$

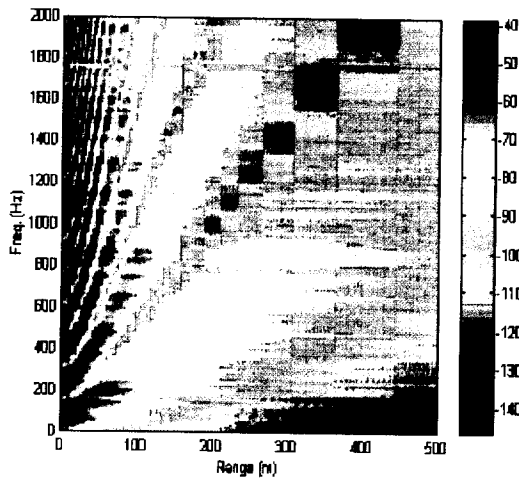
따라서 식(4)에서 2π 의 정수배가 되는 경우 수신음압은 0이 된다. 즉 선박음원이 광대역 특성인 경우, 다음의 주파수에서 음압은 0이 된다.

$$f_B = \frac{c \sqrt{R_C^2 + R_M^2}}{2dh} B, \quad B = 1, 2, \dots \quad (5)$$

식(5)의 각각의 B 값에 대해 이동 거리 R_M (시간×속도)에 대한 주파수는 그림 6(b)에서 보이는 쌍곡선으로 주어진다(쌍곡선의 반쪽만 표시). Bath tube형 간섭패턴은 선박음원의 깊이 d 의 함수이므로 나머지 변수나 조건을 알 수 있다면 광대역 프로펠러 음원에 대한 깊이(d) 추정도 가능하다.



(a) Transmission anomaly



(b) Bath tube interference

그림 6. 청음기 깊이와 거리에 따른 전달손실 변이 및 간섭특성.

Fig. 6. Depth and frequency dependancy of the transmission anomaly and the interference pattern(CPA = 200m, $d = 3$ m, $\mu = 1$).

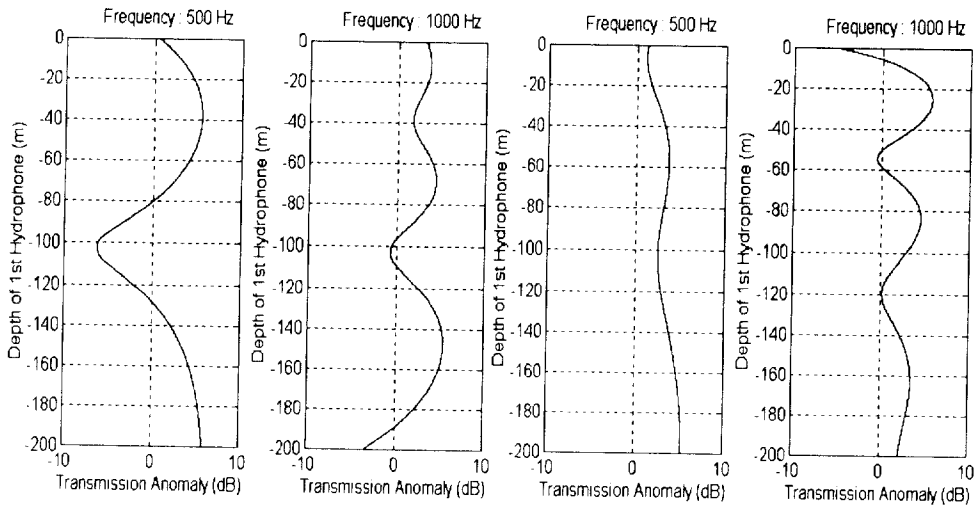
2.1.2 음원준위 추정 및 수중청음기 배열방법

2.1.1 절에서 해석한 바와 같이 수신음압으로부터 음원준위를 산출하기 위해 보정해야할 전달손실은 주파수 f , 음원깊이 d , 수신기 깊이 h , 수평거리 R 의 함수로 결정된다. 청음기의 깊이만 변화시킨다고 가정하면 깊이에 따른 변동성분은 깊이 방향으로 청음기를 배열하여 각 수신신호에 대해 조화 평균을 취함으로써 변동의 편차를 줄일 수 있다. 이 경우 음원 준위의 추정치는 식(6)으로 주어진다 [33].

$$\langle SL' \rangle = 10 \log \left(\sum_{i=1}^M \frac{|P_i r_{di}|^2}{M} \right) = SL + \Delta \quad (6)$$

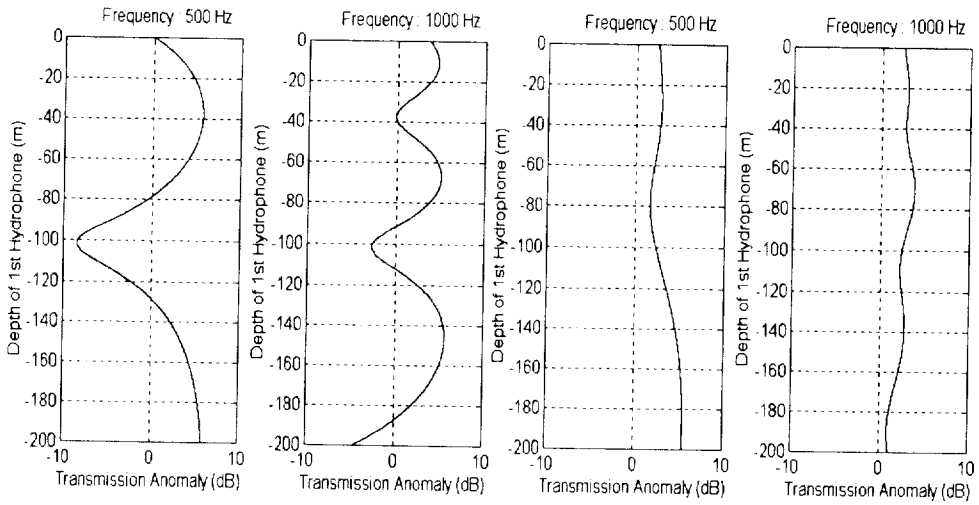
여기서, M 은 청음기 개수, $\Delta = 10 \log \left(\sum_{i=1}^M \frac{|\Phi_i r_{di}|^2}{M} \right)$ 은 직접파에 대한 각 청음기의 전달 손실 바이어스 오차의 평균

그림 7은 배열의 폭, 청음기의 개수 및 주파수에 따른 Δ 의 특성을 나타낸 것이다. 그림 7(a)는 3개의 청음기를 15m 간격으로 배열한 경우 Δ 의 수심별 특성으로 그림 4의 단일 청음기 특성에 비해 변동범위가 약 $\pm 5\text{dB}$ 이내로 감소되고 있으나 여전히 수심에 따른 변동이 심하게 나타나고 있다. 그림 7(b)는 청음기 간격이 60m로 (a)에 비해 깊이에 따른 변동이 완화됨을 보인다. 이는 그림 4의 단일 청음기에 대한 Δ 구배 폭보다 배열길이가 크게 되어 공간적인 조화평균이 이루어진 결과이다.



(a) No. of elements : 3
Spacing : 15 m

(b) No. of elements : 3
Spacing : 60 m



(c) No. of elements : 12
Spacing : 2.7 m

(d) No. of elements : 12
Spacing : 10.9m

그림 7. 청음기 개수와 배열 간격에 따른 전달손실 변이 특성.

Fig. 7. Dependency of transmission anomaly on depth, hydrophone numbers and array spacing ($R = 200\text{m}$, $d = 3\text{m}$, $\mu = 1$).

그림 7(c), (d)는 각각 (a), (b)와 같은 배열간격에 청음기 수를 12개로 증가시킨 결과이며, Δ 의 범위는 0dB~5dB 이내로 2~3dB 향상됨을 보이고 있다. 특히, 배열크기가 단일 청음기의 Δ 구배 폭보다 크고 청음기 개수가 12개로 증대된 그림 7(d)의 경우는 배열의 깊이에 따른 Δ 의 변동은 현저히 감소하는 경향을 나타내고 있다. 그러나 청음기 개수를 증가시키더라도 Δ 의 바이어스 오차는 약 2~3dB 정도로 변화하지 않는다.

그림 8은 주파수 500Hz, 길이 120m에 청음기를 등간격으로 배열하되, 배열 수를 변경하였을 경우 평균 바이어스 오차 및 표준편차를 표시하였다. 배열청음기 개수에 따른 Δ 의 평균 및 표준편차 특성으로 청음기 개수가 5개 이상이 되면 Δ 의 바이어스와 표준편차는 각각 3dB 및 1dB로 일정한 특성을 보인다. 그렇지만 바이어스 값은 여전히 존재하고 있어 실제 음원준위는 3dB 가량 높게 평가될 수 있다. 이 같은 현상은 음원의 깊이가 수면에 근접하여 반사파와 직접파간의 경로 차이가 작기 때문에 처음 보강간섭 영역이 저주파수 일수록 커지게 되어 극복하기 어렵게 되는 것이다. 본 해석결과를 바탕으로 할 경우 수직 배열길이가 보강/상쇄 간섭이 발생하는 1주기는 최소한 포함하고 있어야 한다. 이러한 관점에서 관심 주파수가 100Hz 대역 이하라면 센서간격을 크게 하여 배열의 길이는 수 100m가 필요할 수도 있다. 하지만 실제 선박소음 중 광대역 음원은 추진기가 지배적이며, 고속에서 강한 캐비테이션(cavitation) 소음이 발생하는 조건이 아니라면 추진기 소음은 수백 Hz 이상의 주파수에 나타난다. 또한, 수상선박의 저주파수 대역 Tonal성 기계류 신호들은 선체와 결합된 구조물을 타고 방사되므로 수중물수 음원과는 다른 방사특성을 갖고 있다. 즉, 대부분 Tonal 소음원은 선체에 있으나 수면과 접하고 있는 선체외판을 경유함에 따라 선체의 특정구역이 음원의 역할을 하

게 된다 [39-41]. 이와 같은 선박소음의 발생 속성과 지향성 등을 고려하여 500Hz, 1kHz 주파수를 선정, 간섭에 의한 바이어스 현상과 오차를 검토하였다.

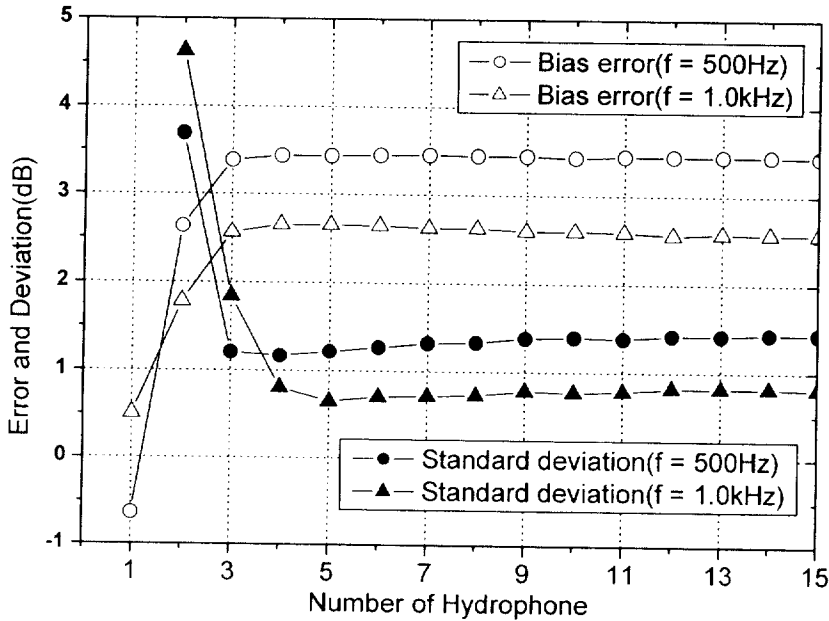


그림 8. 청음기 개수에 따른 전달손실의 바이어스 오차 및 표준편차.

Fig. 8. Bias error and standard deviation characteristics with respect to the number of hydrophones (array length = 120m, $R = 200$ m, $d = 2$ m, $\mu = 1$, $f = 500, 1000$ Hz).

위 그림에서 보는 바와 같이 청음기 배열 수가 5개 이상이면 바이어스 오차나 표준편차 값은 변동이 거의 없어 청음기 수를 늘린다 하여도 오차가 줄어드는 효과가 나타나지 않는다. 결과적으로 위 주어진 조건에서 등방성 청음기 배열 수는 5개 정도를 사용하는 것이 적당하다. 수신점을 더 늘린다면 H/W적 부담은 물론, 신호조절, A/D처리, 신호분석 과정에 비효율성을 가중시키는 요인으로 작용하게 된다. 만일 수심이 무한히 깊은 조건에서 배열길이를 길게 하여 여러 개의 Δ 구배 폭이 포함

될 수 있도록 배치하고 센서의 배열 수를 증가시킨다면 바이어스 오차나 표준편차 값은 그림 8에 나타난 값보다는 줄어든 것이다. 그러나 선박소음을 측정하는 일반적인 기준과 규정측면에서 센서를 수직방향으로 무제한으로 깊게 하는 것은 적합하지 않다. 선박의 소음평가는 선박 크기에 따라 CPA를 100~300m 범위로 하고 수평방향을 0°로 하였을 경우 -15° ~ -45° 범위에 수신점을 위치시키는 것이 일반적인 측정방법이다. 이를 고려할 경우 최하단의 수신기는 CPA 거리를 초과하지 않는 수심에 위치하여야 한다.

결론적으로 청음기 배열은 측정 주파수의 최저 주파수에 대한 단일 청음기 사용시 깊이 방향 Δ 의 구배 폭을 결정하고, 배열하고자 하는 청음기는 구배 폭 이상의 수직범위에 위치시켜야 오차를 최소화할 수 있다. 청음기 수는 5개를 초과하더라도 오차 감소효과가 크지 않음을 감안한다면 5개 정도가 적합하다.

2.1.3 수조실험 결과

2.1.2 절에서 제안한 방사소음 측정용 수중 청음기 배열기준 및 음원준위 추정치의 특성을 검증하기 위하여 음향수조에서 실험을 수행하였다. 이는 축소 모형시험에서도 반사파 간섭영향에 의한 바이어스 오차와 표준편차 특성의 재현 여부를 확인하기 위한 것으로 그림 9와 같이 실험장치를 구성하였다. 실험장치의 기하학적 배치와 주파수는 축적이 약 1/100이 되도록 하였으나, 음원의 깊이 3cm (3m의 1/100)와 거리 2m 조건은 음원의 물리적 한계 및 수조의 제한으로 약간 다른 축적조건에서 수행하였다. 음원 및 배열 청음기로 사용된 센서는 B&K 8103 모델이며, 3개의 수신기를 일정간격으로 고정 설치하여 수조의 전 수심영역을 이동

측정하였다. 측정된 신호는 앞 절에서 검토한 바와 같이 3개 청음기 수신 음압을 평균하여 수직적인 음압의 변동특성 고찰하였다 [33].

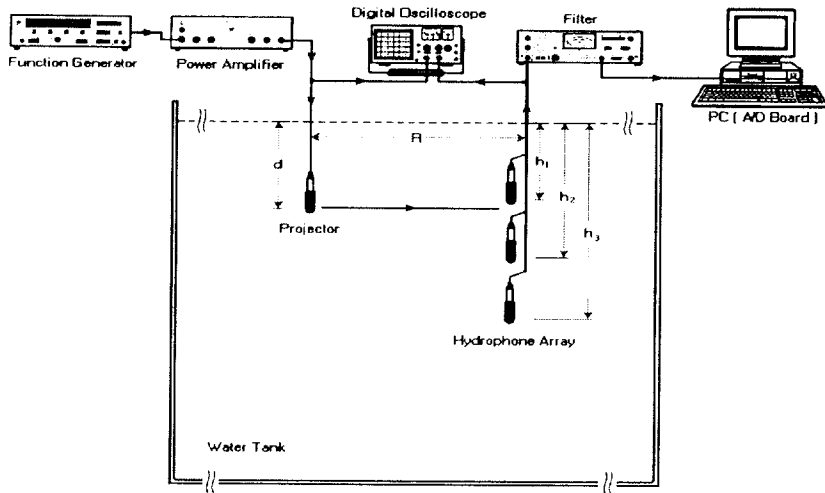


그림 9. 청음기 배열 기준과 음원준위 추정기법의 검증을 위한 수조실험.
Fig. 9. Water tank test setup to verify the hydrophone array criteria and the source level estimation method.

그림 10은 그림 4에 대응되는 것으로 청음기 1개로 수신되는 깊이 방향의 음압 변동특성이다. 축적 1/100을 고려하여 그림 4의 500Hz 이하 주파수 특성과 그림 10을 비교하면 예측된 결과와 실험결과 간에 유사성 높은 간섭패턴을 보이고 있다. 그림 11은 단일 청음기 및 3개 청음기를 배열하여 구한 Δ 특성이다. 청음기와 음원과의 수평거리가 축적과 정확히 일치하지는 않지만, 두 경우 평균 Δ 값은 5dB 이내이다. 3dB의 바이어스 오차를 고려하면 Δ 는 $\pm 2\text{dB}$ 수준으로 2.1.2절에서 해석한 그림 4 및 그림 7(b)의 특성과 유사하다.

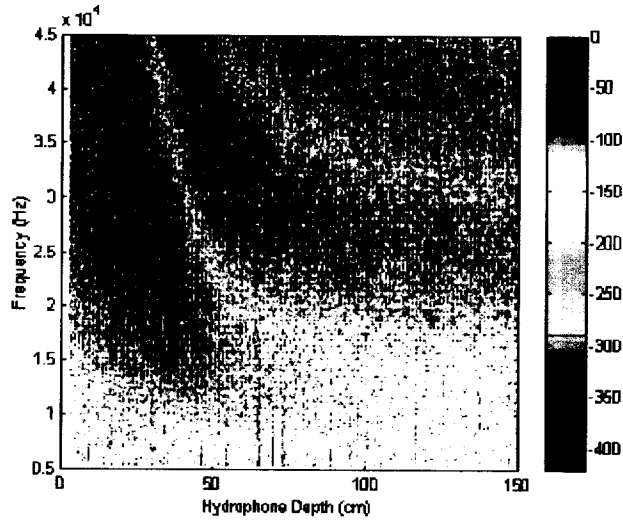


그림 10. 청음기 1개 사용시 깊이에 따른 간섭패턴 실험결과.

Fig. 10. Sound pressure variation of single hydrophone as a function of depth.

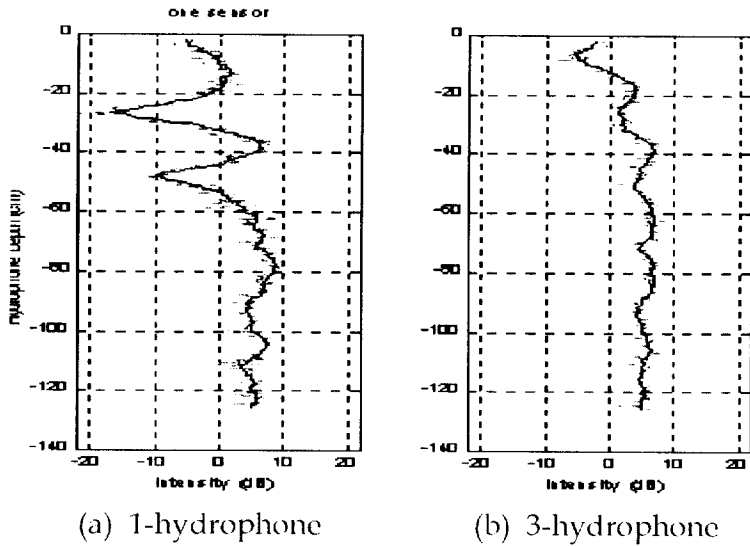


그림 11. 청음기 1개 및 3개 사용시 전달손실 변이 실험결과.

Fig. 11. Transmission anomaly characteristics of 1-hydrophone and 3-hydrophone($d = 5\text{cm}$, $R = 30\text{cm}$, $f_C = 45\text{kHz}$, $BW = 100\text{Hz}$).

2.1.4 심해환경에서 음원준위 추정 소결론

선박소음을 점 음원으로 가정하고 해면 반사파 영향만이 존재하는 심해 환경에서 반사파 간섭현상이 음원준위 추정에 미치는 영향을 검토하였다. 수직방향(수심)에서의 간섭패턴은 보강/상쇄간섭 현상이 반복되나 보강간섭의 구배 폭이 크게 나타남에 따라 전달손실 변이(Δ) 값은 ‘+’ 성향을 보인다. Δ 의 수직방향 평균값이 바이어스 오차이며, 수심영역에서 다수의 수신점 신호를 공간적으로 평균함으로서 바이어스 오차를 줄일 수 있다. 결국, 수신점의 배치 폭은 측정하고자 하는 최저 주파수의 수직방향 Δ 의 구배 폭 이상이 적합하며, 수신점(청음기)의 수는 5개 이상이 이 되어야 효율적으로 바이어스 오차를 감소시킴을 확인하였다. 이 경우에 바이어스 오차는 약 +3dB, 표준편차는 약 1dB 정도로 나타났다. 결과적으로 수중 몰수 음원의 정확한 소음준위를 추정하기 위해서는 각 청음기 수신신호를 세기 평균한 후 3dB의 바이어스 오차를 감해줘야 함을 의미하고 있다.

해수면 반사파 간섭을 고려할 수 있는 경우는 소음원이 수중에 위치한 점 음원이라는 전제하에 설명될 수 있다. 실제 선박 소음에서 수중의 점 음원으로 가정할 수 있는 요소는 프로펠러 소음이나 부가물의 유체역학적인 신호가 해당된다. 선박의 기계류 음원은 일반적으로 깊이 방향으로 지향성을 갖게 되어 해면 반사파가 존재하지 않을 수도 있으며, 해면 가까이 위치한 저주파수의 기계류 음원은 쌍극 음원특성을 갖게 되어 해면 반사파 성분이 약화될 수 있다. 이러한 경우 해면 반사파에 의한 깊이 방향의 Δ 는 작아지거나 나타나지 않을 수 있다. 따라서 제안한 배열구조를 그대로 적용한다면 +3dB인 Δ 의 바이어스 오차는 보다 작게 되어 전체 배열크기 범위에서 측정되는 방사소음의 평균특성에 보다 근접하게 될 것으로 예상된다.

2.2 천해에서의 음원주위 추정

2.2.1 천해 음장의 반사와 간섭특성

심해와 달리 천해에서는 해면과 해저면에 의해 음파의 다중경로 형성과 도파관 효과로 음원주위의 추정이 용이하지 않다. 그러나 천해환경에서 음파의 왜곡현상에도 불구하고 접근의 이점, 특정 요구조건 및 음향상태관리의 상대적 평가에 의미를 갖고 있어 천해 측정이 이루어지고 있다. 특히, 천해에서 측정하는 선박은 임무 조건이나 음향노출 환경을 고려하여 20m 내외의 수심에서 방사소음에 대한 정량적 평가를 수행하는 사례가 있다 [9,10].

천해의 경우 청음기에 수신되는 음파는 직접파와 해면과 해저면에 의한 복반사로 이루어진다. 그림 12는 수심 H_s 가 CPA 거리 보다 작은 천해 조건에서의 음파전달 경로 모식도이다. 해저 반사파 경로 BR 이 직접파 경로 DR 및 해면 반사파 경로 SR 과 비슷하거나, 입사각 θ_s 가 큰 경우 전반사(total reflection)가 일어날 수 있다.

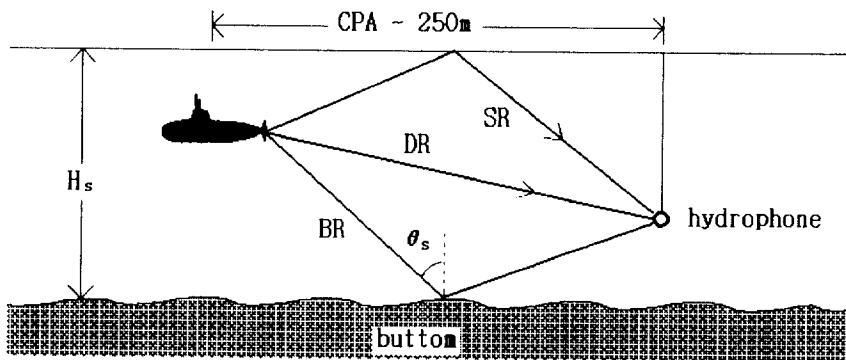


그림 12. 단일 청음기를 이용한 천해에서의 방사소음 측정 모식도.

Fig. 12. Schematic diagram of the radiated noise measurement in shallow water range.

이 경우 수신신호에 대한 해저 반사파의 기여도는 직접파 및 해면 반사파와 유사하게 되고 복반사에 의한 잔향음파도 고려돼야 한다. 또한 각 성분파의 진폭과 위상은 확정적으로 해석할 수가 없어 음장은 통계적으로 해석하는 방법이 제시되고 있다 [11-15].

천해 음파전달 특성을 규정하는 방법으로 다른 관점에서 보면 천해는 해수면과 해저면으로 경계 지어지는 음향 도파관이라 할 수 있다. 도파관 내부에서의 음파 전달은 정상모드(normal mode) 이론을 이용하여 설명하기도 한다 [34,35]. 정상모드 이론은 거리와 수심 변화에 따른 파동 방정식의 해, 즉 음압을 수심 방향으로의 고유한 진동 특성인 모드 함수와 거리 방향으로의 변동을 나타내는 Hankel 함수 점근식의 곱으로 나타내는 방법이다. 음원과 수신기가 모두 수중에 있으며 원거리 음장 조건을 만족하는 경우, 음의 세기(intensity)를 정상모드 이론을 이용하여 표시하면,

$$I \sim \frac{\pi}{\rho^3 c} \left(\sum_{n=1}^{n_{\max}} \frac{P_n^2}{k_n r} + 2 \sum_{n=1}^{n_{\max}} \sum_{m>n} P_n P_m \frac{\cos(\Delta k_{nm} r)}{\sqrt{k_n k_m r}} \right) \quad (7)$$

으로 쓸 수 있다. 여기서

$$P_n = A_n^2 \sin(k_{zn} z_s) \sin(k_{zn} z_r) \quad (8)$$

$$A_n = \sqrt{2} \left[\frac{1}{\rho} \left(h - \frac{\sin(2k_{zn} h)}{2k_{zn}} \right) + \frac{1}{\rho_1} \frac{\sin^2(k_{zn} h)}{k_{1zn}} \right]^{-1/2} \quad (9)$$

이다.

여기서 z_s 와 z_r 은 음원과 수신기의 수심, r 은 음원과 수신기 사이의 거리, ρ 와 ρ_1 은 수중과 해저면의 밀도, h 는 수심을 의미한다. k_n 과 k_m 은 수중에서의 n 번째와 m 번째 모드의 수평방향 파수(wave number)로서 수중음속(c), 수심(h) 및 주파수(f) 사이의 관계는

$$k_n = \sqrt{k^2 - k_{zn}^2} = \sqrt{k^2 - [(n - 1/2)\pi/h]^2}, \quad (10)$$

$$k = \omega/c = 2\pi f/c$$

로 주어진다.

또한, Δk_{mn} 은 수평 방향 파수의 차이, k_{zn} 과 k_{1zn} 은 수중과 해저면에 서 n 번째 모드의 수직 방향 파수를 의미하고 $n_{\max}$ 는 도파관의 환경과 음원의 성질에 따라 결정되는 존재할 수 있는 정상모드의 최대 수를 나타낸다. 음의 세기를 나타내는 식(7)에서 괄호 안의 첫 번째 항은 인접한 모드 사이의 간섭(또는 중첩)을 고려하지 않을 때의 음의 세기에 해당하고 두 번째 항은 서로 다른 모드 사이의 간섭(또는 중첩) 효과를 고려할 때의 세기를 나타낸다.

음원의 주파수가 일정할 때 모드 간섭을 고려하지 않을 경우 음의 세기는 거리가 증가함에 따라 일정하게 감소하는 경향을 가진다. 하지만 모드 간섭 효과를 포함할 경우에는 여현(cosine) 항의 영향으로 음의 세기가 거리 변화에 따라 주기적으로 변동할 수 있음을 알 수 있다. 반면에 음원과 수신기 사이의 거리가 고정되어 있는 경우에는 모드의 파수 값과 파수 차이에 의해 간섭 효과가 조절된다. 파수는 주파수의 함수이므로 음원의 주파수가 변화하면 거리 변화가 없더라도 모드 간섭 효과가

생길 수 있음을 알 수 있다. 여현(cosine) 항의 영향을 보기 위하여 모드 수가 2개인 경우에 대하여 음원과 수신기 사이의 거리와 음원의 주파수가 변화할 때의 전달손실 계산 예를 그림 13에 나타내었다.

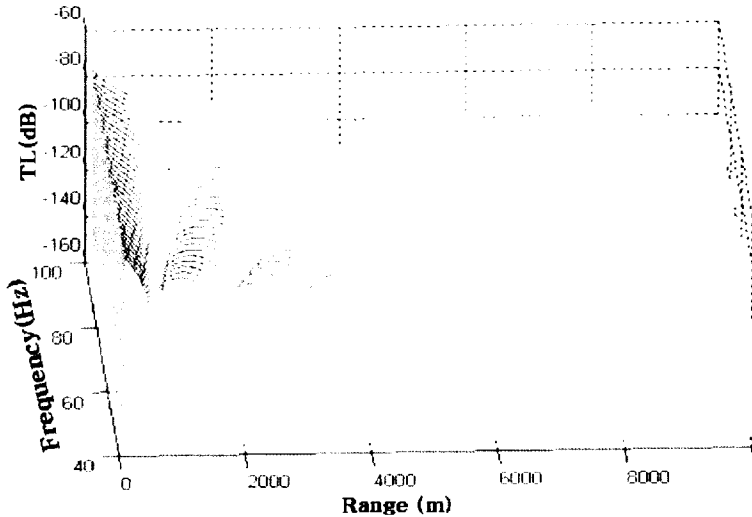


그림 13. 정상모드 이론에 의한 천해 도파관 음장 해석결과 [36].

Fig. 13. Acoustic field analysis at shallow water waveguide environment by normal mode theory.

그림 13에서 주파수가 40Hz인 경우를 보면 모드 1과 2의 보강 및 상쇄 간섭의 영향으로 음원과 수신기 사이의 거리가 변화함에 따라 손실이 큰 부분과 작은 부분이 반복되면서 나타나는 것을 알 수 있다. 또한 음원과 수신기 사이의 거리가 일정한 경우에도 주파수가 변화하면 전달손실의 변동이 발생하고 있다. 아울러, 거리와 주파수 변화의 복합적인 영향으로 전달손실이 작게 발생하는, 즉 보강간섭이 발생하여 음압이 상대적으로 강한 부분을 선으로 연결하면 거리-주파수 영역에서 여러 개의 선

형태로 나타나게 된다. 보강간섭의 연속선들은 식(7)에서 음의 세기가 최대가 되는 위치와 일치하며, 이론적인 예측이 가능하다. 즉, 식(7)의 값이 최대가 되기 위해서는 cosine 항이 최대가 되어야 하며, 이는

$$\Delta k_{nm}r = 2\pi N, \quad N = 1, 2, \dots \quad (11)$$

의 조건을 만족하여야 한다. 해수면과 해저면이 각각 압력해제(pressure release) 경계면과 강체(rigid) 경계면이고 수중음속이 일정한 이상적인 음도파관 환경에서는 Δk_{nm} , 즉 n 번째 모드와 m 번째 모드의 수평방향 파수의 차이는

$$\Delta k_{nm}r = \frac{\pi^2 c (n^2 - m^2)}{2h^2} \frac{1}{\omega} \quad (12)$$

로 주어진다.

식(11)과 식(12)를 사용하면 거리-주파수 영역에서 음압이 강한 부분을 계산할 수 있으며, 그림 14는 이상적인 음도파관 환경에서 모드 1과 2의 간섭에 의해 음의 세기가 강한 부분을 선으로 연결하여 나타낸 것이다. 결과적으로 반사파 간섭으로 나타나는 무늬형태는 그림 6의 심해조건에서 해석한 결과와 유사한 양상을 보이고 있다. 그림 14도 그림 6과 동일하게 거리가 멀어져 가는 과정에 대해 표시한 것이다. 만일, 선박음원이 센서로 접근 후 근접점을 통과하여 멀어지는 동안에 나타나는 현상을 도시한다면, 근접점을 기준으로 대칭적인 모양을 이루게 된다. 이와 같은 현상을 Bath tube형 간섭패턴이라 일컬으며 4장의 실험결과에 잘 보여주고 있다.

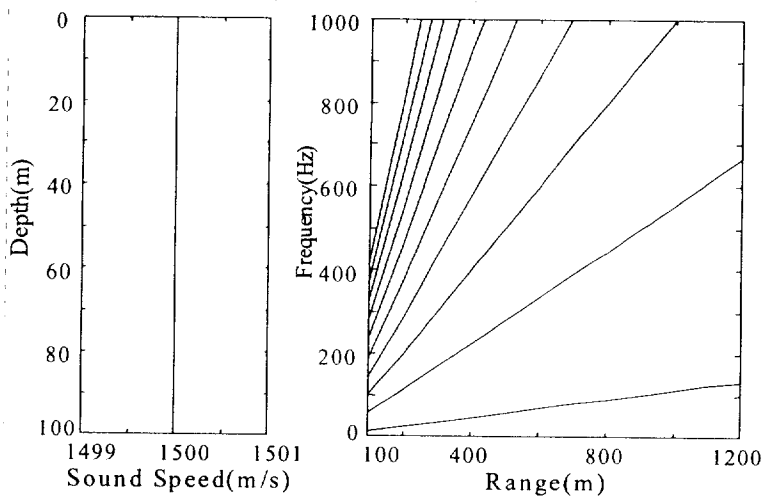


그림 14. 이상적인 음도파관 환경에서의 보강간섭 출현 위치[36].

Fig. 14. Continual lines of constructive interference at ideal waveguide environment.

본 절에서는 이상적인 도파관 간섭음장에 대해 해석학적인 측면에서 음장의 특성을 고찰해 보았다. 이 같은 방법으로도 전달손실을 예측하고 음원준위 추정에 적용이 가능하지만 실제 해양은 이상적 조건이 아닌 가변성 있는 음속구조 및 경계면의 변화를 포함하고 있어 매우 복잡한 해석과정이 요구된다. 또한, 도파관 이론을 적용하기 위해서는 점음원으로 가정할 수 있어야 하고, 원거리 음장조건이 충족되어야 한다. 본 연구의 배경인 천해 음향측정 개념에서는 음원과 상대적 근거리이며, 선체를 음원으로 고려할 경우 원거리 음장을 충족하지 못하는 경우도 있다. 따라서 천해음장을 랜덤 특성을 갖는 복반사 음장으로 규정하여 [11,14] 통계적 접근 방법으로 해석하였다.

2.2.2 음원준위 추정을 위한 통계적인 모델

천해환경 음장을 통계적으로 해석하기 위해서는 천해음장과 상사성을 갖는 잔향실 음장예측 모델을 적용할 수 있다 [11-14]. 이의 이론적 배경은 1) 잔향실의 크기가 파장에 비해 상대적으로 크고, 2) 임의의 점에서 음장은 랜덤한 평면파의 합성으로 주어지며, 3) 측정점이 1/2 파장 이상 떨어져 있어 위상이 상호 독립인 경우, 이들 점들에서 측정된 단일 주파수의 음압에 대한 확률 밀도함수는 식(13)과 같이 지수함수 분포 특성을 갖는다.

$$f_x(x) = \exp(-x) \quad (13)$$

여기서, x 는 수신 음압세기를 직접파만의 수신 음압세기로 정규화한 확률변수이며 식(14)로 주어진다.

$$x = \left| \sum_{n=0}^N p_n \exp(j\theta_n) \right|^2 / \rho c \quad (14)$$

N 은 수신되는 반사파의 개수이며 p_n 과 θ_n 은 랜덤한 특성을 갖는 반사파의 정규화 음압 실효치 및 위상이고 $n=0$ 인 경우는 직접파에 해당한다. 확률변수 x 는 식(1)의 복소 음압 세기를 직접파만의 수신 음압세기로 정규화한 것과 동일한 표현이지만 식(1)의 경우에는 수신 청음기의 위치가 깊이 방향으로 구속되는 반면, 식(14)의 경우는 음장내 모든 위치를 가정하므로 진폭과 위상은 랜덤한 특성을 갖게 된다. 각 반사파의 진폭이 동일하다고 가정하고 식(13)의 확률 변수를 $y = x^{1/2}$ 로 변환하면 음압은 식(15)와 같이 Rayleigh 분포 특성이 된다.

$$f_Y(y) = 2y \exp(-y^2) \quad (15)$$

실제의 해양환경은 완전 잔향조건이 아니므로 수신기에 도달하는 각 반사파의 음압이 동일하지 않아 식(13), (15)와는 다른 특성을 보인다. 그러나 복반사파의 개수가 약 10개 이상이면 식(13) 및 (15)와 유사한 특성을 보이는 것으로 알려져 있다. 이는 1개 지점에서 측정한 자료의 통계적 특성이며 M 개의 측정자료를 평균한 경우의 확률 밀도 함수는 식(16)으로 주어진다 [12].

$$f_x(x) = (M^M / (M-1)!) x^{M-1} \exp(-Mx) \quad (16)$$

이 경우 x 는 식(6)의 로그변수와 동일한 표현으로 식(17)과 같다.

$$x = \sum_{m=1}^M \left| \sum_{n=0}^N p_{nm} \exp(j\theta_{nm}) \right|^2 / M\rho c \quad (17)$$

여기서, M 은 측정점의 개수로 각 측정점은 대상으로 하는 주파수의 1/2 파장 이상 떨어져야 하며 측정점의 공간적 위치에는 제한이 없다. p_{nm} 과 θ_{nm} 은 각각 M 번째 측정점에서의 반사파의 정규화 음압 실효치 및 위상으로 랜덤한 특성이다. 식(17)로 주어지는 평균세기 준위의 추정치와 실제 구하고자하는 각 측정점에서 수신되는 직접파만의 평균세기 준위와의 바이어스 오차 B 는 다음과 같이 주어진다.

$$B = 10 \log_{10} \left(\sum_{m=1}^M \left| \sum_{n=0}^N p_{nm} \exp(j\theta_{nm}) \right|^2 / M\rho c \right) - 10 \log_{10} \left(\sum_{m=1}^M p_{0m}^2 / M\rho c \right) \quad (18)$$

따라서 바이어스 오차는 직접파와 복반사 성분 준위와의 차이라 할 수

있고 해면 반사파만이 있는 2장의 심해 측정조건을 식(18)에 적용하면 바이어스 오차는 3dB가 되어 2장의 해석결과와 일치한다. 식(13)과 (16)이 만족되는 완전 잔향조건에서 단일 수신기에 수신되는 강도에 대한 표준편차는 5.57dB로 알려져 있다. M 이 증가할수록 표준편차는 $1/M$ 으로 낮아지는 것으로 알려져 있어 2.1절의 심해에 대한 표준편차 특성과 일치한다.

2.2.3 통계적 모델 모의실험 결과

수심 100m, 주파수가 각각 100Hz 와 500Hz인 단극음원에 대한 단일 청음기에 수신되는 음압세기의 통계적인 특성을 모의 해석하였다. 해수에 대한 해저면의 음향 임피던스 비는 1.1과 1.8로 하여 반사파의 개수는 직접파를 포함하여 9개로 하였다. 음원을 고정하고 수신 청음기의 위치를 변화시키는 대신 2개 청음기를 음원으로부터 수평거리 100m, 깊이 각각 30m와 50m위치에 고정하고 음원의 위치를 변화시켰다. 수직 방향 음원의 위치는 전체 수심을 음원 주파수의 1/2 파장 간격으로 나누고, 수평 방향으로 CPA를 중심으로 $\pm 45^\circ$ 범위로 하였다. 아울러 해저면 입사각도에 따라 반사 강도를 달리하고 해저면에서의 위상변화는 고려하지 않았다.

그림 15와 16은 임피던스가 각각 1.1, 1.8의 경우에 정규화 확률밀도 함수를 구하여 Rayleigh 분포와 비교 표시하였으며, 통계적 특성은 표 1에 나타내었다. 그림 15와 16의 시뮬레이션 결과는 Rayleigh 분포특성과 매우 유사한 경향을 보이고 있다. 불일치 요인은 해저면의 반사강도를 낮게 설정하여 반사파의 기여도가 낮는데 원인이 있으며, 침투치가 높은 것은 해면 반사파 및 직접파의 기여도가 높기 때문이다. 해저면의 음향

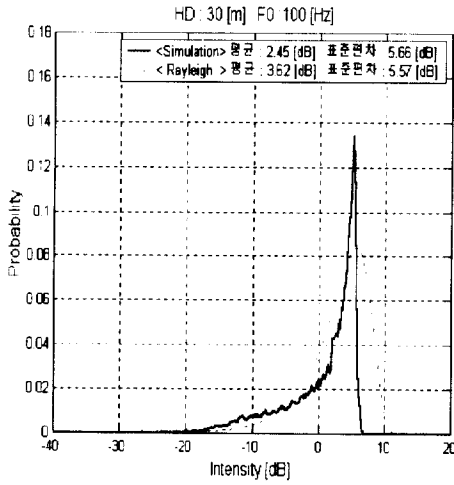
임피던스비가 상대적으로 큰 1.8의 경우 해저면 반사파의 기여도가 크게 되어 침투치가 작아진다. 각각의 결과에서 평균치 및 표준편차는 이론적인 예측치와 각각 약 2dB 및 1dB 이내에서 일치한다. 따라서 천해에서 단일 청음기로 방사소음을 측정하는 경우 음원준위 추정치의 바이어스 오차 및 표준편차는 각각 이론적인 예측결과인 약 3.6dB와 5.6dB이다.

표 1. 복반사 음장에서 음압세기 통계적 특성

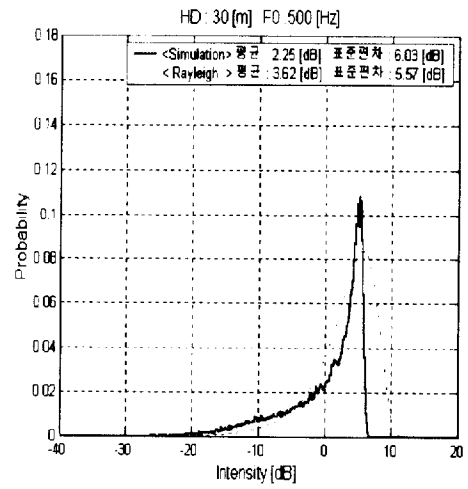
Table 1. Statistical features of sound intensity in reverberation acoustic field(Rayleigh : Mean 3.62, SD 5.57)

Impedance	Hydrophone depth(m)	Freq.(Hz)	Mean(dB)	SD(dB)
1.1	30	100	2.45	5.66
		500	2.25	6.03
	50	100	1.47	5.41
		500	1.86	5.59
1.8	30	100	2.45	5.54
		500	2.25	5.62
	50	100	1.65	5.53
		500	1.86	5.62

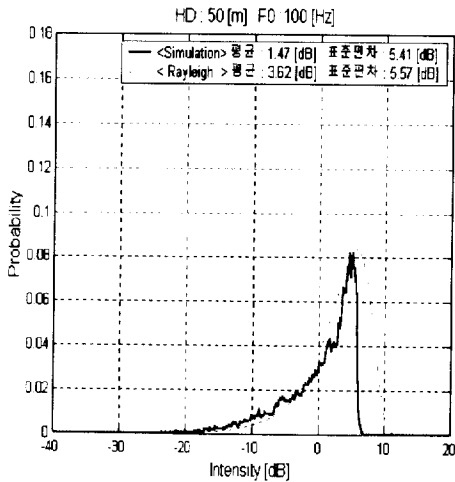
결론적으로 천해 측정 자료로부터 음원준위를 추정하기 위해서는 가능한 해저면 반사파가 우세한 해역이 요구되며 청음기의 위치는 측정 목적으로 하는 최저 주파수 파장의 1/2배 이상 떨어져야 하며 청음기 개수는 심해에 대한 기준인 5개 이상으로 하는 것이 적합하다.



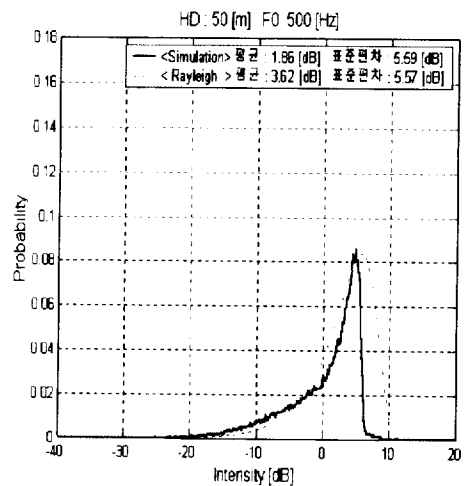
(a) Frequency : 100Hz, HD : 30m



(b) Frequency : 500Hz, HD : 30m



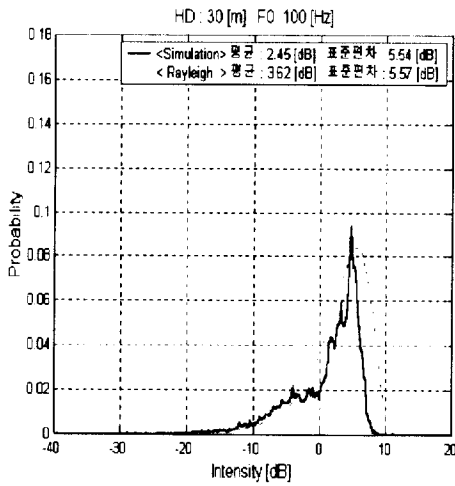
(c) Frequency : 100Hz, HD : 50m



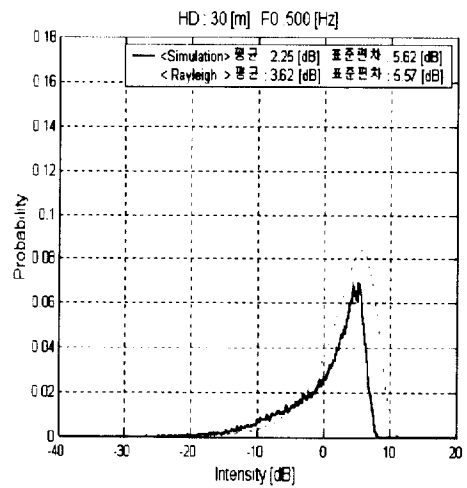
(d) Frequency : 500Hz, HD : 50m

그림 15. 음향임피던스 1.1일 경우 정규화 음향밀도의 확률밀도 함수.

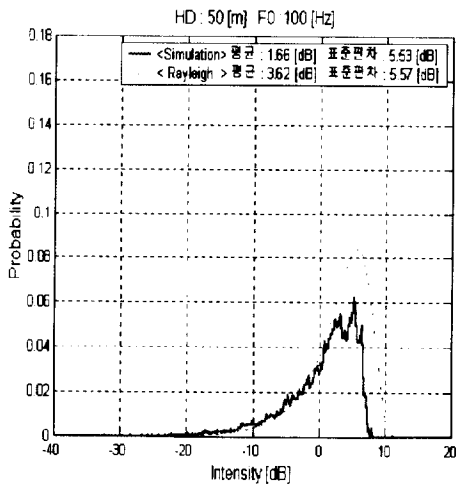
Fig. 15. Probability density function of the normalized acoustic intensity in case of acoustic impedance 1.1.



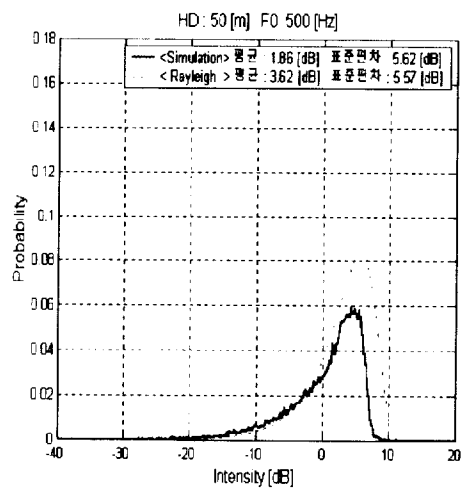
(a) Frequency : 100Hz, HD : 30m



(b) Frequency : 500Hz, HD : 30m



(c) Frequency : 100Hz, HD : 50m



(d) Frequency : 500Hz, HD : 50m

그림 16. 음향임피던스 1.8일 경우 정규화 음향밀도의 확률밀도 함수.

Fig. 16. Probability density function of the normalized acoustic intensity in case of acoustic impedance 1.8.

제 3 장 신경회로망에 의한 Tonal 신호 추정기법

Tonal 신호가 속력종속 혹은 비종속 여부를 판단하기 위해 FFT 처리나 규준화(normalization) 등의 신호처리 과정을 거친 스펙트로그램에 몇 단계의 신경회로망을 구성 적용하였다. 우선, 스펙트로그램 자료에 대해 각 프레임별로 분리하고 연속 프레임 상에서 Tonal 성분이 있는지 판단하는 신경회로망을 구성하였다. 이는 음파의 간섭으로 인해 Tonal 성분의 약화나 소멸현상을 이어주기 위한 Tonal 강화 신경회로망과, 다음은 Tonal로 간주한 것인지를 판단하기 위해 임계치 초과성분을 추출하는 신경회로망을 구성하였다. 마지막으로 추출된 Tonal 성분의 발생기원을 판단하기 위해 Q-factor 개념과 신경회로망 패턴학습 방법을 이용하여 신호분류의 유용성에 대해 검토하였다.

Tonal 성분을 추출하기 위하여 세부적인 접근법은 다음과 같이 3단계를 적용하였다. 첫째는 스펙트로그램의 각 프레임에서 간섭현상에 의한 Tonal 주파수선이 단속되는 부분의 연결을 위해 전후 데이터 특성이 feedback 개념이 되는 Tonal 강화 알고리즘이다 [24]. 다음 단계는 인접하는 신호의 세기를 비교하여 음압세기가 극대점을 갖는 위치를 인식하고 Tonal로 간주할 것인지를 판단하기 위해 임계치(threshold)를 초과하는 성분만을 선택하는 처리과정이다. 최종적으로 신호의 종속성 여부를 판별하는 알고리즘은 누적 신호의 속성을 기반으로 한 Q-factor 방법과 신경회로망 기반의 패턴 학습방법 2가지를 적용하여 분류 성능에 대해 비교 검토하였다.

Q-factor 방법은 신호의 프레임별 변동성 및 누적 신호의 대역폭 대비 침투치의 비를 이용한 개념이며, 패턴 학습방법은 주파수선이 프레임 혹

은 시간상에서 다양한 변동패턴을 사전에 설정하고 이를 학습시켜 실제 신호와 대비 분류하는 개념이다. 본 장에서는 위와 같이 신호의 강화, 임계치 적용, Tonal 추출 및 분류과정에 대한 신경회로망 기반의 방법론을 기술하고, 각 단계에서 임의 모사신호나 실측신호를 이용하여 알고리즘의 특성을 검증하는 내용을 포함하고 있다.

3.1 간섭음장에서 Tonal 강화

2장에서 기술한 바와 같이 음파의 간섭현상은 광대역 신호에만 있는 것이 아니라 Tonal 성분에도 작용하게 되어 주파수선의 불연속적으로 나타나게 하는 원인이 된다. 물론, Tonal의 불연속적인 현상은 소음원의 불규칙성이나 음파전달 매질의 영향, 광대역 소음준위의 변동 등이 복합적으로 작용한데 원인이 있을 수 있다. 주파수 선이 불연속적일 경우 시각적으로는 단속여부를 쉽게 인지할 수도 있겠지만, S/W를 이용한 분석에서는 Tonal이 없는 것으로 간주하게 된다. 따라서 스펙트로그램에서 끊어진 신호선을 연결하고 미세한 신호라도 연속적일 경우, Tonal으로 판단할 수 있는 기법 도입이 필요하다. 이는 사람의 시각적 판단에서는 전후 신호를 특성을 고려하는 것과 마찬가지로, 현재 신호를 기준으로 앞뒤 신호에 Tonal이 있었는지 여부를 연속적으로 판단할 수 있는 신경회로망 도입이 요구된다.

이러한 관점에서 Tonal을 강화시킬 수 있는 간단한 단층 신경회로망을 그림 17 및 식(19)와 같이 구성하였다. 그림 17은 스펙트로그램의 시계열 자료 $X(k)$ 에 전후 $\pm P$ 개 만큼의 프레임에 나타나는 신호를 고려하여 안정화된 신호성분 $Z_t(k)$ 를 구하기 위한 신경회로망 개념도이다. 현재 신

호를 기준하여 전후에 나타나는 신호에 대해서는 특정 가중계수 (weighting coefficient) $W(i)$ 를 부가하여 기여하도록 하였다. Tonal 강화 개념은 다음과 같은 식으로 표현된다 [25-28].

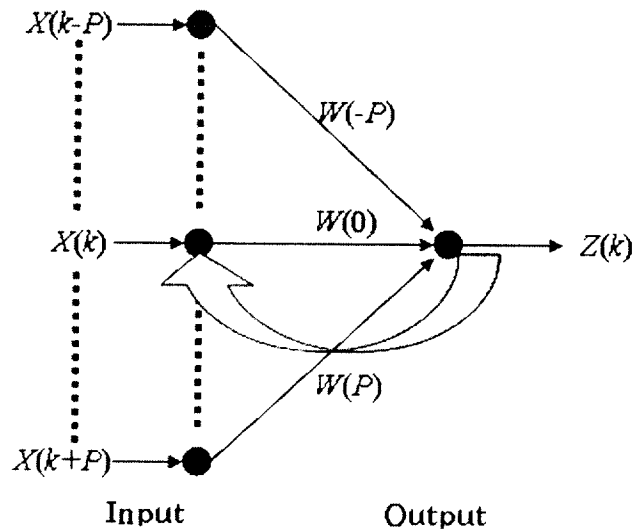


그림 17. Tonal 성분 강화를 위한 단층구조 신경회로망.

Fig. 17. Single layer neural network for enhancement of tonal component.

$$Y_t(k) = \sum_{i=-p}^p W(i) X_t(i) + \alpha Z_{t-1}(k) \quad (19)$$

여기서 $\sum W(i) X_t(i)$: 각 입력층 뉴런 값의 합

$W(i)$: 가중계수(weighting coefficient)

Z_{t-1} : Feedback 되어진 출력 값

α : Feedback 전달계수

만일, Tonal이 지속적으로 나타난다면 $Y_t(k)$ 값은 계속적인 가중으로 증가되는 현상이 나타날 수 있어 다음과 같이 최대값이 수렴하도록 하였다.

$$Z_t(k) = \begin{cases} 1, & Y_t(k) \geq 1 \\ Y_t(k), & 0 < Y_t(k) < 1 \\ 0, & Y_t(k) \leq 0 \end{cases} \quad (20)$$

간섭음장에서 Tonal의 끊어지는 현상을 이어주고 지속성 있는 성분에게 가중계수를 주어 강화시키는 알고리즘 성능검증은 실제 측정된 선박신호의 스펙트로그램을 활용하였다. 이는 표 2와 같이 신호처리 변수를 다르게 하여 얻어진 4가지의 입력 자료를 적용하여 Tonal을 강화시켰다. 사전 신호 처리한 입력자료는 해상도 0.25Hz, 0.5Hz, 1.0Hz, overlap 50~80%, FFT 평균 6회 및 $P = 5$ 로 하여 각 경우에 대해 그림 18~21에 나타내었다. 그림에서 보는 바와 같이 안정화 처리 이전의 본래 스펙트로그램은 주파수선이 끊어지는 현상과 주파수선의 선명도가 흐리게 나타난다. 반면, 강화 처리한 스펙트로그램이나 입체적 표현결과에서는 주파수선들이 보다 선명하게 확인되고 있다. 본래의 신호에서 Tonal의 주파수선이 끊임이 없이 지속적으로 나타난 성분은 식(20)과 같이 상대적 세기가 '1'의 값으로 수렴한다.

표 2. Tonal 강화에 적용한 선박소음 신호처리 예

Table 2. Example of signal processing of ship radiated noise for tonal enhancement

Cases	Frequency range(Hz)	Analysis bins	Resolution (Hz)	Overlap (%)	FFT average	$2P$
Case 1	0~200	800	0.25	70	6	10
Case 2	0~200	800	0.25	80	6	10
Case 3	0~400	800	0.5	60	6	10
Case 4	0~800	800	1.0	50	6	10

단지, 현재 신호를 기준으로 ± 5 프레임 자료가 누적 반영됨에 따라 주파수 선의 굵기가 증가하는 경향이 나타나게 된다. 주파수선 특성은 신호처리 변수나 P 의 범위 설정에 따라 달라진다. Case 2는 그림 18과 동일한 조건에서 overlap 율을 70%에서 80%로 약간 증가시킨 경우이다. 스펙트로그램에서 외전상 그림 18과 별다를 차이는 나타나지 않는다. 그림 20은 분석 overlap을 60%로 하고, 해상도를 0.5Hz로 설정한 경우로 앞의 결과보다 선명한 결과를 제공하고 있다. 이는 분석 주파수 폭이 넓어짐에 따라 나타난 현상이며, 신호가 지속적으로 출현하여 '1'의 값으로 수렴하는 성분이 보다 많이 확인되고 있다. 전반적으로 본 절에서 검토한 Tonal 강화 알고리즘은 매우 적절한 성능을 나타내고 있다.

실제 Tonal의 강화를 위해 초기 신호 처리한 입력자료는 Tonal 인식 율에 영향을 줄 수 있다. 신호처리 과정에서 해상도, 평균, 중첩율 등이 조화를 이루지 못하면 본래의 신호가 변형되거나 순간적인 잡음이 혼합되어 Tonal 인식율을 저하시킬 수 있다.

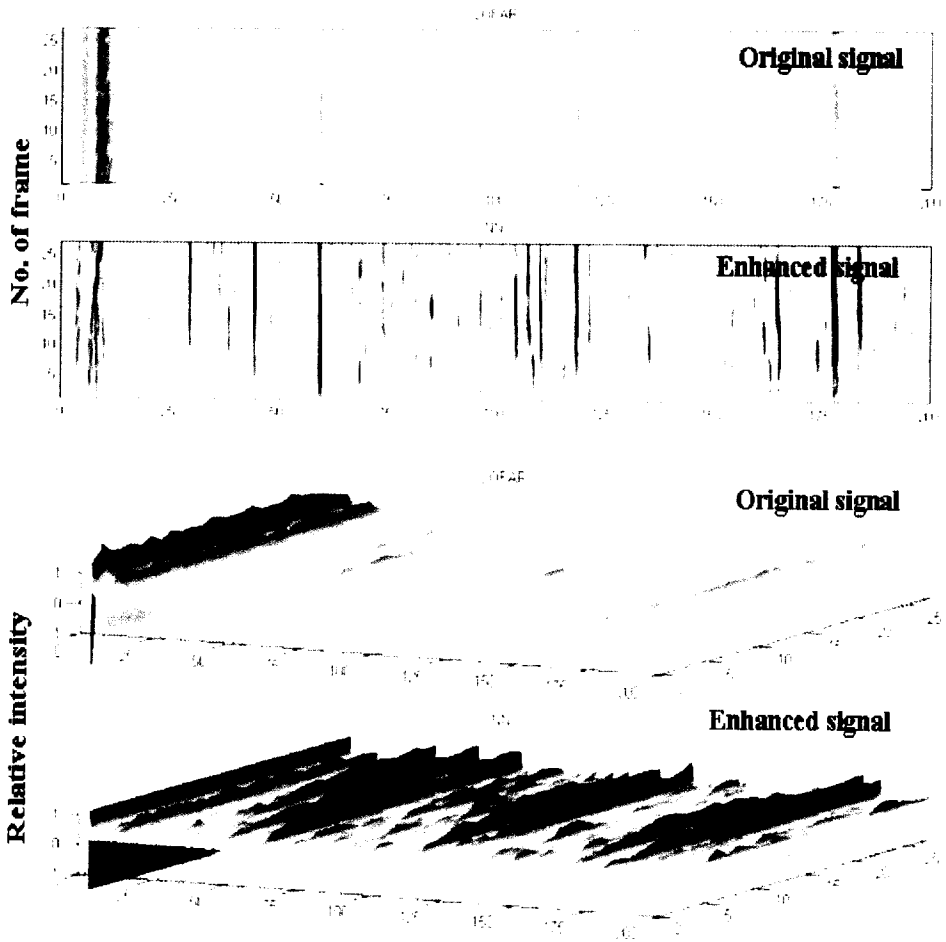


그림 18. Case 1에 대한 Tonal 강화 신경회로망 적용결과.

Fig. 18. Results of tonal enhancement by neural network for Case 1.

신호를 오랜 시간 동안 평균하면 랜덤 노이즈의 영향은 감소하겠지만, 주파수가 변하는 표적신호는 평균에 의해 고유의 특성이 변질될 수 있어 적절한 trade-off이 필요하다. 다양한 실험에 의한 판단으로는 해상도 0.5~1.0Hz, 평균 4~8회, overlap 50~60% 범위가 Tonal 추출에 적당한 신호분석 조건이다.

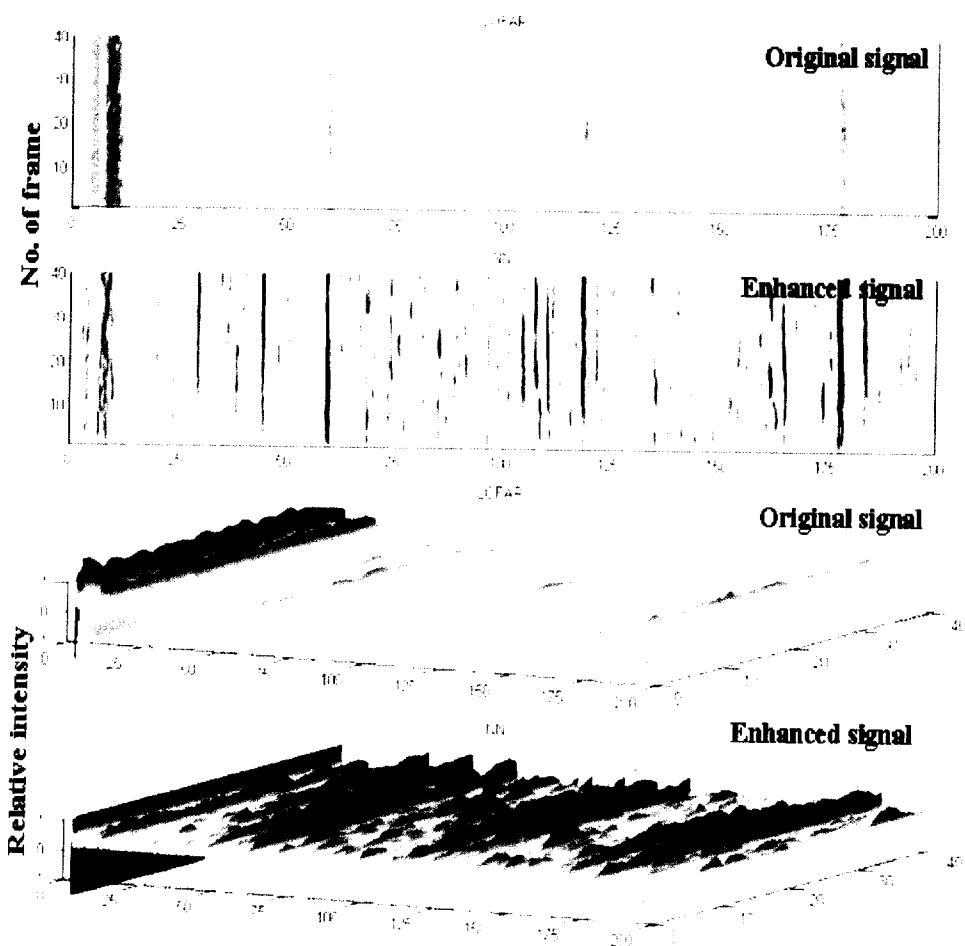


그림 19. Case 2에 대한 Tonal 강화 신경회로망 적용 결과.
 Fig. 19. Results of tonal enhancement by neural network for Case 2.

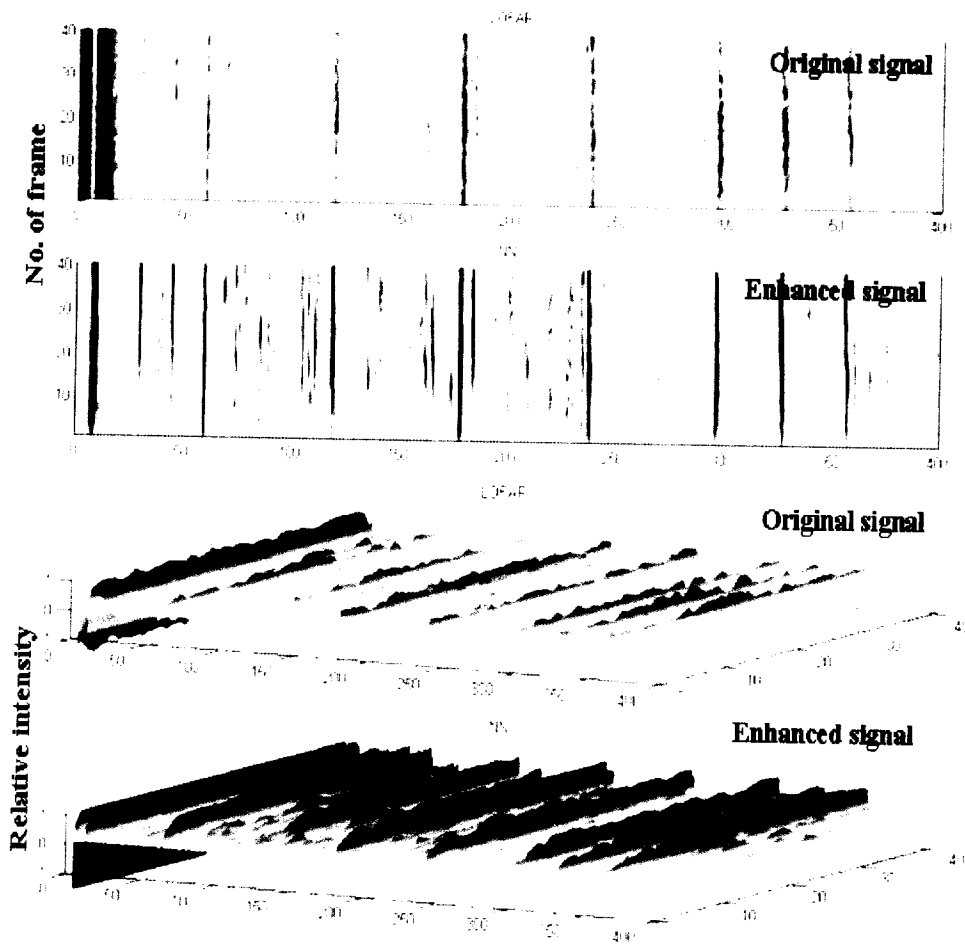


그림 20. Case 3에 대한 Tonal 강화 신경회로망 적용결과.
 Fig. 20. Results of tonal enhancement by neural network for Case 3.

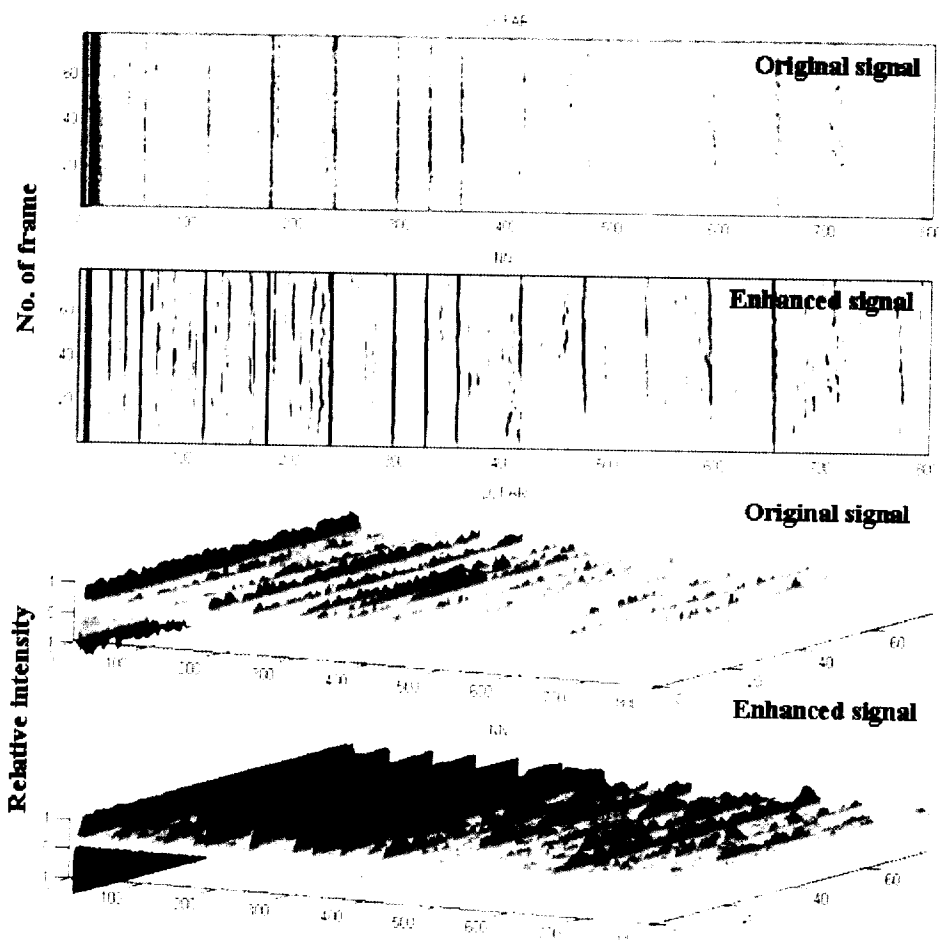


그림 21. Case 4에 대한 Tonal 강화 신경회로망 적용결과.

Fig. 21. Results of tonal enhancement by neural network for Case 4.

3.2 Tonal 성분 추출

선박소음은 속도나 종류에 따라 스펙트럼과 LOFAR 그래프 특성이 달리 나타난다. 일반적으로 저속조건에서는 기계류 소음이 우세하며, 중속에서는 기계류소음과 추진기 소음이 대등하게, 고속조건에서는 추진기의 캐비테이션 소음이 지배적이다. 이외에도 선외의 유체소음과 배관계 소음이 있으나 이들은 선박의 고유특성을 포함하고 있지 않은 백색잡음 형태이다. 그림 22는 중저속으로 기동중인 선박 방사소음을 분석한 예로, CPA 통과시점의 스펙트럼과 시간에 따른 주파수 스펙트럼의 변화를 도시한 LOFAR 그래프이다.

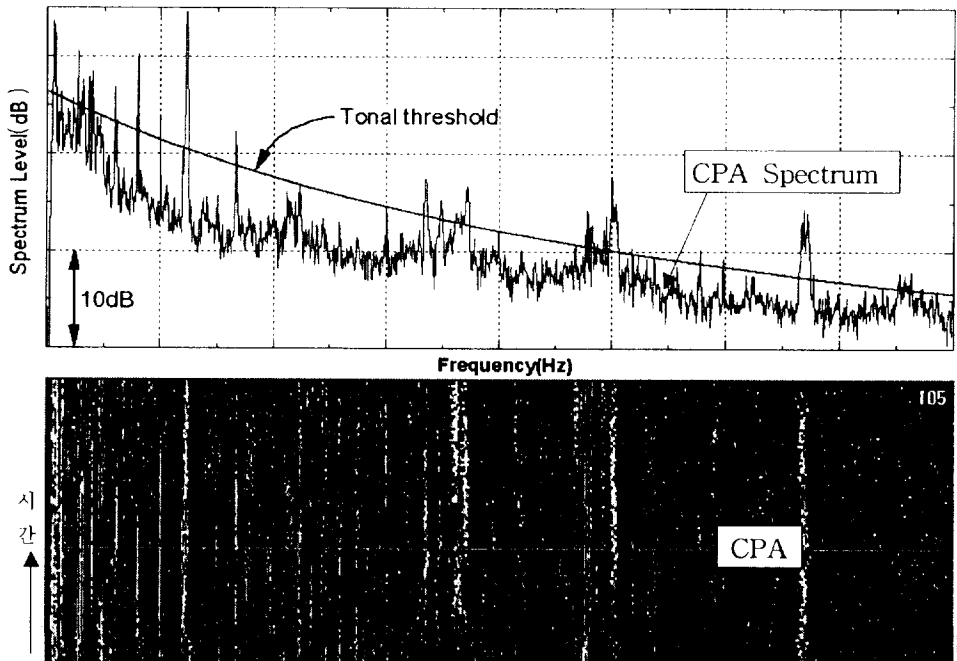


그림 22. 선박 방사소음의 CPA 스펙트럼과 LOFAR 그래프.

Fig. 22. CPA Spectrum and LOFAR gram of ship radiated noise.

그림 22의 Tonal 성분들은 크게 2가지 성분으로 구성되어 있다. 하나는 선박의 속도나 추진 부하변동에 무관하게 일정한 주파수 신호를 발생시키는 발전기, AC 전동기 펌프류(해수/연료공급/유압 등), 냉각/통풍팬 등의 속력 비종속(speed independent) 성분이다. 다른 성분은 속력이나 부하변동이 소음원 장비에 그대로 반영되어 주파수선이 불안정하거나 주파수 값이 시간에 따라 변하는 엔진-감속기-추진기 등의 속력 종속(speed dependant) 성분으로 구분된다. 이러한 신호특성은 어떠한 선박에서든 공통적으로 나타나며, 스펙트로그램상의 주파수선에 투영됨으로서 시각적으로도 용이하게 식별된다. 속력 종속성분은 그림에서 보는 바와 같이 주파수 불안정으로 인해 주파수선의 대역이 넓은 특성을 보이며, 직선이 아닌 굴곡선 형태로 나타나게 된다. 이러한 점에 착안하여 다중 주파수선 하나하나에 속력 종속여부를 판단하고자 신경회로망 기법을 적용하였다. 선박 방사소음에서 주파수선의 속력종속 여부 판단은 신호원이 보기류인지 아니면 추진계통인지를 구분하고 소음기원을 식별하기 위한 가장 중요한 첫 단계이다.

3.2.1 차분 값에 의한 Tonal 주파수 인식

스펙트럼으로부터 Tonal을 추출하기 위해서는 인접한 주파수간에 신호의 세기를 연속적으로 비교하는 방법을 적용하였다. 이는 각 프레임의 전 주파수 성분에 대하여 인접해 있는 주파수와 연속적으로 차분 값을 구하여 변곡점 여부를 조사하는 방법이다.

그림 23에 나타낸 것과 같이, 현재의 주파수 성분 $x(n)$ 과 왼쪽에 인접해 있는 주파수 성분 $x(n-1)$ 과의 차분 Δx_1 은

$$\Delta x_1 = x(n) - x(n-1) \quad (19)$$

로 주어진다. 같은 방법으로 현재의 주파수 성분 $x(n)$ 과 오른쪽에 인접해 있는 주파수 성분 $x(n+1)$ 과의 차분 Δx_2 는

$$\Delta x_2 = x(n+1) - x(n) \quad (20)$$

로 주어진다. 현재의 주파수 성분 $x(n)$ 이 극대치를 가지는 변곡점이라면, Δx_1 는 양(+)의 부호를 가지며, Δx_2 는 음(-)의 부호를 가지게 됨을 알 수 있다. 부호가 양에서 음으로 변화하므로 $\Delta x_1 - \Delta x_2$ 를 취하게 되면 극대치를 가지는 변곡점에서는 항상 양의 부호를 가짐을 알 수 있다. 이를 정리하면 아래와 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \Delta x_1 - \Delta x_2 &= [x(n) - x(n-1)] - [x(n+1) - x(n)] \\ &= -x(n-1) + 2x(n) - x(n+1) \end{aligned} \quad (21)$$

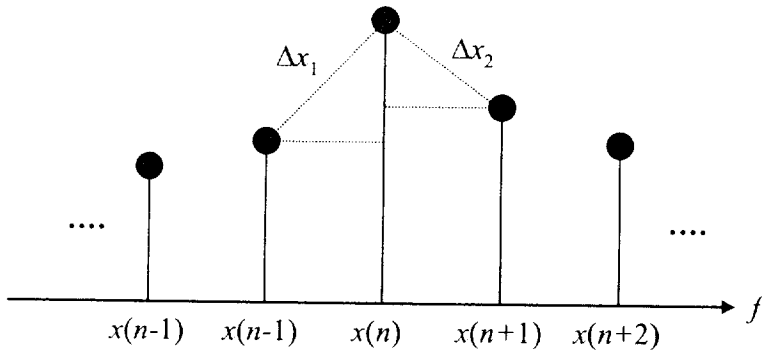


그림 23. 차분에 의한 Tonal의 극대치 추출방법.

Fig. 23. Peak detection method of tonal by differential value.

식(21)에 대해 중간층을 가지지 않는 신경회로망을 구성하면, 그림 24와 같이 구성된다.

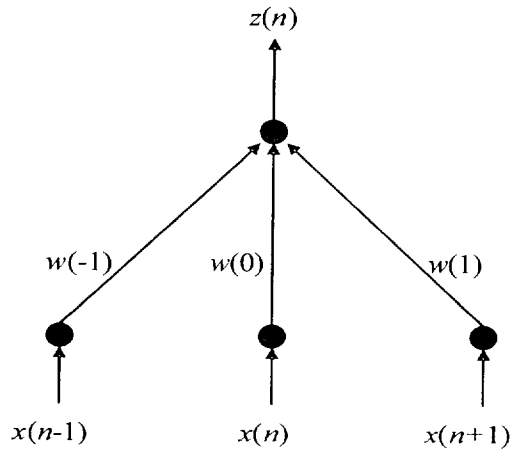


그림 24. Tonal의 극대치 검출을 위한 신경회로망.

Fig. 24. Neural network configuration for peak detection of tonal.

식(21)로부터 세 신호사이에 극대치 존재할 경우, 주파수 성분계수 -1, 2, -1은 극대치 판단의 가중치가 된다. 즉, 현재의 주파수 성분 $x(n)$ 은 가중치가 2이고, 좌우측에 있는 주파수 성분 $x(n-1)$, $x(n+1)$ 에는 각각 가중치 -1이다.

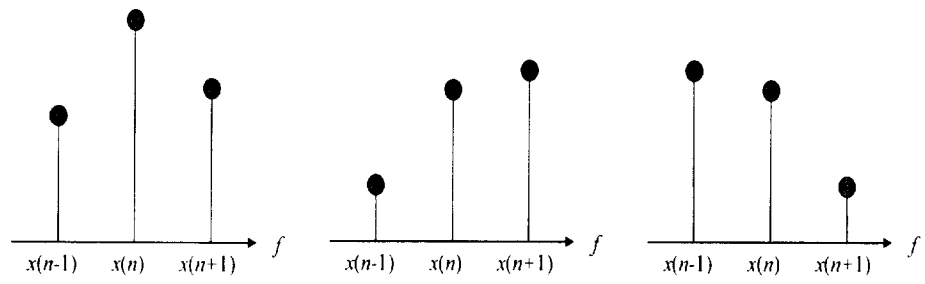
다음에 출력층에서 중간 합 $y(n)$ 을 구하면

$$y(n) = \sum_{i=-1}^1 w(n-i) x(n-i) \quad (22)$$

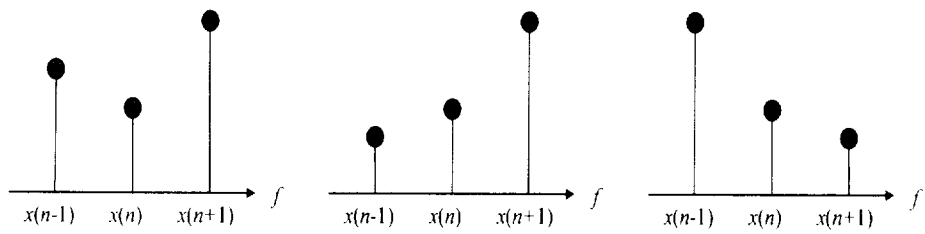
으로 주어진다. 여기서 $w(n-i)$ 는 식(21)의 계수로 가중치를 나타내며, $i=0$ 일 때는 2, 그 외는 -1로 주어진다. 실제 환경에서는 선험소음이 아

년 배경잡음의 변동성분이 극대치로 분석될 수 있고, 또한 현실적으로 모든 극대치를 선박소음 특정 주파수로 볼 수 없으므로 계산되는 중간합 $y(n)$ 이 임계치 β 의 초과여부를 판단하여 극대치가 나타나는 변곡점을 추출해야 한다.

여기서 출력 값이 양수가 되는 경우와 음수가 되는 경우를 살펴보면 그림 25와 같다. 출력값이 양수인 경우는 변곡점이 있는 경우 및 인접해 있는 값보다 값이 조금 낮은 경우이며, 음수인 경우는 그 반대의 경우이다.



(a) A case of positive output



(b) A case of negative output

그림 25. 회로망 출력이 양/음의 값을 갖는 경우 예.

Fig. 25. Examples of network output with positive or negative value.

회로망의 최종 출력 값은 $y(n)$ 이 β 를 넘는 경우와 β 를 넘지 않은 경우

로 나누어 판단하게 되며, β 를 넘지 않는 경우는 변곡점으로서 판단이 불가능하므로 자동적으로 제외된다. $y(n)$ 이 β 를 넘는 경우, 최종 회로망 출력은 아래와 같이 주어진다.

$$z(n) = \begin{cases} 1 & : y(n) \geq 1 \\ y(n) & : \beta < y(n) < 1 \\ 0 & : y(n) < \beta \end{cases} \quad (23)$$

이는 그림 26의 전달함수를 이용하는 것과 같다.

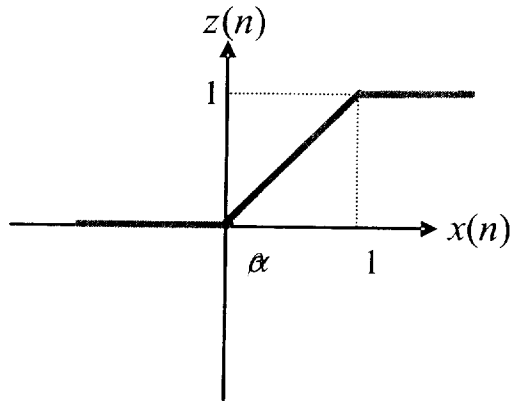


그림 26. 출력 값의 전달함수 그래프.

Fig. 26. Transfer function graph of network output.

신호의 Peak점 인식, 임계값 초과성분 추출 및 Tonal 속성의 분류성능에 대한 검증을 위해 수치 시뮬레이션 목적의 모사신호를 그림 27과 같이 구성하였다. 스펙트로그램에 주파수 변화폭이 전혀 없는 속력 비종

속 성분 1개와 주파수 변화폭이 각각 1, 2 및 3Hz인 속력 종속성분 9개로 하였으며, 종속성분은 신호의 주기를 각각 10, 20, 30 프레임인 것으로 가정하여 60 프레임 길이의 9개 신호이다. 여기에 실제 신호와 유사하게 백색 가우시안 잡음을 각각 0, 20, 40% 정도 부가하여 총 3종류의 시험 신호를 만들었다. 그림 27에서 각 신호성분은 ① 속력 비종속 성분, ② 1Hz 30 프레임, ③ 2Hz 30 프레임, ④ 3Hz 30 프레임, ⑤ 1Hz 20 프레임, ⑥ 2Hz 20 프레임, ⑦ 3Hz 20프레임, ⑧ 1Hz 10 프레임, ⑨ 2Hz 10 프레임, ⑩ 3Hz 10 프레임 주기의 속력 종속성분이다.

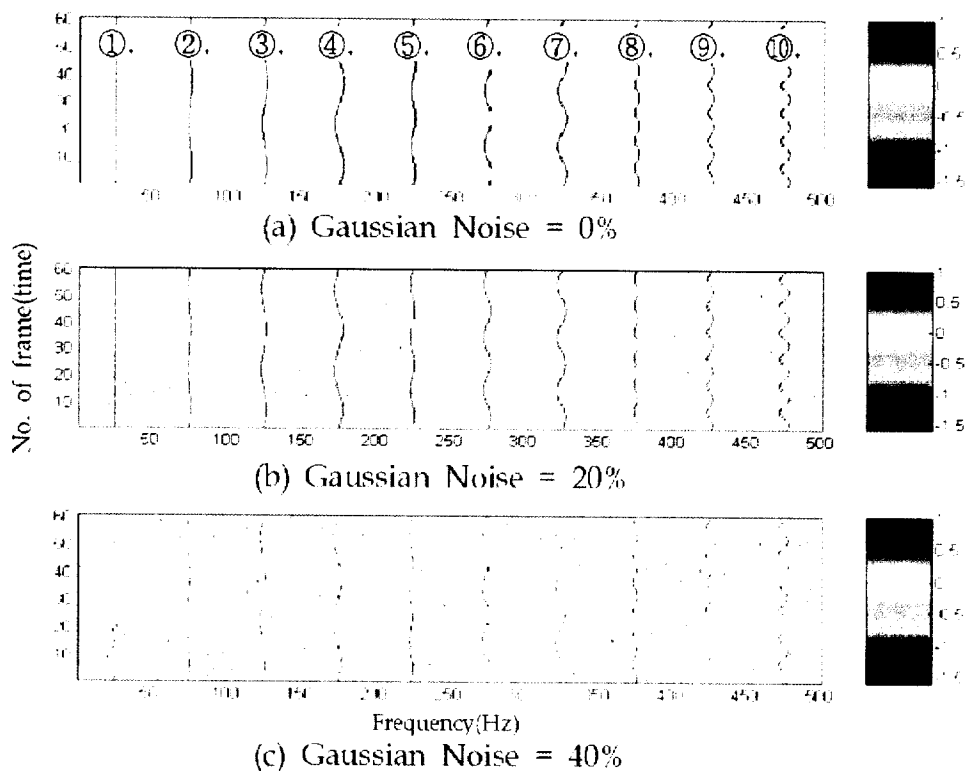


그림 27. Tonal 인식, 추출 및 분류 검증을 위한 시뮬레이션 신호.

Fig. 27. Simulation signal to verify of tonal cognition, extraction and classification with Gaussian noise ratio.

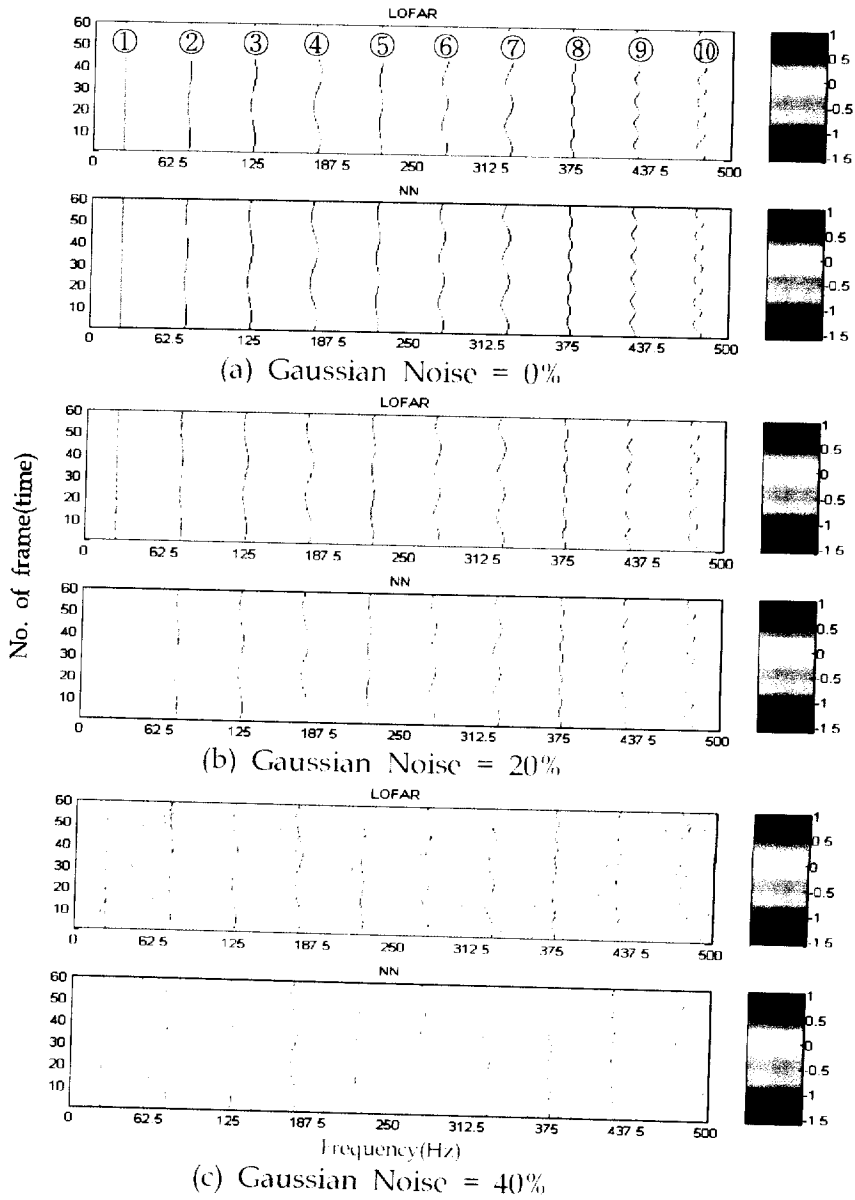


그림 28. 모사신호와 차분 값에 의한 주파수선 추출결과 비교.

Fig. 28. Comparing spectrograms between simulation signal(upper) and extraction signal(lower) by differential value method.

그림 28은 그림 27의 본래 모사신호(상)와 차분 값을 적용하여 추출한 주파선(하)의 스펙트로그램이다. 이는 차분법을 적용하였을 경우 Tonal 성분의 인식여부를 검증하기 위한 것으로 가우시안 잡음이 증가하여도 본래의 모사신호와 동일하게 주파수선을 재현하고 있다. 차분 값을 이용하여 추출한 스펙트로그램은 Tonal 강화나 주파수선을 이어주기 위한 처리과정을 거치 않았으나 백색 잡음성 peak와 주파수선의 단속현상의 완화되어 주파수선의 선명도가 증가한 경향을 보이고 있다. 이는 실제 선박음향 신호에 포함되어 유사 신호로 인식될 수 있는 배경잡음을 부분적으로 제거할 수 있음을 나타내고 있다.

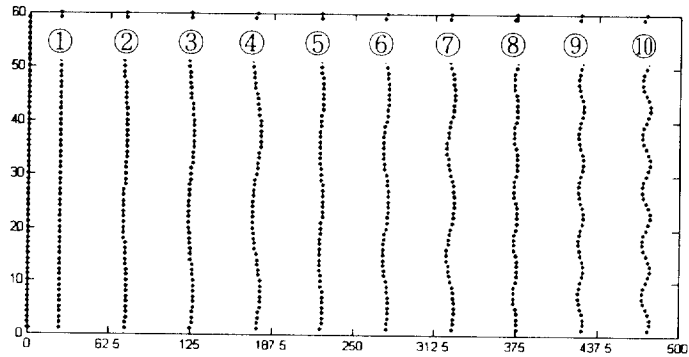
그림 28의 결과는 차분 값을 이용한 Tonal(혹은 주파수선)의 인식에 있어 위치와 특징을 오류 없이 표현하고 있음을 보이고 있다. 결론적으로 주파수의 변화에 관계없이 다중 Tonal 성분을 연속적으로 자동 인식하는데 차분법이 유효한 방법이라 할 수 있다. 그렇지만 가우시안 잡음 비율이 높아 S/N비가 낮은 경우는 여전히 Tonal 인식에 제한이 있을 수 있어 3.1절에서 기술한 Tonal의 안정화 처리과정이 필요하다.

3.2.2 Tonal 판단 임계치 설정 및 추출

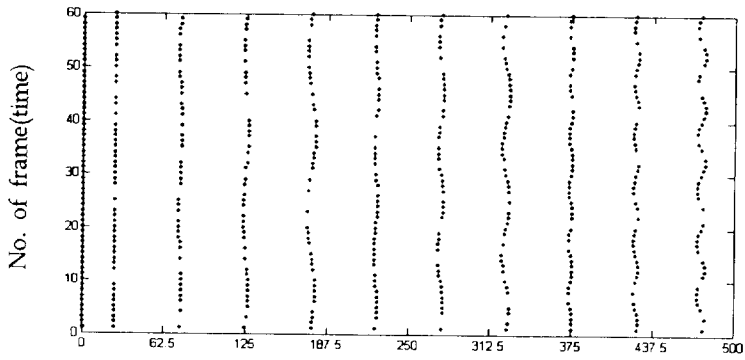
3.2.1절에서 중간층이 없는 차분법의 신경회로망을 이용하여 극대치를 갖는 변곡점을 찾았다. 다음은 앞 절에서 찾은 peak 점들이 Tonal 신호로 인정을 할 수 있는지 없는지에 대한 판단이 필요하다. Tonal을 추출하고자 하는 목적은 문제 소음원을 진단하여 선박음향 스텔스 기술에 반영하든가, 아니면 수중에서 식별이 가능한 음향징표를 획득하고자 하는데 있다. 따라서 모든 Tonal을 인식하고 분류해야하는 것이 아니라 음향 노출에 문제가 될 만한 성분이나 음향 징표로서 가치가 있는 신호에 대

해서만 분류가 필요하다. 이러한 점에서 일정한 임계치(threshold value)를 초과하는 성분에 대한 추출과정이 적용되어야 한다. 따라서 판단기준이 되는 임계치 설정은 적용시점이나 관점에 따라 달라질 수 있으나, 여기서 적용한 임계치는 식(23)의 0~1사이 값으로 표준화된 출력 값 $z(n)$ 에 대하여 1/2이 되는 $\beta = 0.5$ 를 기준하였다. $\beta = 0.5$ 수준은 일반적인 ASW 분야에서 Tonal로 간주하는 범위를 포함한다. 필요에 따라서는 임계치를 조절하여 Tonal 선정 폭을 달리 할 수도 있다. 출력 값 $z(n)$ 은 Tonal의 강화 및 프레임 단계별 출현빈도 등이 종합적으로 반영되어 표준화 처리한 출력이므로 단순히, 특정 순간 Tonal의 크기나 연속 스펙트럼을 대비한 결과는 아니다.

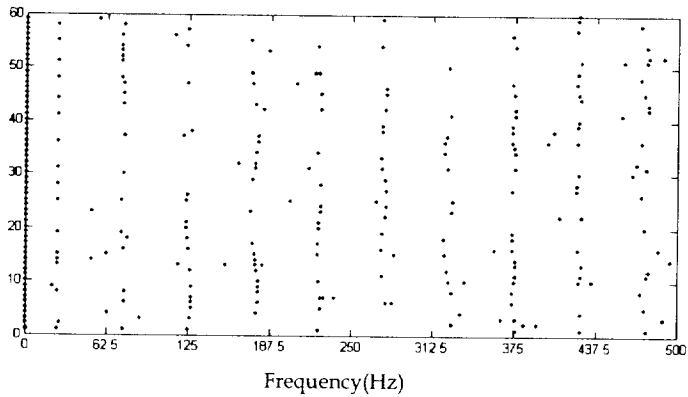
그림 28의 차분법을 적용한 출력결과에 임계치 $\beta = 0.5$ 를 기준으로 한 유효 Tonal 선정 결과를 그림 29에 나타내었다. 잡음이 없는 조건에서는 100% 본래의 신호를 추출해내고 있으나, 잡음비율이 20% 수준이 되면서 주파수선의 부분적인 단속현상이 나타나고 있다. 잡음비율이 40%에 이르면 잡음에 의한 Tonal이 혼재되어 신호의 인식율이 매우 저하되고 있다. 결국, S/N비가 낮은 조건에서는 유효성이 제한될 수 있음을 시사하는 것으로 잡음이 혼합된 신호에서는 3.1절과 같이 주파수선 연결을 위한 처리과정을 통해 보다 강인한 신호추출 기법의 적용이 요구된다.



(a) Gaussian noise = 0%



(b) Gaussian noise = 20%



(c) Gaussian noise = 40%

그림 29. 임계치 $\beta = 0.5$ 초과 Tonal(주파수선) 검출 결과.

Fig. 29. Results of tonal(frequency line) detection exceeding a threshold value $\beta = 0.5$.

Tonal의 강화시키는 처리과정을 거치지 않은 경우, 잡음이 부가된 조건에서는 주파수선을 인식하는데 다소 어려움이 있음을 앞의 시뮬레이션 결과는 잘 보여주고 있다. 따라서 표 2와 그림 18~20에서 Tonal 강화 신경회로망을 적용하여 출력한 실제 선박신호를 대상으로 Tonal 자동인식과 임계치를 적용한 결과를 그림 30과 31에 나타내었다. 그림 30은 선박이 CPA 점을 통과하는 시점의 Tonal 추출 결과이다. 본래의 신호(청색)를 강화시킨 신호(녹색)는 본래 신호보다 크게 규준화 값 범위인 0~1 사이에 분포하고 있다. 일정한 크기 이상으로 출현빈도가 높을 경우는 $z(n)$ 값은 1로 수렴하고, 그렇지 않을 경우는 점차 약화되거나 임계값 이하로 작아져 신호로 인지되지 않게 된다. 강화 처리한 결과에 $\beta = 0.5$ 임계치를 적용하여 최종적으로 추출한 Tonal의 예를 그림 상단에 'O'로 표기 하였다. 그림에서 보는 바와 같이 본래의 신호가 크다고 하여 반드시 유효 Tonal로 선정되고 있지는 않다. 강화 처리한 결과에는 신호의 세기뿐만 아니라 출현빈도가 가중되었기 때문이다.

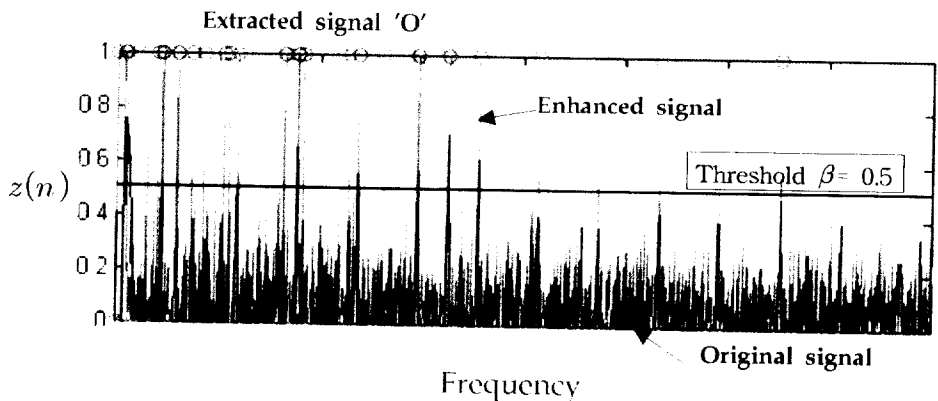


그림 30. 실제 선박신호의 Tonal 강화 및 극대치 탐지 후 추출결과.

Fig. 30. Example of tonal extraction after enhancement and peak detection for real ship signal.

그림 31은 약 5분간 선박이 접근, CPA 및 멀어지는 과정에서 측정한 소음신호에 대해 3.1절의 강화 개념을 프레임별 연속적으로 적용한 결과이다. 그리고 임계치 $\beta = 0.5$ 를 초과하는 Tonal 성분만을 추출한 결과와 임의의 몇 개 프레임에 대한 규준화 Intensity 결과를 예시하였다. 표 2에서 overlap을 80%로 한 Case 2의 경우에 Tonal 추출율이 다소 저하되는 경향을 보이고 있다. 이 같은 현상은 중첩비율이 증가함에 따라 Tonal의 peak 값이 둔화되거나 이전의 신호가 지속적으로 영향을 미침에 따라 본래의 특성이 변형된 것으로 판단된다. 또한, 프레임의 시작이나 끝부분에는 Tonal이 많지 않고 중간부분에 집중되어 있는 현상은 선박이 접근, CPA 및 멀어지는 과정에서 S/N비가 달라지기 때문이다. 특히, 초기 시작단계에서는 이전 신호의 입력이 없어 신호 검출이 적게 이루어지며, S/N 비가 높은 CPA 점에서 가장 많은 Tonal이 검출되고 있다. 선박 소음측정의 이러한 속성을 고려하여 CPA 전후 구간의 신호만을 선정하여 Tonal을 추출하여야 한다.

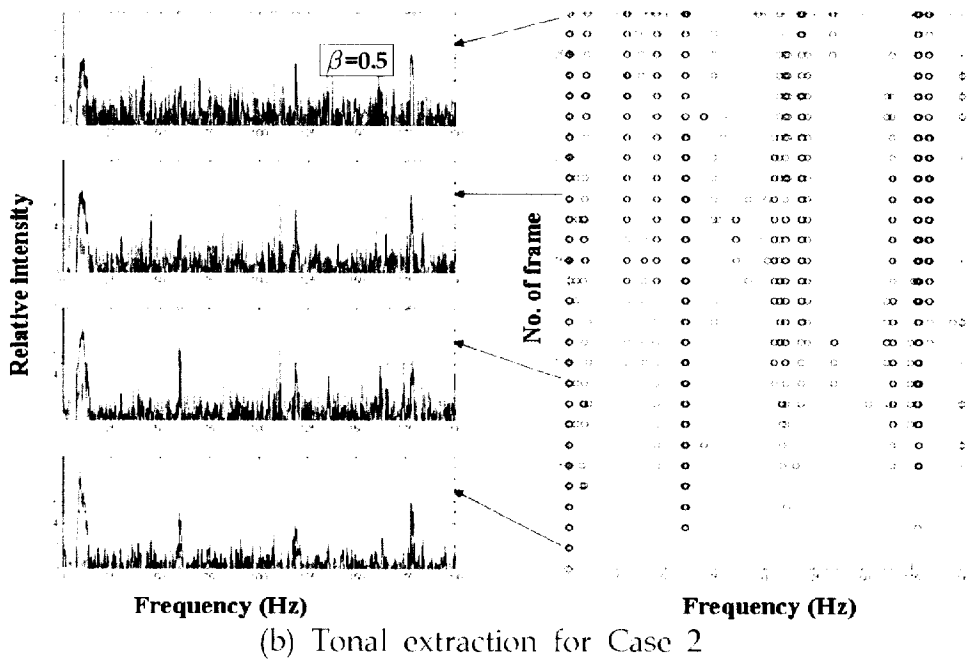
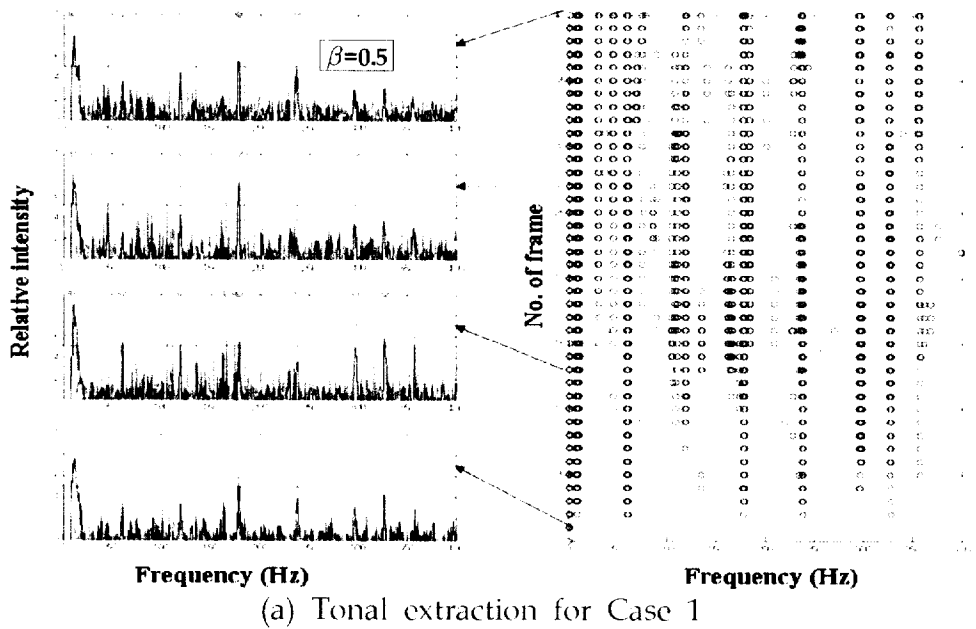
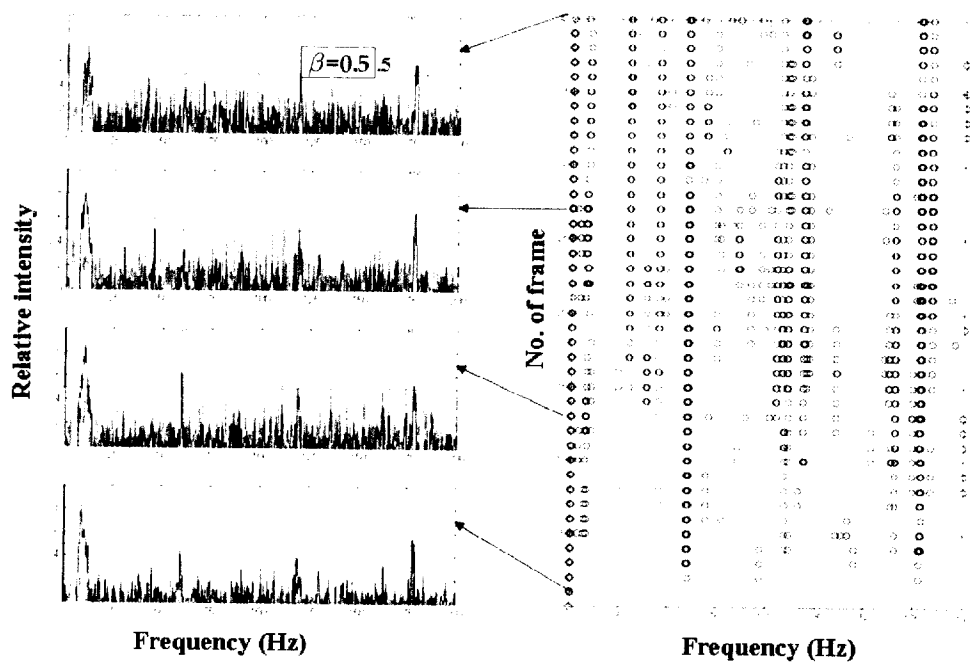


그림 31. 임계치($\beta = 0.5$) 초과성분에 대한 Tonal 추출결과(계속).

Fig. 31. Tonal extraction exceeding threshold value($\beta = 0.5$) with frame step(continued).



(c) Tonal extraction for Case 3

그림 31. 임계치($\beta = 0.5$) 초과성분에 대한 Tonal 추출결과.

Fig. 31. Tonal extraction exceeding threshold value($\beta = 0.5$) with frame step.

3.3 Tonal 신호 속력 종속성 분류 접근방법

Tonal 신호가 속력 종속성분인지 아닌지를 분류하기 위해 임계치를 초과한 주파수 성분을 추출한 후 앞서 언급한 바와 같이 2가지 방법으로 Tonal의 발생원인을 분류하였다. 이는 발생원인에 따라 Tonal 신호의 주파수 변화폭이 서로 다르게 나타나는 것을 고려한 Q-factor 개념과 프레임별 주파수의 가변 패턴을 신경회로망에 학습시킨 후 패턴인식에 의한 방법이다. 이들 두 가지 분류방법을 적용하여 얻어진 결과에 대해 식별 정확도를 상호 비교 검토하였다.

3.3.1 Q-factor에 의한 분류방법

Q-factor 개념은 3.2.2절에서 구한 임계치를 초과한 주파수 성분에 대해 선택한 프레임 영역에서 출현 빈도와 Tonal의 크기를 합산하는 과정이 필요하다. 최종 출력 값은 선택된 Tonal 주파수별 진폭과 폭으로 표시된다. 전후 Tonal 신호가 누적/합산됨에 따라 주파수 가변성분은 점차 폭이 넓어지나 크기는 상대적으로 감소하는 경향을 보이게 된다. 반면, 주파수가 변하지 않는 비종속 성분은 시간상에서 누적처리 하더라도 크기와 주파수 대역폭의 변화가 나타나지 않는다. 따라서 크기와 폭의 비를 이용한다면 신호의 성질을 쉽게 분리할 수 있다. Q-factor는 공진 회로에서 주파수대 진폭의 관계도를 표시하는 개념이나 속력 종속여부의 특성이 Q-factor에 잘 반영되어 있다. 또한, 누적 처리한 Tonal의 중심 주파수에서 높은 크기를 보이고 있어 일반적인 공진특성의 첨예도를 나타내는데 사용되는 quality factor Q를 도입하게 되었다 [32]. 결국, 속력 종속 여부에 따른 주파수 폭의 차이를 바탕으로 Tonal 신호의 중심 주파수와 폭으로 Q-factor 산출이 가능하다. Q-factor에 의한 분류는 Tonal이 조화

파로 분석되는 경우에도 고조파 차수에 관계없이 동일한 Q 값을 주게 됨으로서 속력 종속/비종속을 보다 강인하게 분류하는 장점을 갖고 있다. 그림 32는 일반적인 공진회로에서의 주파수대 진폭관계를 나타낸 것이다.

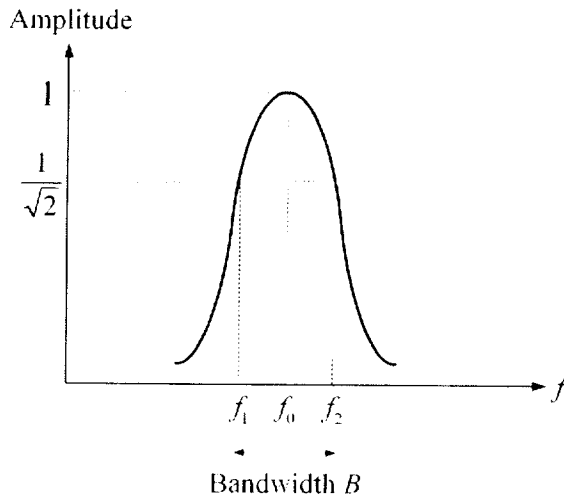


그림 32. 공진회로에서의 주파수대 진폭 관계.

Fig. 32. Amplitude versus frequency for the resonant circuit.

그림 32에서 f_0 는 공진주파수에서의 진폭을 나타내고, f_1 및 f_2 는 각각 반전력(half power) 주파수를 나타낸다. B 는 $f_2 - f_1$ 으로 반전력 주파수 대역폭으로 공진 주파수에서의 진폭의 -3dB 되는 주파수간의 거리를 나타낸다. 공진회로에서 Q-factor는 반전력 주파수의 대역폭과 공진주파수에 의해 다음과 같이 정의 된다 [32].

$$Q = \frac{f_0}{B} \quad (24)$$

Q-factor는 대역폭과 중심 주파수에서의 크기로 결정되므로 같은 소음의 세기라도 대역폭이 넓으면 Q 값은 작게, 대역폭이 좁으면 커지게 된

다. 그러나 실제 신호에서처럼 잡음이 부가되었거나 주파수와 크기가 불규칙하게 변하는 경우는 중심 주파수와 -3dB 위치의 대역폭 판단이 용이하지 않은 경우도 있다. 즉, 합산 처리한 Tonal의 peak 점이 2~3개로 분리되거나, 좌우 비대칭적인 형태로 나타날 경우는 Q-factor 산정이 어려워진다. 이러한 점을 보완하기 위하여 대역 폭 B 값 자체를 동시에 고려하는 개념을 적용하였다. B 값은 누적 처리한 Tonal의 폭으로 신호의 발생기원 분류하는데 중요한 기준이 된다.

그림 33은 공진특성을 갖는 신호의 분산 20Hz인 가우시안 분포를 그린 것이다. 그림 34(a)와 같이 가우시안 분포 특성을 갖는 신호를 대상으로 Q-factor에 의해 신호 분류가 가능한지 수치 시뮬레이션 하였다. 신호는 10 프레임 동안 앞에서부터 0, 1, ..., 7Hz 범위의 주파수 변동 폭을 갖는 8개의 신호이다. (b)는 이 신호를 각 주파수 영역에서 가산한 신호이며, (c)는 신호의 대역폭 및 (d)는 계산한 Q 값을 표시하였다. 그림 (d)에서 주파수 변동폭이 크면 클수록 Q 값은 작아지고 있다. 실제 주파수 변동 폭이 큰 경우에는 쉽게 분리되나, 주파수 변화가 작은 경우는 오분류의 가능성이 있다. 따라서 신호의 속성 분류에 적용한 Q-factor 개념은 누적한 대역폭 자체와 Q 값을 동시에 고려하였다. 즉, 누적 대역폭이 $\pm 1.5\text{Hz}$ 를 초과하는 경우는 어떠한 경우라도 속력종속 성분으로 결정토록 하였으며, 최대 진폭 값을 '1'로 규준화한 결과에서 0.2(백분율 20)를 초과하면 속력 비종속, 미만이면 속력 종속으로 분류하였다. 위와 같은 기준을 적용하더라도 그림 34(d)에서 보는 바와 같이 10 프레임 동안 1Hz(변위 폭 ± 0.5) 변화가 있는 2번째 성분의 경우는 Q 값이 0.3 수준으로 속력 비종속 성분으로 분류되고 있다. 이상의 결과를 바탕으로 속력 종속성분과 비종속 성분을 적절한 대역 폭 값에 의해 분류하게 된다.

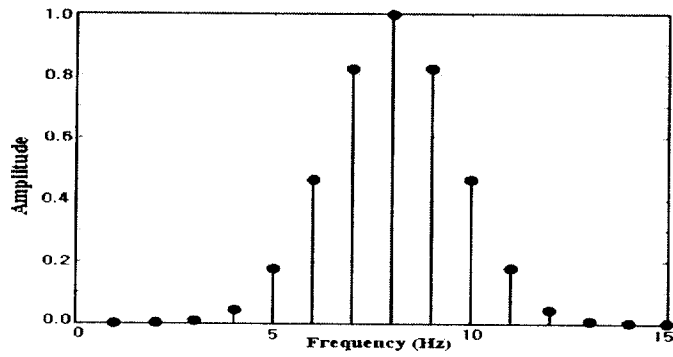


그림 33. 분산 20Hz의 가우시안 분포.

Fig. 33. Gaussian distribution of 20Hz divergence.

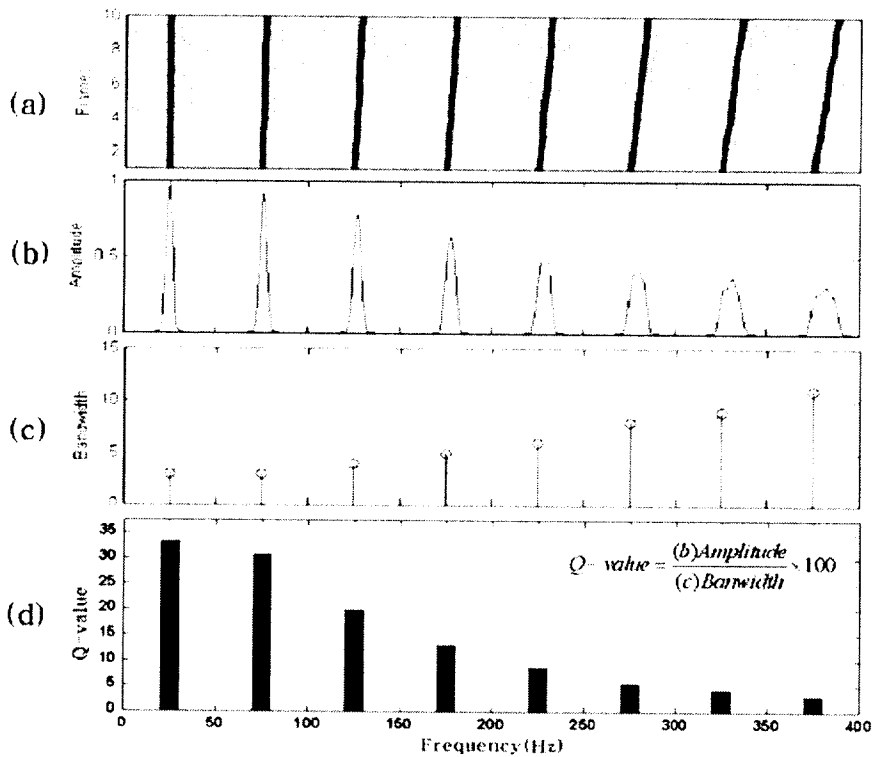


그림 34. 신호형태에 따른 진폭(f_0) 및 대역폭(B)의 변화.

Fig. 34. Variation of amplitude(f_0) and bandwidth(B) according to signal pattern.

Q-factor의 신호 속성분류 성능 검증을 위해 그림 27의 종속성 여부를 알고 있는 모사신호에 대해 적용하였다. 그림 35는 Q-factor를 이용하여 Tonal의 속력 종속성 여부에 대해 분류한 결과이다. 위에서부터 가우시안 잡음비 0%, 20% 및 40%에 해당한다. 그림에서 세로축 값은 표준화한 상대적 세기(relative intensity)를 의미하며 잡음 비율이 높아질수록 상대적 세기는 약화되고 있다. 잡음이 없는 경우와 40%의 잡음이 혼합된 경우 신호의 상대적 크기는 50% 이상 축소되는 경향을 보이고 있으나 Tonal의 존재 유무를 인식하는 데는 큰 차이가 없어 보인다. 여기서 적용한 모사 신호의 세기는 프레임에 따라 변동이 없으므로 Q-factor는 각 주파수별로 임계치를 초과하는 값의 출현 회수가 최종결과의 크기(f_0)를 결정하는데 크게 기여하게 된다. 만일, 신호가 속력 비종속인 경우 주파수 변동이 없어 각 프레임별로 계산한 Q-factor와 비슷한 값을 가지게 되는 반면, 신호가 속력 종속인 경우는 중심주파수가 좌우로 이동하므로 각 주파수별로 가산한 결과는 전체적으로 낮은 Q-factor 값을 갖게 된다. 각 프레임 하나만으로는 신호가 속력 종속인지 비종속인지 판별은 불가능하나, 전체 혹은 적정 구간 프레임의 값을 가산한 후에는 신호의 속성 분류가 가능하게 되는 것이다.

그림 35에서 속력 종속성분으로 분류된 것은 'o'로, 비종속 성분으로 분류된 것은 'x'로 그림 중앙에 신호별로 표시하였다. 분류결과 ①~⑩번 모든 신호가 본래의 속성대로 100% 일치하게 분류하고 있다. 가우시안 잡음이 40%인 조건에서도 상대적 세기는 약화되나 신호의 속성 인식은 오류 없이 정확하게 하고 있음을 보여준다. 이는 속력 종속신호에서 주파수 변화폭이 크면 클수록 주파수 영역에서 합산됨에 따라 신호의 폭이 넓어지는 현상에 의한 것이며 반대로 진폭이 낮아는 경향 때문에 나타난 현상이다.

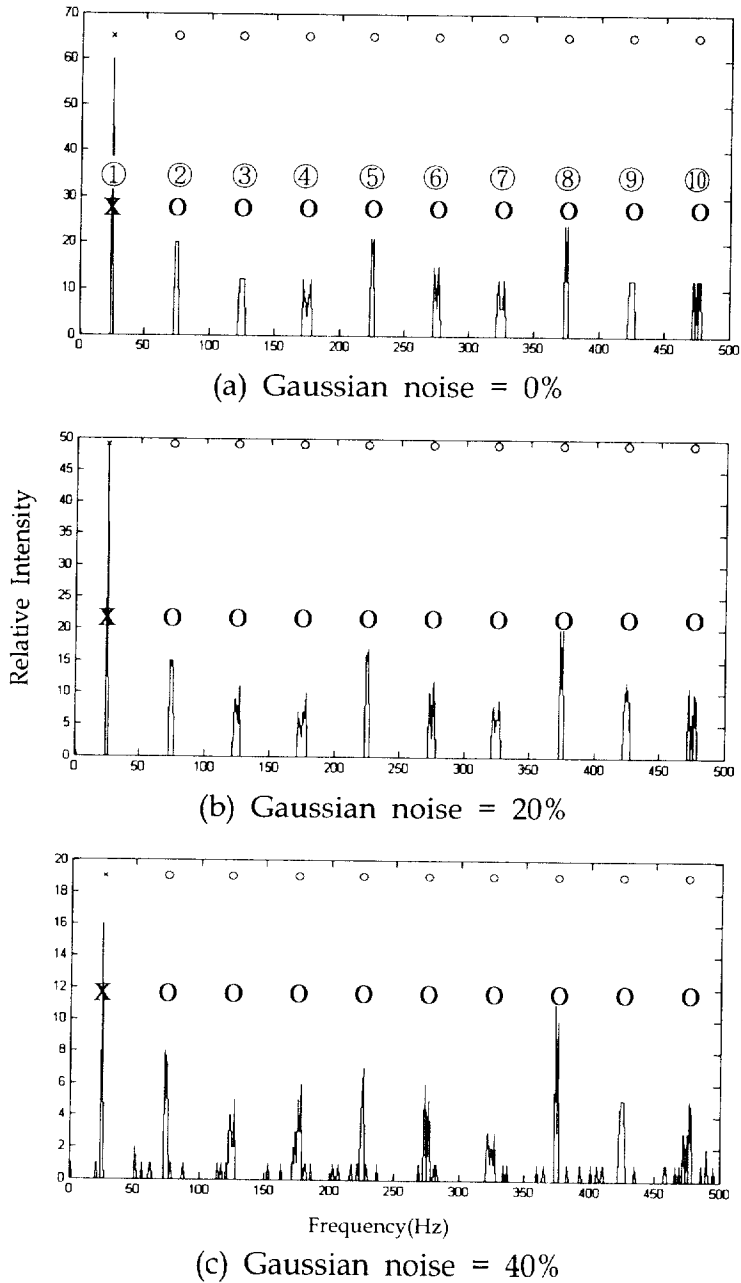


그림 35. Q-factor를 이용한 Tonal 모사신호의 속성분류 결과.

Fig. 35. Results of tonal property classification applied by Q-factor
('x' : uniform frequency, 'o' : varying frequency).

3.3.2 패턴 인식에 의한 분류방법

그림 36은 속력 종속/비종속 성분 분류를 위해 도입된 신경회로망이다. 이 회로망은 입력층과 출력층 사이에 은닉층이 존재하는 계층구조로서 다층 퍼셉트론의 구조를 이룬다. 이 구조는 출력층에서 입력층으로의 직접적인 연결은 존재하지 않는 전방향 회로망이다 [29-31]. 패턴 인식 기법을 이용하여, 입력층과 중간층을 연결하는 뉴런들의 연결강도를 학습을 통해 구하며, 학습이 되어진 회로망에 식(21)의 결과를 입력시켜 신호의 속성분류에 적용한다. 최종적으로 출력되는 기대 값은 속력 종속성분, 속력 비종속 성분, 신호 없음 등 3종류로만 분류한다. 이는 각각 $C(1)$, $C(2)$, $C(3)$ 로 3개의 출력 뉴런으로 속력 종속성분의 경우 1, 0, 0이며, 속력 비종속 성분은 0, 1, 0, 신호 없음은 0, 0, 1로 출력하게 한다.

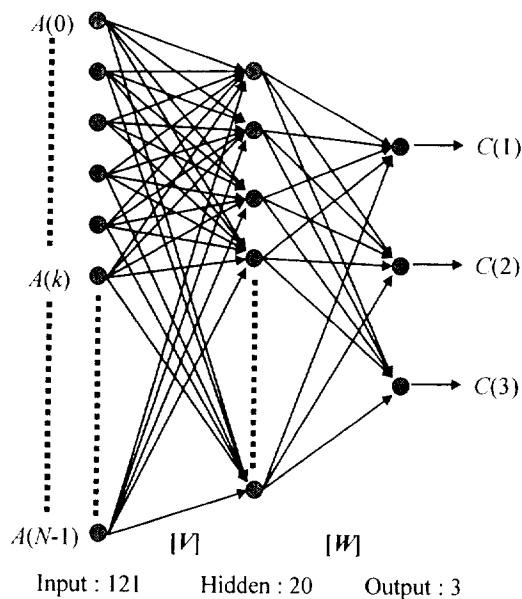
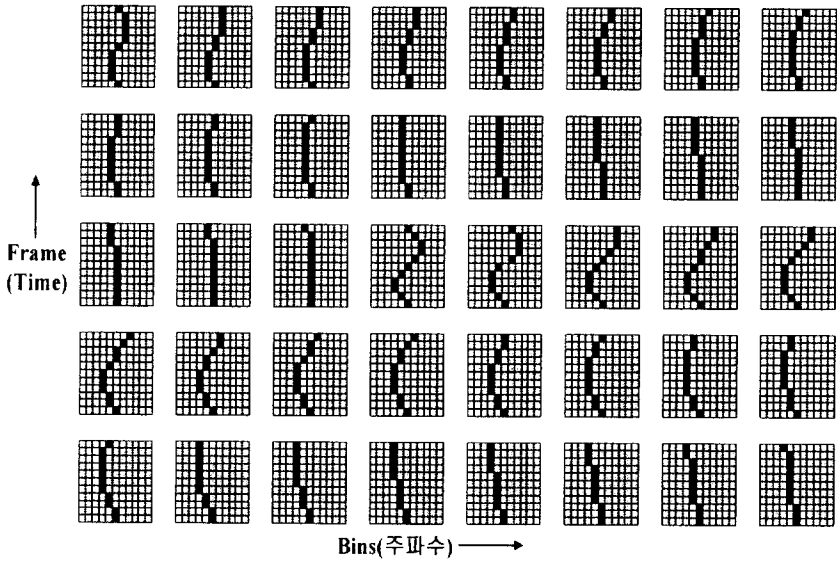


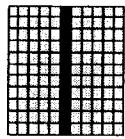
그림 36. Tonal 속력 종속/비종속 판단을 위한 신경회로망.

Fig. 36. Neural network for decision of speed dependent or independent of the tonal.

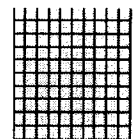
그림 37은 속력 종속/비종속 성분 분류 신경회로망에 입력할 입력 패턴을 나타낸 것이다. 학습 패턴은 시간상(프레임)에서 신호의 주파수 변동 폭을 고려하여 모두 194개의 패턴으로 구성하였다. 그림 37의 82개 학습패턴은 변동 폭을 $\pm 2\text{Hz}(\text{frame})$ 로 하고 시간축 상에서 비교적 완만한 변동을 갖는 신호로 구성하였으며, 그림 38(a)는 주파수 $\pm 3\text{Hz}$ 변화폭에 대한 52개의 패턴이다. 또한 그림 38(b)는 주파수 변동 폭을 넓게 한 $\pm 4\text{Hz}(\text{frame})$ 범위에서 변할 경우를 고려한 60개의 학습패턴이다.



(a) Speed dependent(symmetric : 40×2 patterns)



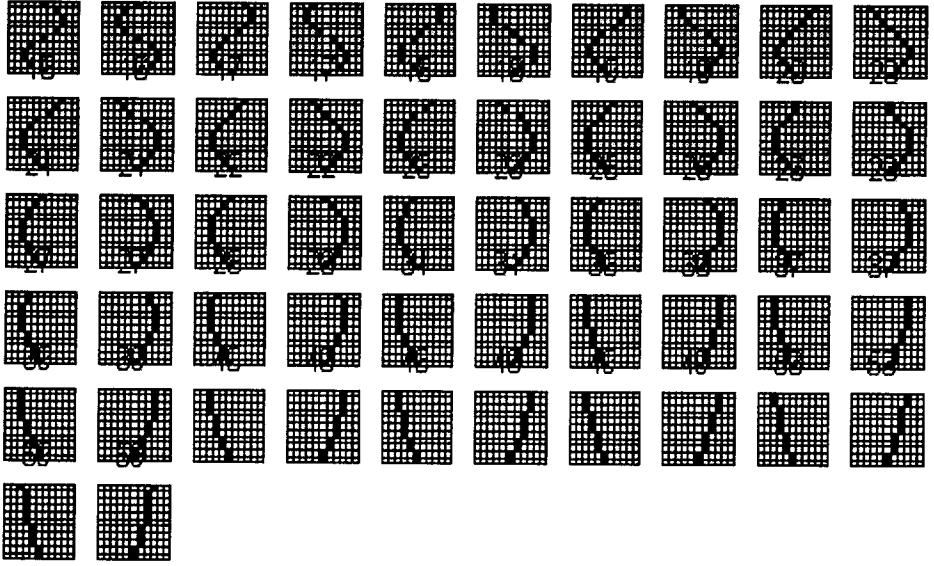
(b) Speed independent



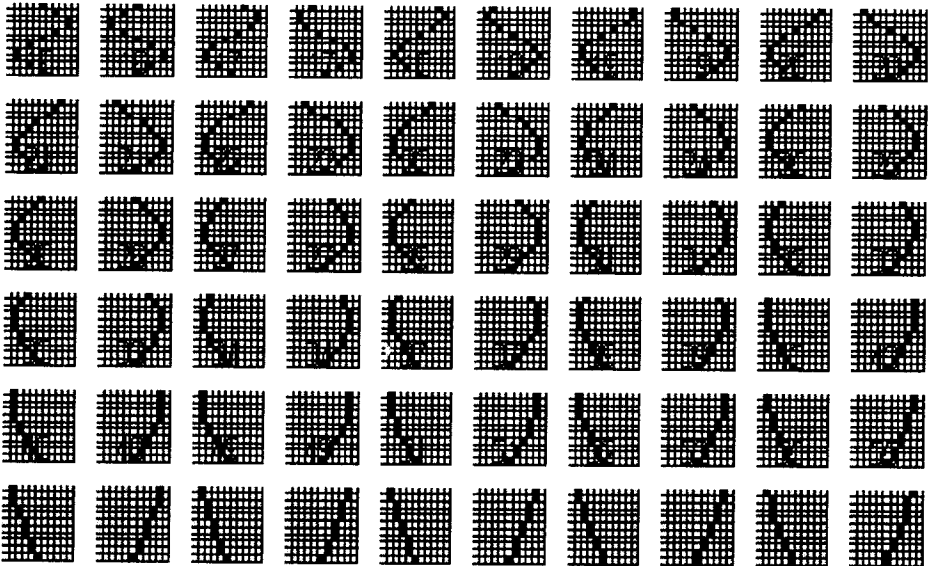
(c) No signal

그림 37. Tonal 속력 종속/비종속 판단을 위한 신경회로망용 학습 패턴.

Fig. 37. Neural network learning patterns for decision of speed dependant or independent of the tonal.



(a) Learning patterns with bandwidth variation $\pm 3\text{Hz}$.



(b) Learning patterns with bandwidth variation $\pm 3\text{Hz}$.

그림 38. 주파수 변동폭을 3~4Hz로 넓힌 신경회로망용 학습 패턴.

Fig. 38. Neural network learning patterns in case of frequency variation to 3~4Hz.

학습용 패턴은 2차원이나 입력층의 뉴런은 1차원으로 구성되어야 함으로 그림 39와 같이 2차원 패턴을 1차원 패턴으로 변형시키는 과정이 필요하다. 1차원 변형 패턴은 가로, 세로 11개의 주파수 빈(bin)과 11개의 프레임으로 총 $121 (= 11 \times 11)$ 개의 입력층 뉴런 수가 되며, 은닉층의 뉴런 수는 20개가 되도록 구성하였다. 이 같은 학습패턴은 속력 종속성분이 192개, 속력 비종속 성분이 1개, 신호 없음이 1개 등 모두 194개이다. 패턴학습 방법에 의한 신호 속성분류의 정확도는 실제 신호에 어느 정도 근접하게 학습패턴을 구성하느냐에 따라 큰 영향을 받을 것으로 예상되나, 본 연구에서는 11 프레임 동안 최대 주파수 변동 폭이 $\pm 4\text{Hz}$ 이내라는 가정하에 종속성분의 패턴을 구성하였다.

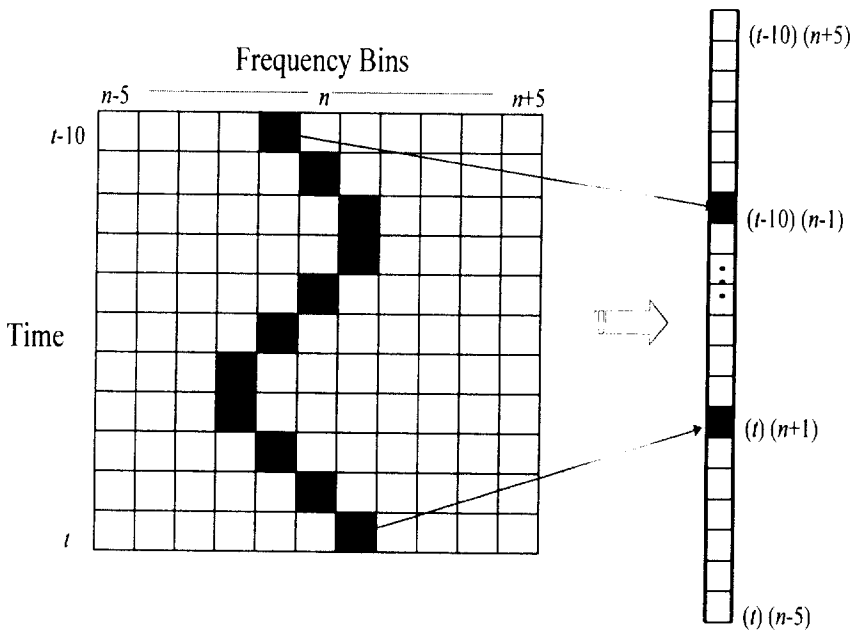


그림 39. 신경회로망 학습을 위한 학습패턴 차원전환.

Fig. 39. Conversion of input pattern for neural network learning.

그림 40은 신경회로망에 학습을 시켰을 때 학습곡선의 수렴시점에 대한 예로써, 학습 횟수가 증가함에 따라 회로망의 출력 값이 원하는 출력 조건에 수렴하는 것을 보여주고 있다.

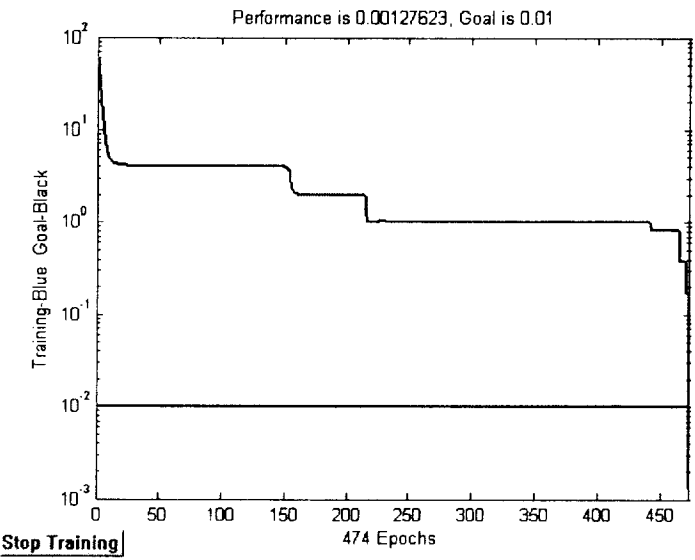


그림 40. 신경회로망의 학습 곡선의 수렴시점(예).

Fig. 40. Example of learning convergence in neural network.

신경회로망에 학습방법에 의한 3종류의 최종 출력형태는 다음과 같이 주어진다.

	C(1)	1, 0, 0	속력 종속
3-type output :	C(2)	0, 1, 0	속력 비종속
	C(3)	0, 0, 1	신호 없음

그림 41에 실제 패턴인식에 의해 출력된 3가 형태의 결과를 예시하였다. 주파수가 변하는 속력 종속성분은 그 경우의 수가 매우 많이 존재하나, 출력 값이 (1, 0, 0)으로 주어지는 예에 대해서 3가지만 표시하였다. 반면 주파수가 변하지 않는 비종속 성분과 신호가 없는 경우는 신호패턴이 오로지 하나의 경우밖에 없다. 이 결과는 아래 그림과 같다.

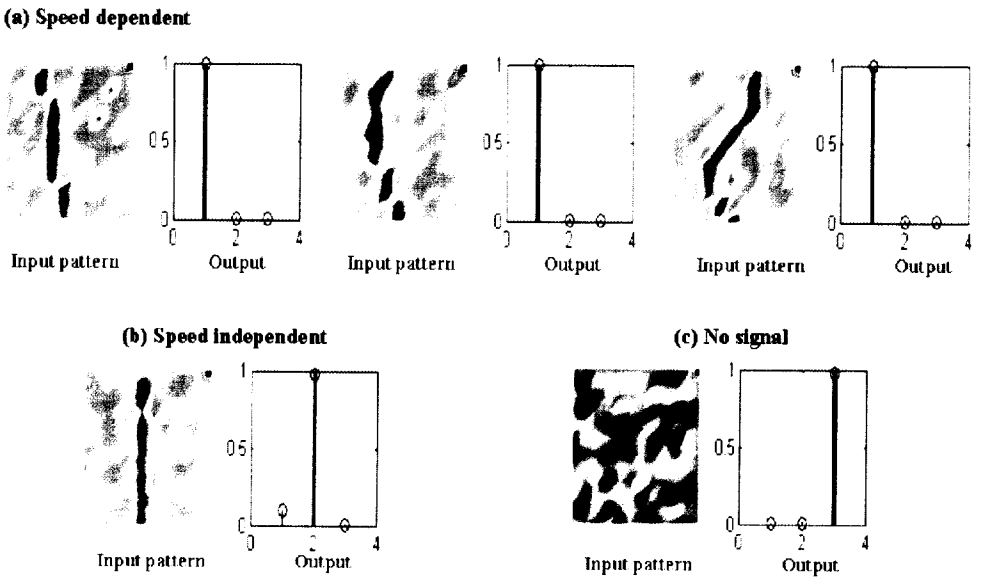
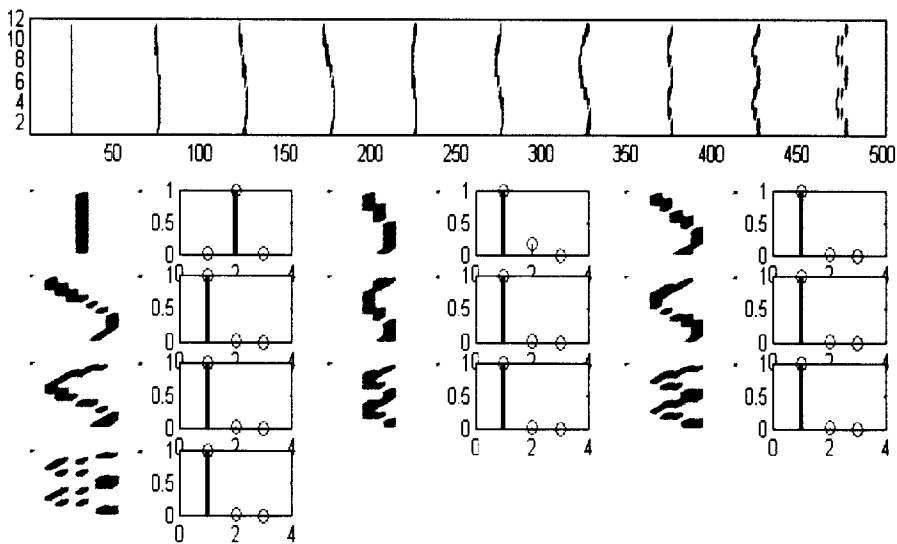


그림 41. 신경회로망 학습에 의한 3가지 신호 분류의 예.

Fig. 41. Classification examples of 3-type signal by pattern learning of neural network.

신경회로망 학습방법의 효율성을 검증하기 위해 앞서 제시한 194개 패턴을 신경회로망에 학습시킨 후, 그림 27에 주어진 시뮬레이션 신호의 속성분류에 적용하였다. 가우시안 잡음비율 0%, 20% 및 40% 조건에서 10개의 모사신호에 대한 분류결과를 그림 42에 나타내었다. 그림의 위 부분 스펙트로그램은 주파수선의 강화처리 후 임계값을 초과하는 성분만을 추출한 결과이다. 아래에 표시한 10개의 신호 셀들은 11×11 프레임 선택영역의 신호이며, 이를 학습패턴에 의해 3종류로 분류한 출력결과를 우측에 도시하였다. 그림 42(a), (b)에서 비종속(0, 1, 0)으로 분류된 신호는 첫 번째뿐이며, 나머지는 모두 속력종속(1, 0, 0)으로 분류하고 있다. 잡음비 0% 및 20% 조건에서는 모사신호에 대해서 속력 종속여부를 오류 없이 정확하게 분류해 내고 있다.



(a) Gaussian noise = 0%

그림 42. 신경회로망의 패턴 학습에 의한 모사신호 분류 결과(계속).

Fig. 42. Classification results of simulation signals by pattern learning of neural network(continued).

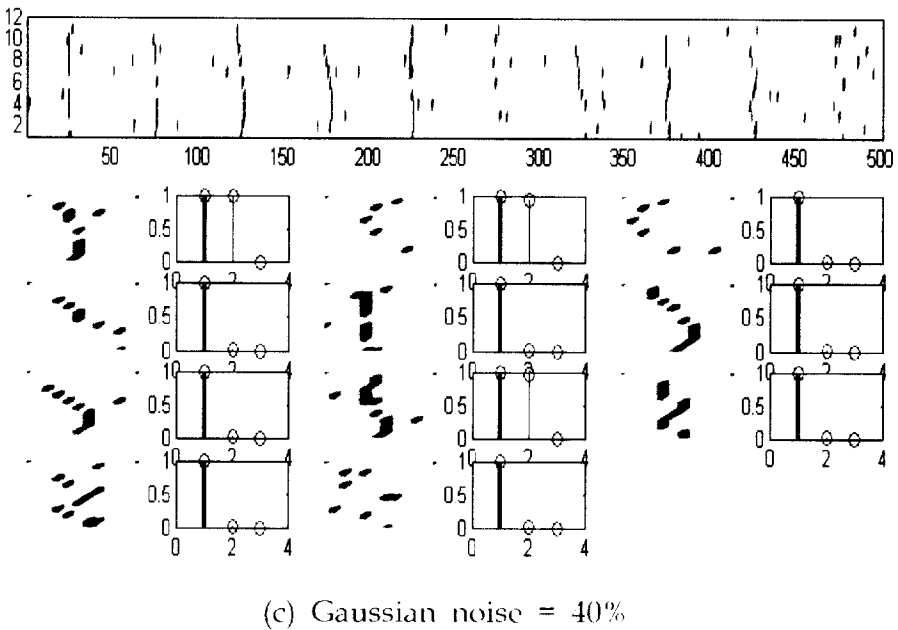
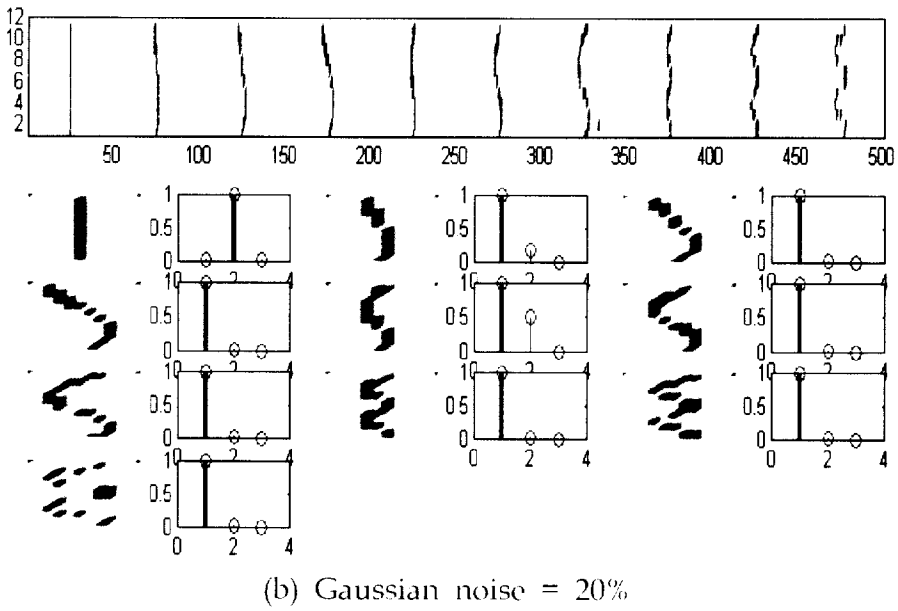


그림 42. 신경회로망의 패턴 학습에 의한 모사신호 분류 결과.

Fig. 42. Classification results of simulation signals by pattern learning of neural network.

가우시안 잡음비율이 40%인 경우는 잡음이 신호로 인식되어 총 11개의 신호가 있는 것으로 분류하고 있으며, 1, 2 및 8번째 결과는 잡음 성분에 의해 속력 종속/비종속 속성이 모두 나타나는 것처럼 출력하고 있다. 예상하고 있는 바와 같이 S/N 비가 저하될 경우, 신호 인식률이 낮아지는 경향이나 1번 신호에 대한 오인식을 제외하고는 90%이상 정확하게 분류하고 있는 것으로 판단된다.

그림 43은 실제 선박신호에 대한 속성분류 결과를 예시한 것으로, 특정 프레임 구간에서 6개의 신호를 선택하여 적용하였다. 본래의 신호 중 1, 2 및 3번 신호는 속력종속, 4, 5 및 6번 신호는 비종속 성분이나, 이 중 3, 4번 신호는 잘못 분류하고 있는 예를 보이고 있다.

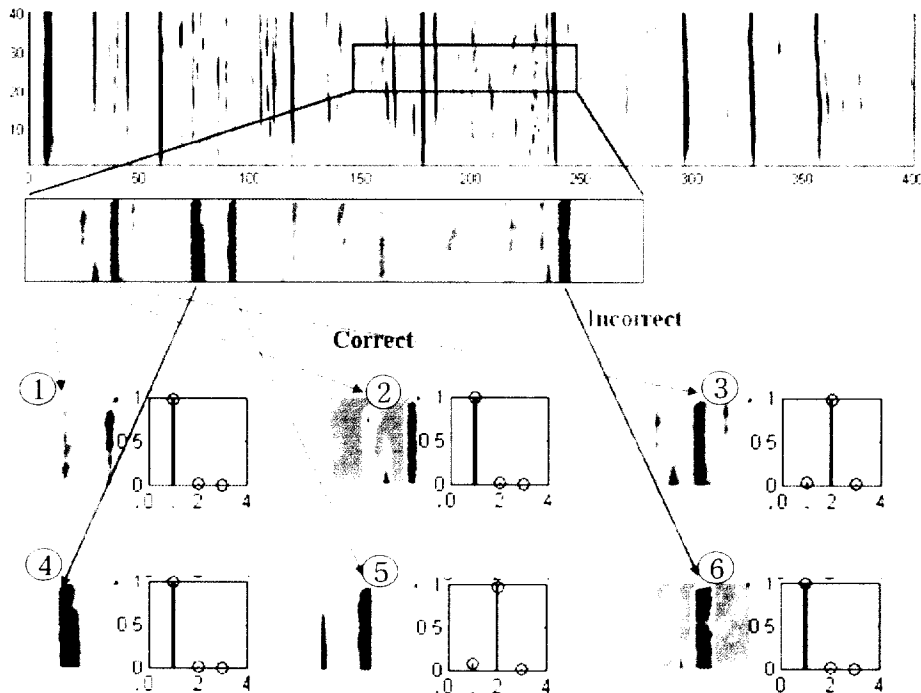


그림 43. 신경회로망 학습에 의한 실제 선박 신호분류의 예.

Fig. 43. Classification examples for real ship signal by pattern learning of neural network.

그림 43에서 보는 바와 같이 모사신호와 다르게 실제 신호에 있어서는 오분류의 가능성이 보다 높아질 수 있다. 오분류의 가장 큰 원인은 Tonal의 끊어짐 현상을 적절히 연결시키는 방법상의 문제와 학습패턴을 얼마만큼 다양하고 정확하게 구성하느냐는 문제일 것이다. 여기서 주파선 강화 및 연결정도에 직접적으로 영향을 주는 역전달(feedback) 계수를 0, 0.2, 0.4 및 0.6으로 증가시키면서 속성분류 비율의 변동성을 검토하였다. 역전달 계수는 식(19)의 α 값으로 이전 프레임의 출력결과가 현재 프레임에 주는 영향정도를 의미하며, α 값을 크게 할수록 앞 프레임에서 발생한 신호영향이 크게 작용한다. 앞 신호의 크기 성분을 다음 신호에 반영하여 주파수선을 이어주는 하나 주파수 변동을 완화시키는 부작용도 있어 적절한 값 설정이 필요하다.

표 3은 가우시안 잡음비율에 따라 역전달 계수 α 값을 변화시키면서 그림 27 모사신호에 대한 속성 분류결과이다. 잡음이 없는 경우는 정확하게 분류하고 있다. 20% 증가시킨 경우는 96% 수준의 정확도를 보이나 역전달 계수를 0.6 조건으로 하면 100% 정확하게 분류하고 있다. 40% 잡음조건에서도 93% 수준의 정확도를 보이고 있으며, α 값의 증가에 속성분류 정확도가 증가하는 경향이다. 이와 같이 잡음환경에서 α 값에 따라 변하는 것은 신호의 연결성능의 차이 때문이다. 그림 44는 잡음비율과 역전달 계수를 변화시키면서 임계값을 초과하는 Tonal을 추출한 결과로 α 값을 증가 시킨 경우에 주파수 선의 이어지는 효과가 커짐을 확인할 수 있다.

표 3. 시뮬레이션 조건별 신호의 분류 정도.

Table 3. Tonal classification accuracy according to Gaussian noise ratio and feedback value for simulation signal.

Gaussian noise rate	Feedback coefficient	Classification accuracy(%)	Mean (%)
0%	0.0	100	100
	0.2	100	
	0.4	100	
	0.6	100	
20%	0.0	91.4	96.0
	0.2	95.7	
	0.4	97.1	
	0.6	100	
40%	0.0	84.3	92.8
	0.2	97.0	
	0.4	94.3	
	0.6	95.7	

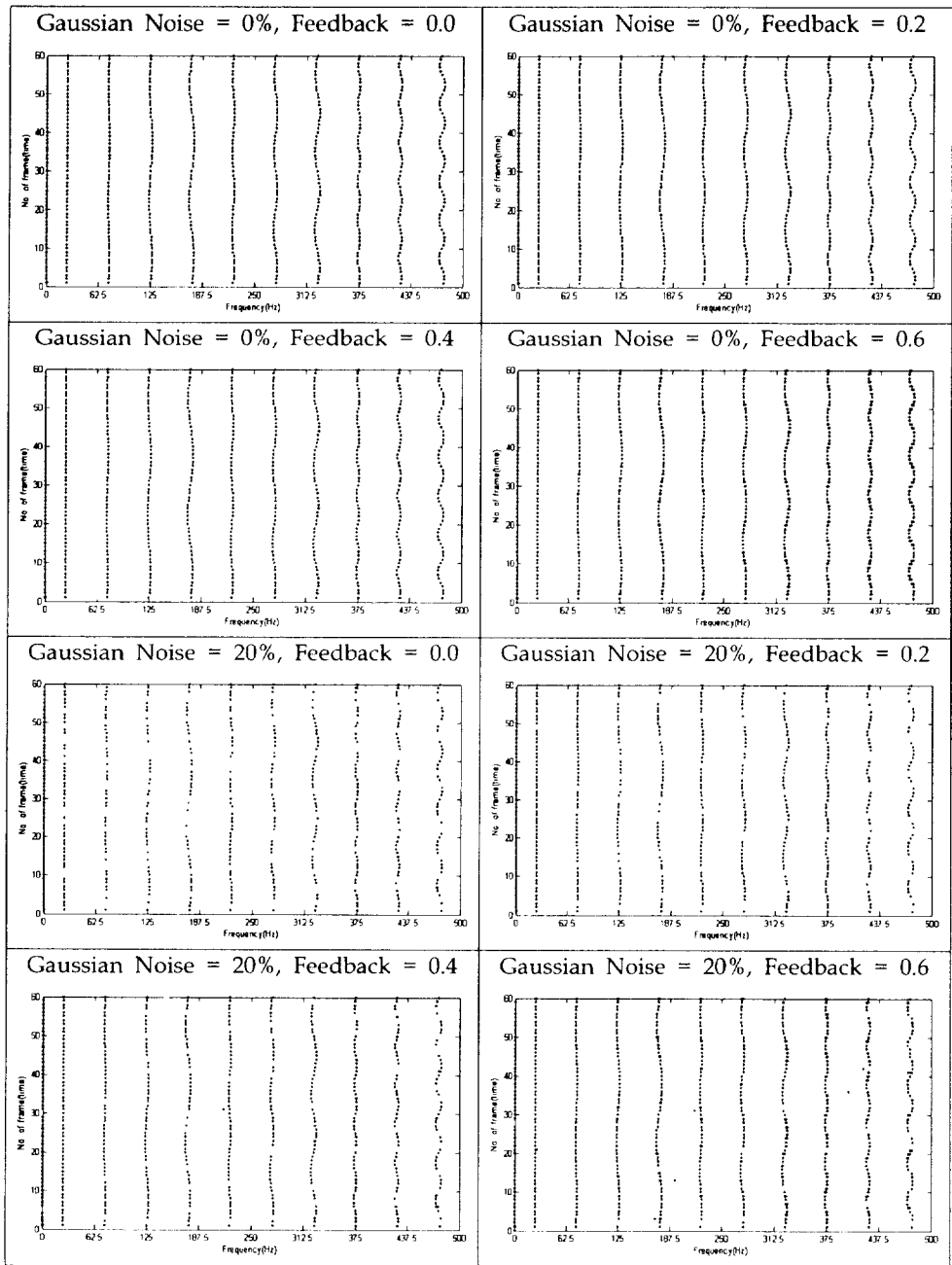


그림 44. 가우시안 잡음과 역전달 계수에 따른 주파선 변화(계속).

Fig. 44. Frequency line intensity variation according to Gaussian noise and feedback coefficient(continued).

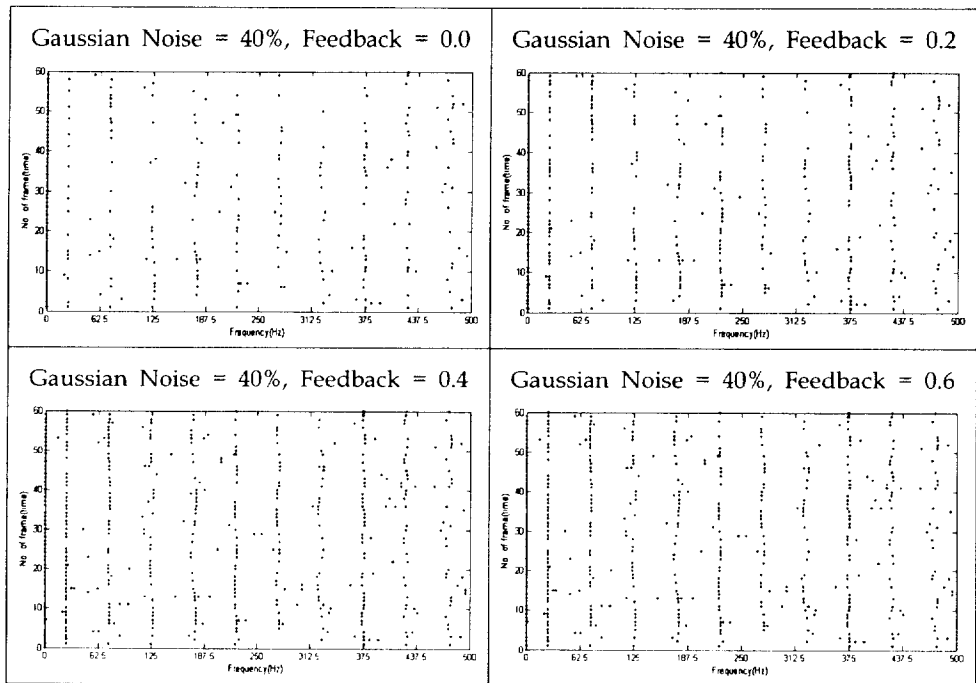


그림 44. 가우시안 잡음과 역전달 계수에 따른 주파선 변화.

Fig. 44. Frequency line intensity variation according to Gaussian noise and feedback coefficient.

제 4 장 실험 및 적용결과

4.1 음원준위 추정 해상실험

4.1.1 해상실험 내용

제 2장과 3장에서 제안한 심해와 천해에서의 방사소음 준위추정 및 Tonal 신호 추출방법은 표준음원 장치로 검증하는 것이 바람직하지만 표 4와 같이 실제 4척의 선박에 대한 수중방사소음을 측정하여 제시된 기법의 타당성을 검토하였다.

표 4. 선박 방사소음 측정 실험 조건.

Table 4. Experiments of ship radiated noise measurement.

Experiments		Hydrophone depth(m)	Ship speed (knot)	Bottom type	Water depth(m)
Ship A	#1	30, 50	11	Clay	1000
	#2	30, 50	17		
	#3	30, 50	11	Find sand	68
	#4	30, 50	17		
Ship B	#5	70	6	Clay	1000
	#6	12	6	Mud	12.5
Ship C	#7	17, 30, 50	17	Find sand	58
Ship D	#8	30, 50, 70, 100, 110	11	Clay	1200

선박 A, B는 수심조건이 천해와 심해로 구분되며, 속력은 동일조건을 유지하도록 하였다. 단지 선내부의 보기류 작동상태는 측정시간 차이로 인하여 다소 차이가 있을 수 있다. 선박 A에 대한 실험은 수심 68m와 1000m 환경에서 11노트 및 17노트에 대해 측정하였으며, 선박 B는 12.5m, 1000m 환경에서 6노트 속력에서 측정하였다. 표 4에서 보는 바와 같이 선박 A의 경우 청음기 깊이는 각각 30m, 50m에 설치하였고, 선박 B의 경우는 심해는 70m, 천해는 해저면에 근접한 12m에 설치하였다. 심해조건은 수심 1000m로 해저면 반사파의 간섭 가능성은 무시될 수 있으나, 천해의 경우는 도파관 현상으로 경계면 반사파에 의한 간섭이 극심하게 발생한다. 특히, 해저면 퇴적층의 물성특성에 따른 반사계수의 차이로 간섭정도나 Bath tube형 간섭무늬 형태가 달리 나타난다. 최근 연구 결과는 음원과 수신기의 위치를 정확히 파악할 수 있다면 간섭무늬 차이를 이용하여 해저면 퇴적물질의 특성 추정이 가능함을 제시하고 있다 [37]. 본 선박소음을 측정한 해역의 해저면 퇴적물질 특성은 Mud, Clay, Fine sand 등 3 type으로 구분되며, 배열순으로 Fine sand가 가장 큰 반사계수 특성을 보인다. 이 같이 퇴적물성 차이로 인한 간섭무늬 형태 차이 또한, 다음의 스펙트로그램 분석결과에 잘 반영되어 있다.

선박 C와 D는 각각 수심 58m인 천해와 1200m인 심해환경에서 센서 개수를 3개와 5개로 증가시켜 1회씩 측정한 경우이다. 이 두 경우를 이용하여 극단적으로 나타나는 반사파 간섭무늬 형태와 청음기 수심별 음원준위의 변동성을 고찰하였다. 선박 C에 대해서는 캐비테이션 소음이 성숙되는 속력을 기준으로 광대역 신호의 간섭현상을 보기위해 스펙트로그램으로 분석하였으며, 선박 D는 Tonal의 변동성을 검토하고자 캐비테이션 소음이 발생하지 않는 11노트에서 측정한 결과를 활용하였다. 또한, 1/3옥타브 대역 준위의 변동성에 대해서도 검토하여 수록하였다.

4.1.2 스펙트로그램에서의 간섭무늬 형태

선박 A의 경우, 심해에서 측정한 그림 45(a) 11 노트와 (b) 17 노트의 스펙트로그램에서 저속 조건의 경우는 2kHz 이하에 기계류 소음성분인 다수의 Tonal 신호가 나타나는 반면, 고속 조건에서는 프로펠러 캐비테이션이 발생함에 따라 소수의 Tonal 신호만 확인되고 있다. 또한, 그림 45(a)의 경우에는 2.1.4절에서 기술한 바와 같이 기계적 소음의 깊이 방향 지향성에 의해 해면 반사파가 없어 그림 6과 같이 Bath tube 특성이 거의 나타나지 않고 있다. 그림 45(b)는 수면 하에 있는 프로펠러에서 발생한 캐비테이션 소음에 의해 Bath tube형 간섭 현상은 약하게 확인된다. 이는 캐비테이션 소음이 광대역성 단극음원 특성이므로, 비록 프로펠러가 수면에 근접한 약 3m 수심에 위치한다 할지라도 해수면 반사파와 간섭에 의한 영향이 나타나고 있다 [39-41].

반면, 그림 46의 천해측정 결과에서는 Bath tube형 간섭형태가 매우 뚜렷함을 볼 수 있는데, 이는 해저면 반사파의 영향이 심해에 비해 상대적으로 우세하기 때문이다. 저속 조건보다는 고속 조건이 간섭패턴이 강한 양상을 보이고 있는 것은 광대역성 캐비테이션 소음의 간섭에 의한 것이다. 실제 이 같은 간섭현상은 광대역 신호에만 있는 것이 아니라, 수면하에 설치된 기계류 소음에서도 발생하고 있으나, 방사 지향성과 Tonal이라는 점에서 간섭무늬 형태보다는 그래프 상에 신호의 단속 형태로 나타나게 된다. 측정 수심 30m와 50m 간에도 간섭무늬는 차이가 있다. 이는 반사파의 경로 차에 의해 간섭이 발생하는 주파수가 달라짐으로 인해 서로 상이한 형태를 보이게 된다. 또한, 수심에 따라 다른 양상을 보이는 원인이 기계적 소음의 지향성, 음속구조와 관련된 매질의 영향 및 CPA와 수신기 깊이에 따른 전달손실 변이 Δ 의 특성과 관련이 있다.

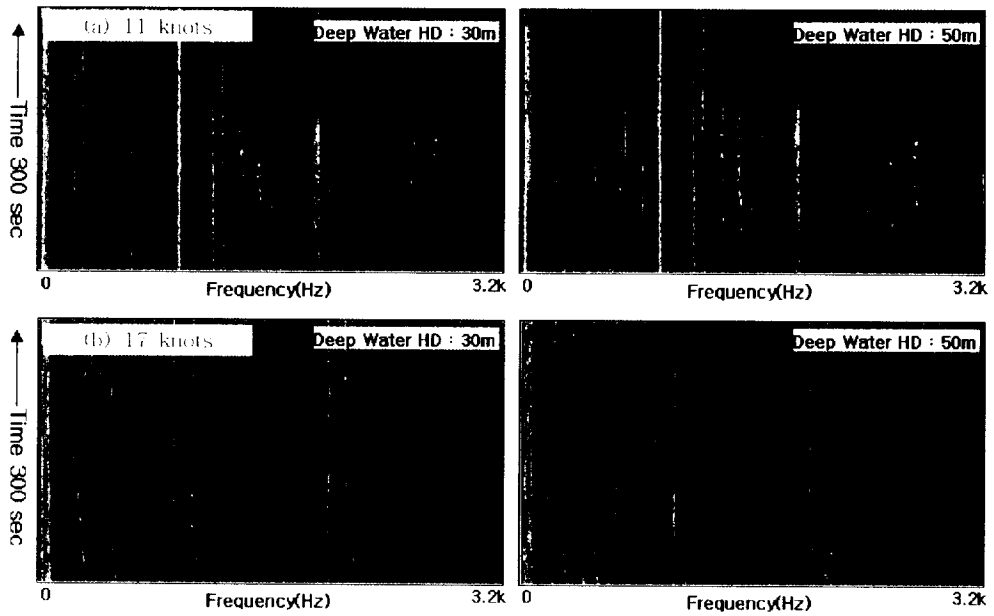


그림 45. 선박 A의 심해 측정자료 스펙트로그램 특성(Exp. #1, 2).
Fig. 45. Spectrogram features in deep water measurement of Ship A.

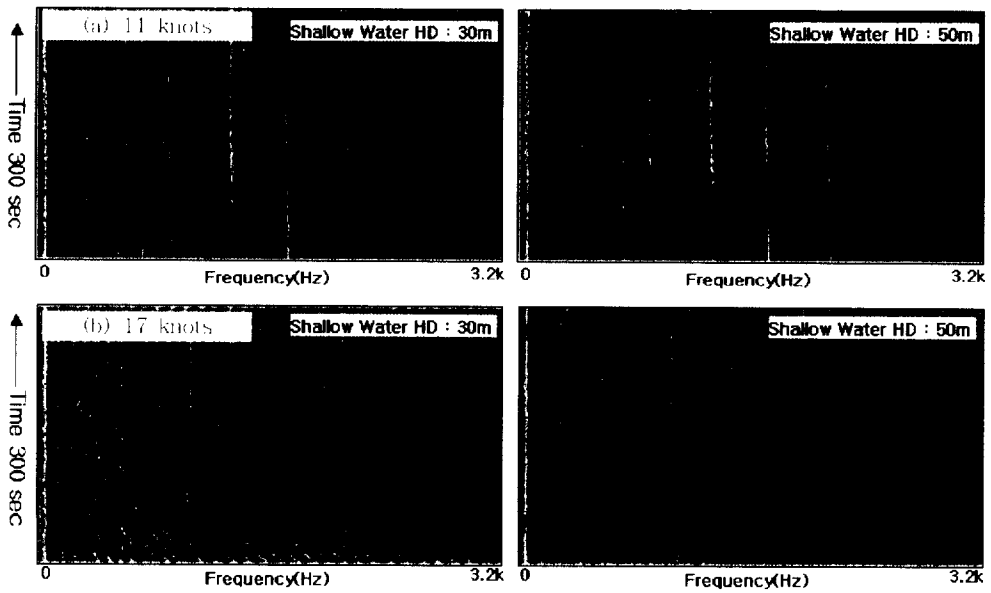


그림 46. 선박 A의 천해 측정 자료 스펙트로그램 특성(Exp. #3, 4).
Fig. 46. Spectrogram features in shallow water measurement of Ship A.

그림 47의 선박 B에 대한 실험은 해역수심이 1000m와 12.5m로 극단적으로 대별되는 환경에서 수행되었다. 12.5m 천해의 경우, 해저 저질은 연성의 Mud 성분으로 음파의 반사계수가 크지 않은 환경임에도 간섭형태는 명확히 나타나고 있다. 선박 B 소음의 천해측정 스펙트로그램에서 Bath tube형 간섭형태는 해저 반사파에 의한 영향이 지배적이다.

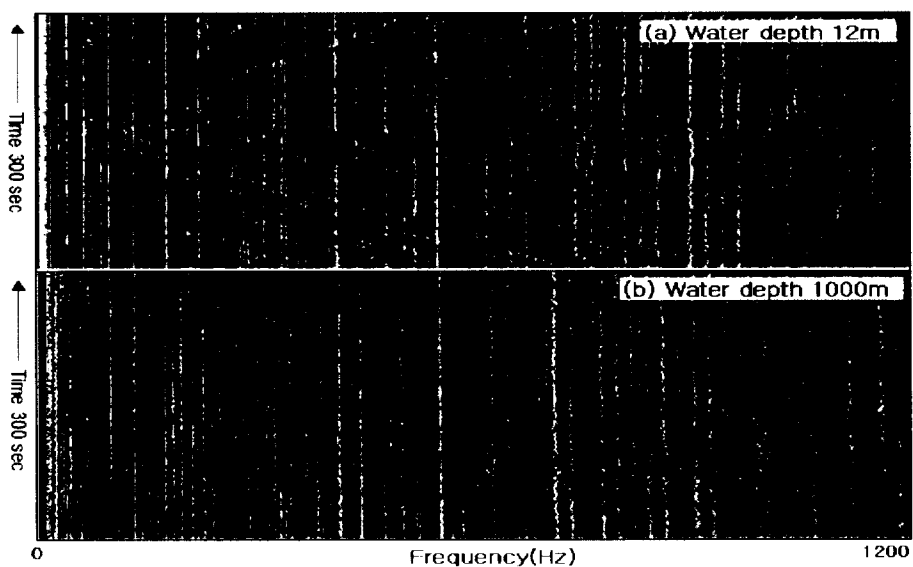


그림 47. 천해 및 심해에서 측정된 선박 B의 스펙트로그램 특성.

Fig. 47. The spectrogram of the Ship B measured in shallow and deep water(Exp. #5, 6).

이와 같은 현상은 제 2장에서 검토한 결과와 잘 일치하고 있으며, 음원준위 산출에 오차의 원인으로 작용하게 되는 것이다. 결과적으로 수신기 깊이에 따라 소음의 크기가 다르게 수신됨으로 방사소음의 음원준위에 대한 산출 오차를 줄이기 위해서는 2장과 3장에서 제시된 방법으로 서로 다른 위치의 수신신호를 평균하는 것이 필요하다.

청음기를 수심 17, 30, 50m에 설치하여 측정한 그림 48의 선박 C 경우를 보면, 수심에 따라 간섭무늬 형태가 서로 상이함을 볼 수 있다. 해저면 퇴적물이 모래로 Mud나 Clay 보다 반사계수가 커 해저면 반사파의 간섭 현상이 강하게 나타나고 있다.

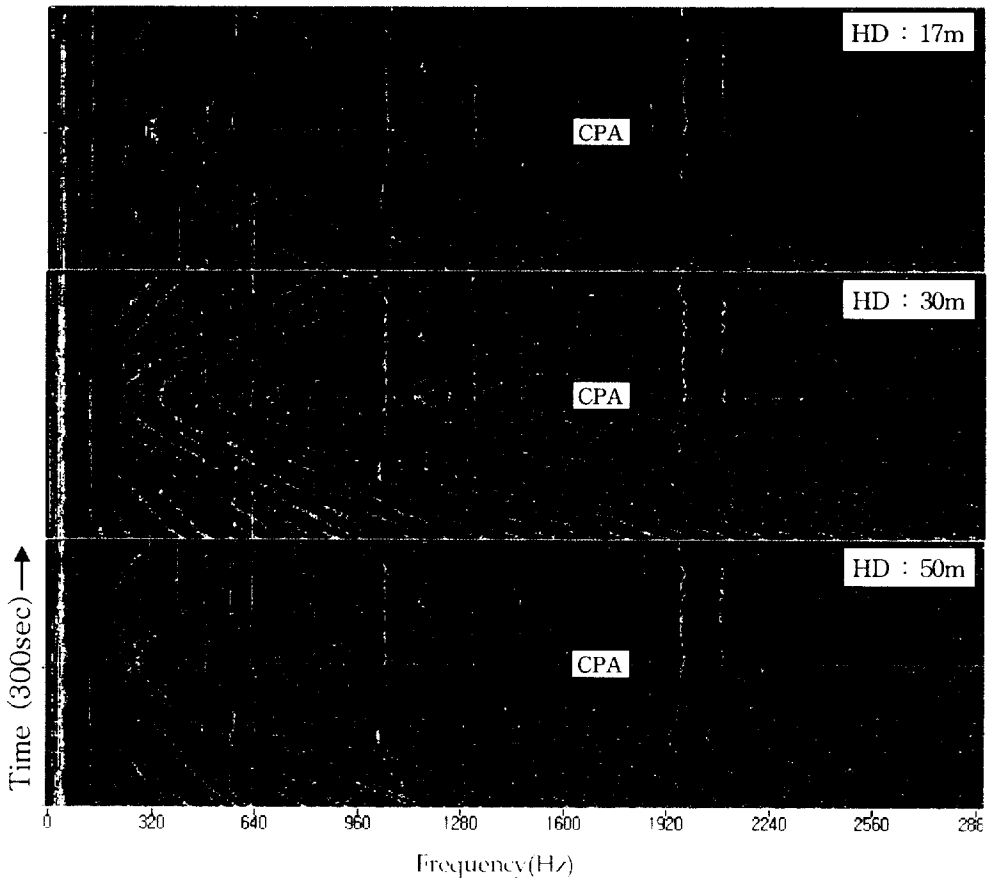


그림 48. 청음기 수심별 간섭형태의 변화.

Fig. 48. A variation of interference pattern with hydrophone depth.

그림 48의 시간 축에서는 선박의 속도가 일정하고 기동침로를 변경하지 않았다면 CPA를 기준으로 상하 대칭적인 형태가 나타난다. 반면, 주파수 축에서는 음원과 수신기 사이의 거리가 연속적으로 변함에 따라 보

강/상쇄 간섭이 일어나는 간격이 다르게 나타난다. 이 같은 차이는 측정 수심과 주파수에 따라 수신음압이 변동하고 있음을 의미하는 것으로 2.1.1절의 식(4), (5)에서 검토한 θ 및 f_B 값이 음원이 움직임에 따라 연속적으로 변한데서 그 원인을 찾을 수 있다. 이를 도식적으로 표현하면, 그림 49와 같이 음원과 청음기 사이 거리 및 주파수 변화에 따라 보강(constructive)/상쇄(destructive) 간섭이 수신점마다 다른 형태를 보이게 되는 것이다.

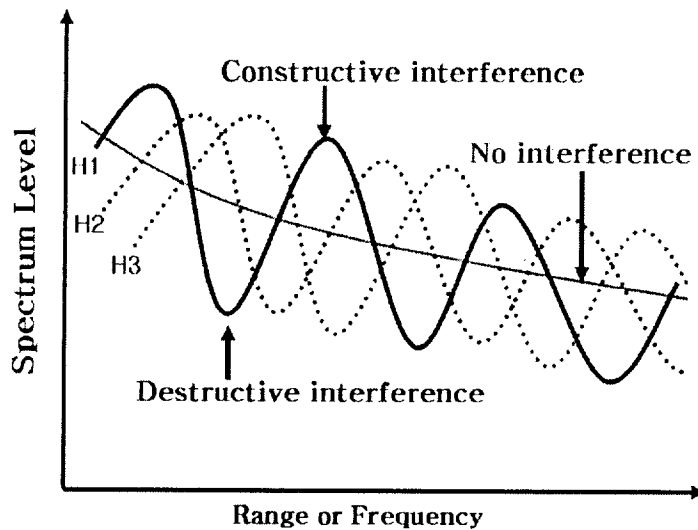


그림 49. 천해 간섭음장에서 주파수 및 거리에 따른 음압변화.

Fig. 49. Dependency of frequency and range for spectrum level fluctuation in interference acoustic field at shallow water.

만일, 등방성 청음기를 이용하여 어느 한 수심에서만 음향신호를 측정 하다면 간섭음장에서 정확한 음원준위 추정은 불가능하다. 따라서 그림 49에서 보는 바와 같이 H1, H2, H3,... 등 여러 수신점에서 측정한 신호

에 대해 시공간적인 평균이 필요하다. 또한, 위와 같은 간섭음장 환경에서는 Tonal 신호의 경우도 강화되거나 약화(소멸)되는 현상이 발생하여 스펙트로그램에서 주파수선이 연결되지 않고 단절되는 형태를 보이게 된다.

4.1.3 소음원 준위의 변동특성

그림 50은 선박 A에 대한 1/3 Octave 대역의 음원준위이다. CPA를 중심으로 10초간 평균(overlap 50%에 20회 FFT 평균)한 다음 2개 청음기 수신음압을 음원준위로 환산하여 다시 조화 평균한 결과이다. 이 과정은 음향신호 대해 시간영역에서의 평균과 수신점을 달리한 공간적인 평균, 그리고 1/3옥타브 대역분석이라는 점에서 주파수 영역에서의 평균 개념이 모두 적용된 결과이다. 그림에서 70~250Hz를 제외한 대역에서는 천해와 심해 음원준위는 3dB 이내로 유사한 값을 보이고 있다. 하지만 70~250Hz 대역에서는 천해와 심해간의 차이가 최대 5.5dB로 1개 청음기 사용시 표준편차 범위인 5.57dB 수준이다. 특히, 주파수 및 시공간 영역에서 평균처리 되었음에도 불구하고 상쇄간섭이 발생하는 200Hz 전후의 대역에서 낮게 평가되고 있다. 이는 간섭현상이 광대역에 걸쳐 발생하여 2장에서 검토한 거리, 주파수, 수심 및 수신기 위치 등에 의해 결정되는 간섭현상을 완화시키기에 불충분한 조건이었기 때문이다. 즉, 배치 간격이나 2개의 청음기만으로는 극복할 수 없는 오차로 간섭오차와 바이어스 오차 Δ 값이 더해져 나타난 결과이다. 참 값에 근접한 결과를 얻기 위해서는 보다 많은 수의 수신점이 필요함을 의미하고 있다.

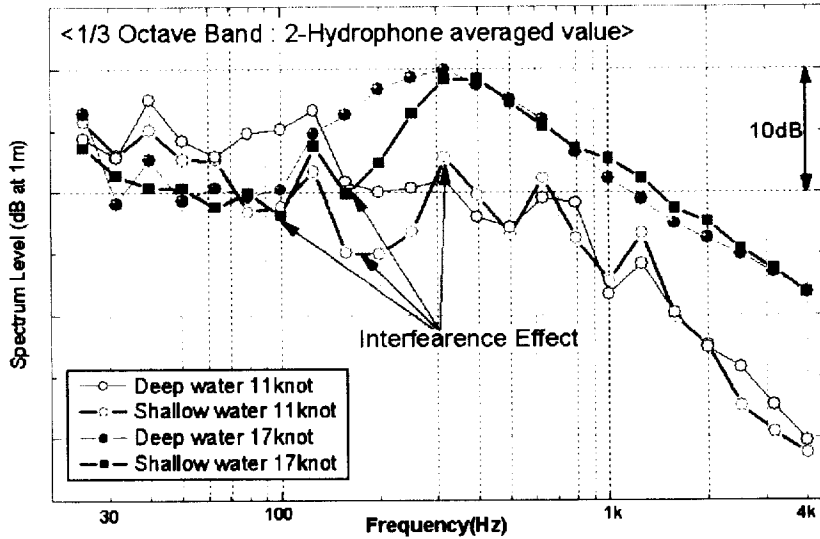


그림 50. 측정 조건에 따른 선박 A의 음원 준위 추정 결과.

Fig. 50. Source level variation of the Ship A with measurement condition.

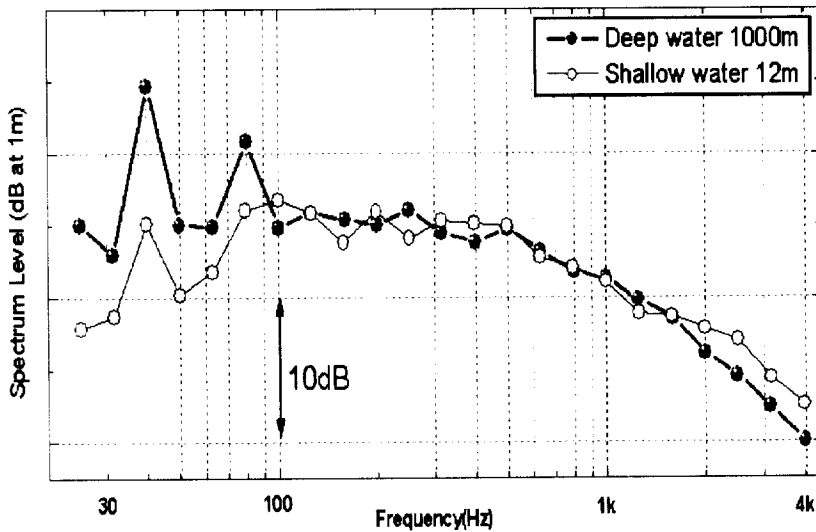


그림 51. 선박 B의 천해 및 심해 음원준위 추정결과.

Fig. 51. Source level of the Ship B measured in shallow and deep water(Exp. #5, 6).

그림 51은 선박 B에 대해 1/3 Octave 대역의 음원준위를 나타낸 것으로 100Hz~2kHz 대역에서는 이상에서는 2dB 이내에서 유사한 값을 보이고 있다. 2kHz 이상은 천해에서 다소 높은 경향이나 이는 추진기 혹은, 배관계 소음원 자체의 변화에 의한 것으로 간섭효과와는 무관하다. 반면, 200Hz 이하 주파수에서는 5~9dB 가량 천해에서 낮게 측정되고 있다. 측정해역이 수심 12m 밖에 되지 않아 도파관 효과에 의한 Mode cut-off 현상이 발생하였기 때문이다. 이러한 현상은 본 논문과는 별도의 관점에서 다루어져야할 부분이다.

또 다른 실험으로 제 2장의 결론에 따라 청음기 개수를 5개로 증가시켜 선박 D를 대상으로 방사소음을 측정하였다. 이는 그림 3의 개념을 적용하여 수심 1200m 심해환경에서 수심 30, 50, 70, 100 및 110m 깊이에 청음기를 설치하였다. 선박의 기동조건은 속도 11노트, CPA 250m이었다. 각 청음기에서 측정된 신호에 대해 1Hz 간격의 협대역으로 연속 FFT 처리한 결과를 16회 평균한 후, 청음기와 선박간의 직선거리를 고려하여 손실량($20\log R$ 적용)을 보정하고 그림 52에 표시하였다. 그림 52는 임의의 Tonal 5개 성분과 광대역(BB : Broad Band) 성분 2곳을 표기하여 해당 성분의 변동성을 고찰하였다. 그림에서 보는 바와 같이 동일한 음원으로부터 동일 시간에 획득한 신호임에도 불구하고 측정 수심별 수신음압이 달리 나타나고 있다. 수직거리 40m인 H3와 H5간에 Tonal 1과 3의 소음준위 차이는 약 9dB 가량이며, Tonal 2와 4는 7dB와 1dB의 차이를 보이고 있다. 4번째 Tonal의 경우는 5개 청음기 수신 음압이 1dB 이내에서 일치하고 있는 반면, 광대역 신호인 BB 1, 2의 경우는 청음기 수심에 따라 최대 7dB의 편차를 보이고 있다. 단지, 본 실험결과에서 나타나고 있는 현상 중 2.1.4절에서 언급한 기계류(Tonal 1~5) 신호의 지향성을 무시할 수 있는 정도는 아닌 것으로 판단된다. 이는 기계류 소

음원이 선박내 배치상태와 연관된 것으로 선저부나 수면하에 설치되었을 경우는 간섭현상에 의해 오차가 발생할 수 있음을 의미하고 있다. 그림에 예시한 편차가 크게 나타나는 Tonal 성분들은 선저 하부에 설치한 기어 및 보기류에서 발생한 성분으로 분석되었다.

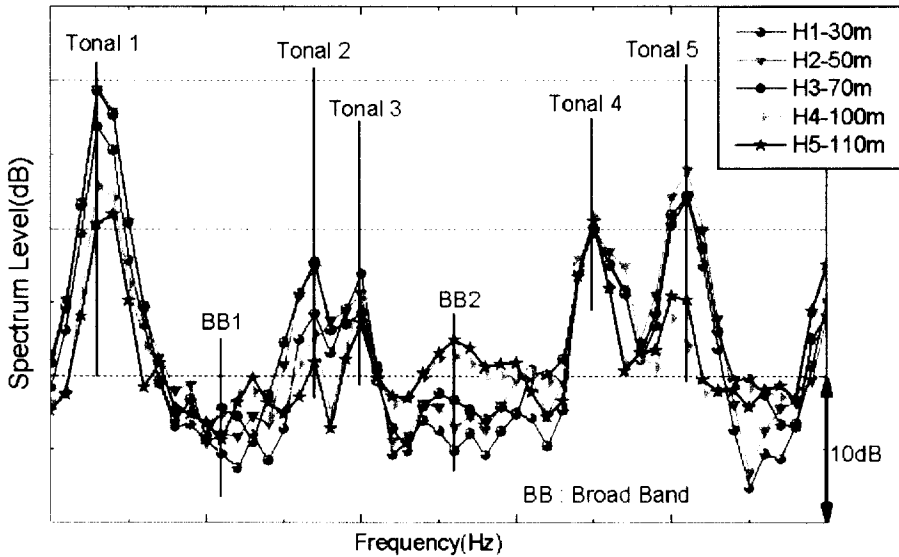


그림 52. 심해환경에서 선박소음 준위의 수심별 변화 시험결과.

Fig. 52. Experiment result of ship radiated noise level variation with depth at deep water environment.

다른 관점에서 검토하면, 본 실험결과에는 반사파의 간섭영향 외에 수심에 따른 음속구배로 인한 수신음압 변화현상이 함께 포함되어 있다. 이는 가변적인 해양환경 요소인데다 근거리에서 측정이 이루어지는 관계로 음속구배의 영향이 적고, 광대역에 걸쳐 방사소음 신호를 측정/분석해야 하는 점에서 다른 해석학적인 관점에서 접근이 필요하여 본 논문에서는 검토하지 않았다.

4.2 실제 선박신호의 Tonal 추정결과

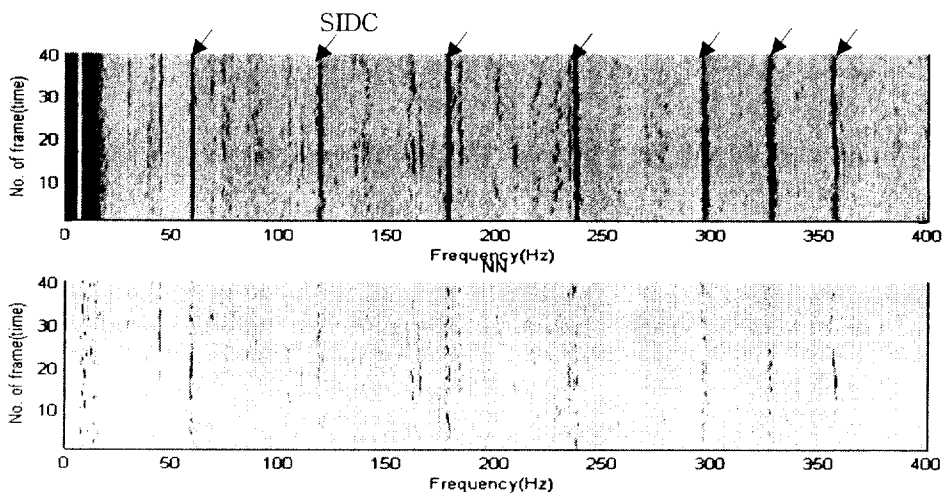
3장의 결과를 바탕으로 제안된 기법을 실제신호에 적용하였다. 사용된 신호의 종류는 각각 다른 4가지 선박의 방사소음으로 편의상 선박신호 1, 2, 3 및 4로 구분하였다.

3장에서와 같은 방법으로 Tonal을 안정화시키고, 차분에 의해 Tonal 주파수를 자동 인식한 다음, 임계치를 초과하는 값을 추출한 후에 Q-factor 및 신경회로망 패턴학습에 의한 속성분류를 행하였다. 신호의 속력 종속성을 판단하기 위한 2가지 방법을 같은 신호에 적용하여 분류 성능을 비교하였다. 그림 53~56은 각각 4종류의 선박신호에 대해 비교 분석한 결과이다. 위에서부터 (a) 본래 신호 및 Tonal 강화처리 후 스펙트로그램, (b) 임계값 초과성분 추출 및 Peak 인식결과, (c) Q-factor에 의한 신호분류결과, (d) 패턴 인식에 의한 결과를 나타낸다. 그리고 마지막에는 Q-factor와 패턴인식 방법의 속성분류 정확도에 대해 비교하였다.

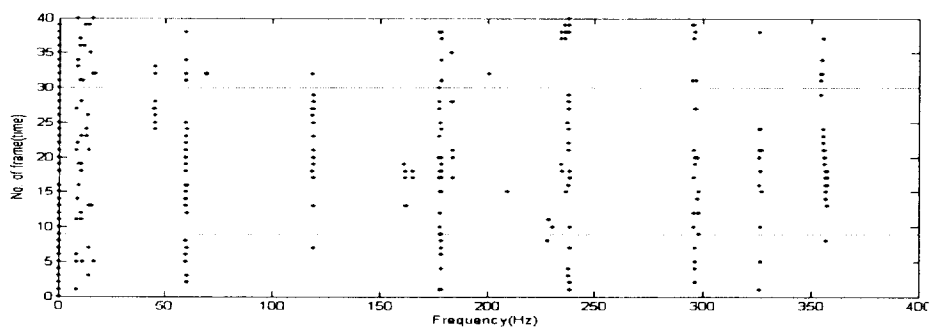
4종류의 신호에 대해 Q-factor 분류방법은 오분류 없이 완벽하게 속력 종속/비종속 신호를 분류해 내고 있는 반면, 패턴학습을 통한 신경회로망 분류방법은 정확도가 다소 감소하는 현상을 보이고 있다. 그림 53의 스펙트로그램에 강한 주파수선은 하모닉 관계를 갖는 속력 비종속 성분이며, 그 사이에 불안정하게 보이는 신호가 종속성분이다. 종속성분의 경우는 대부분 임계 값 이하의 크기로 일부만 Tonal로 인지되고 있다. 2번째 신호는 종속 성분과 비종속 성분이 시각적으로 즉시, 식별되는 신호이다. 200Hz 부근에 종속성분과 비종속 성분이 서로 인접해 있음에도 두 알고리즘은 1개의 Tonal로 분류하고 있다. 신호의 누적과정에 인접신호가 합쳐지는 현상 때문이다.

선박 신호 3, 4번째에서는 신경회로망 분류 정확도는 각각 92, 80% 수준으로 다소 낮은 결과를 보이고 있다. 원인은 잡음이 부가되는 경우 주파수선을 정확히 인지하지 못하거나, 2개의 신호가 인접해 있는 경우 주파수가 변하는지 불변인지를 판단하는데 혼란이 발생하였기 때문이다.

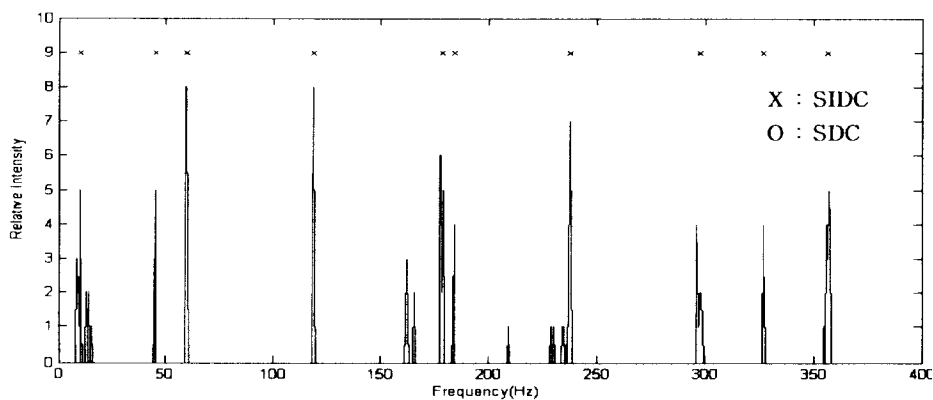
이 결과는 Q-factor 방법이 신경회로망에 비해 비교적 단순한 알고리즘이면서 신호의 속성 분류에 매우 유용한 결과를 제공하고 있다. 따라서 신호처리 과정에서부터 Tonal의 자동인식, 임계치적용/추출 및 Q-factor 적용과정을 단일 흐름도 상에 구현한다면, 자동적인 신호의 속성분류가 가능하다. 또한, 신경회로망에서의 패턴인식을 통한 분류방법에서 논리적 모순에 의해 분류율이 저하되기 보다는 학습을 위한 패턴의 구성에 따라 차이가 있는 것으로 보인다. 실제 신호의 시간상 변동성을 정확히 묘사할 수 있는 학습 패턴을 구성한다면, 보다 강인한 신경회로망을 구성할 수 있다.



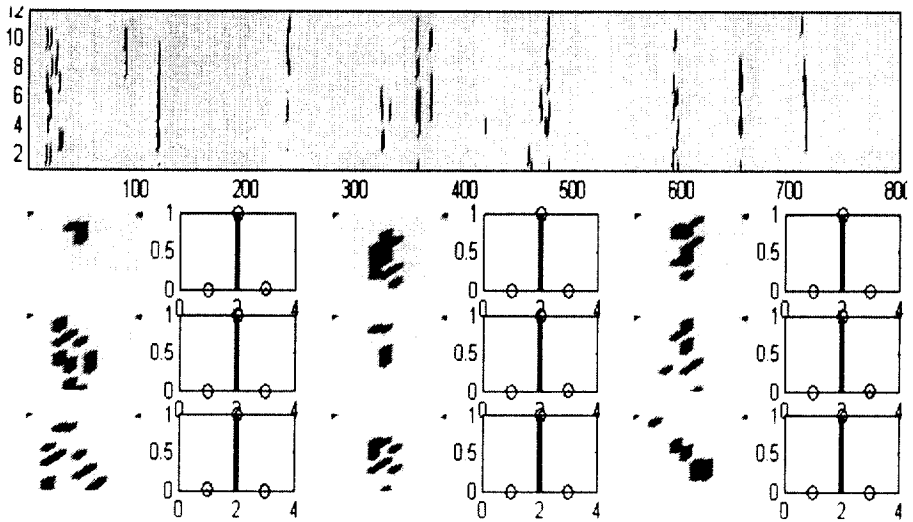
(a) Ship signal 1 and Tonal enhanced spectrogram



(b) Exceeding threshold and peak extraction signal



(c) Classified signal by Q-factor



(d) Classified signal by neural network

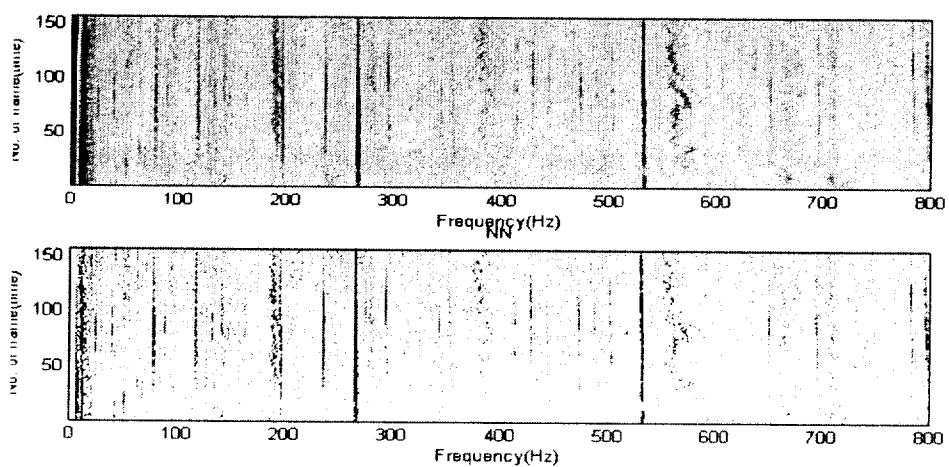
그림 53. Q-factor 및 신경회로망 학습에 의한 선박신호 1 식별결과.

Fig 53. Classification result for real ship signal 1 applied by Q-factor and neural network.

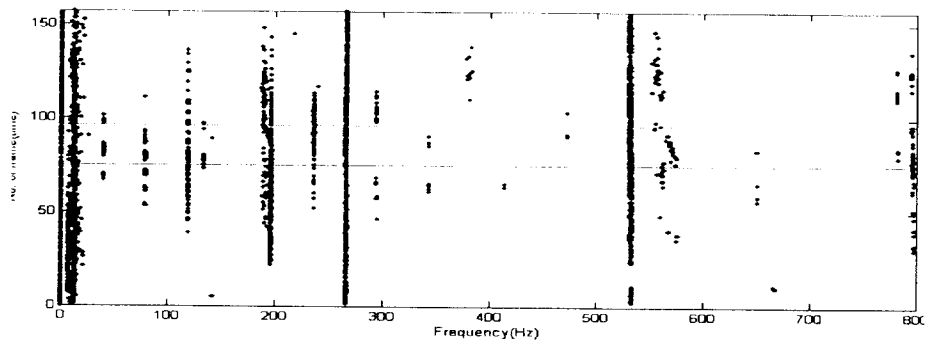
표 5. 선박신호 1에 대한 Q-factor 및 패턴인식의 식별율

Table 5. Classification rates for ship signal 1 by Q-factor and neural network

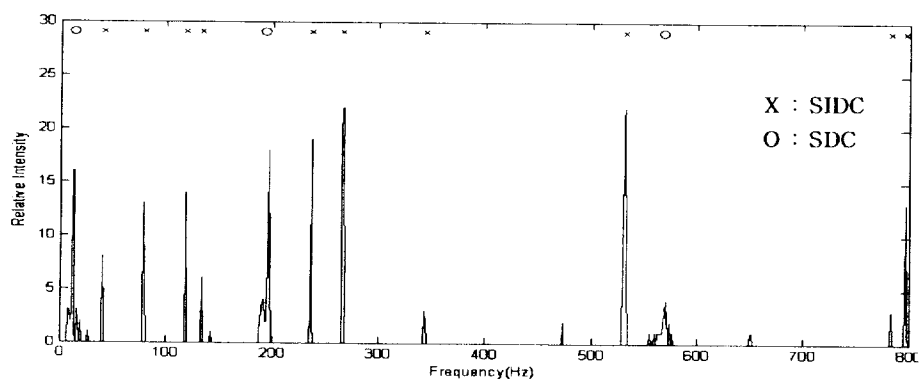
Contents	1	2	3	4	5	6	7	8	9	Rate(%)
Q factor	○	○	○	○	○	○	○	○	○	100.0
Pattern of NN	○	○	○	○	○	○	○	○	○	100.0



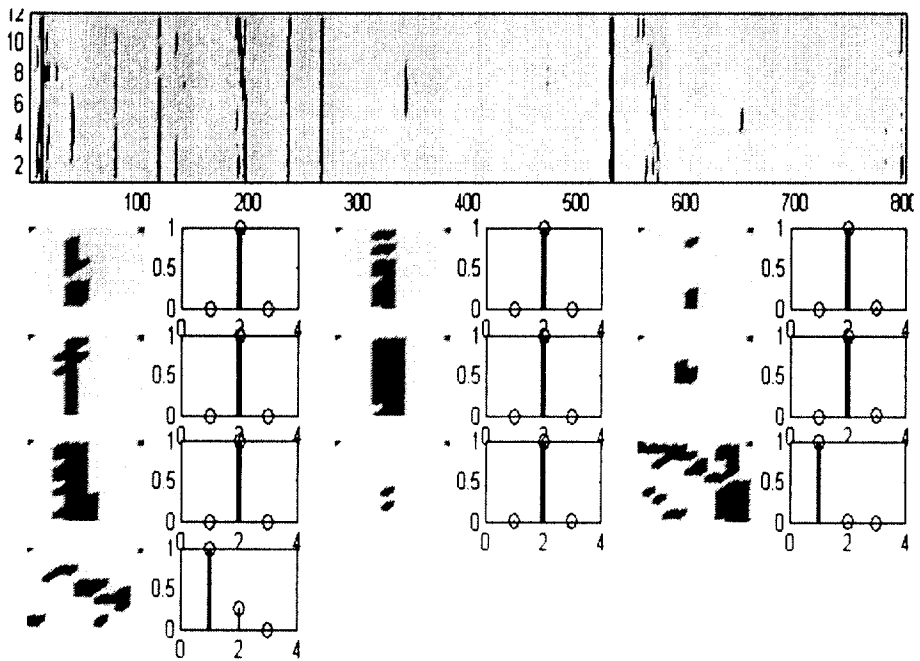
(a) Ship signal 2 spectrogram and tonal enhanced spectrogram



(b) Exceeding threshold and peak extraction signal



(c) Classified signal by Q-factor



(d) Classified signal by neural network

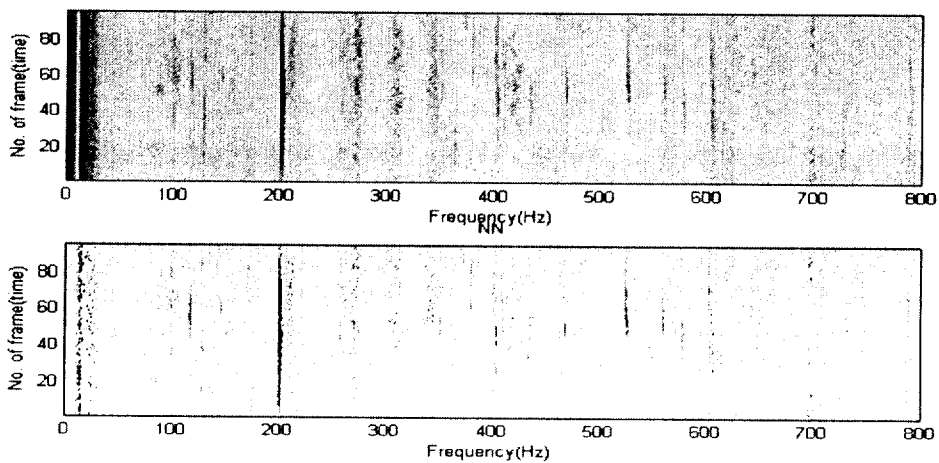
그림 54. Q-factor 및 신경회로망 학습에 의한 선박신호 2 식별결과.

Fig 54. Classification result for real ship signal 2 applied by Q-factor and neural network.

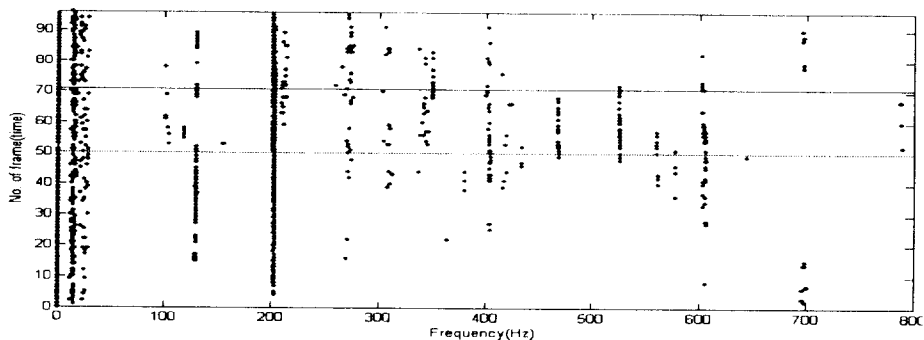
표 6. 선박신호 2에 대한 Q-factor 및 패턴인식의 식별율

Table 6. Classification rates for ship signal 2 by Q-factor and neural network

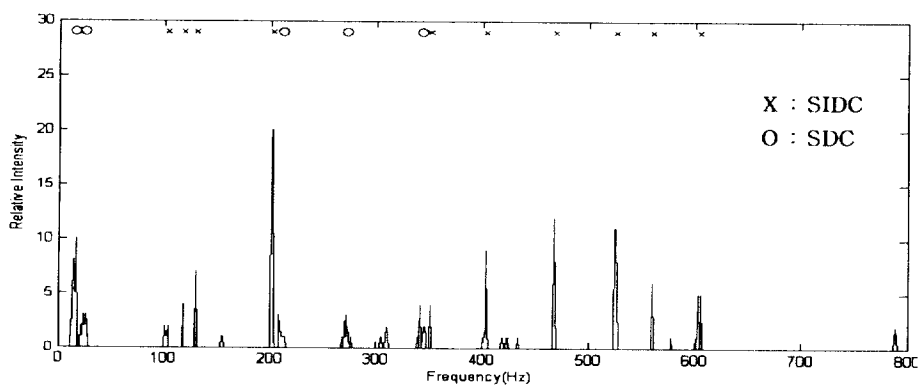
Contents	1	2	3	4	5	6	7	8	9	Rate(%)
Q factor	○	○	○	○	○	○	○	○	○	100.0
Pattern of NN	○	○	○	○	○	○	○	○	○	100.0



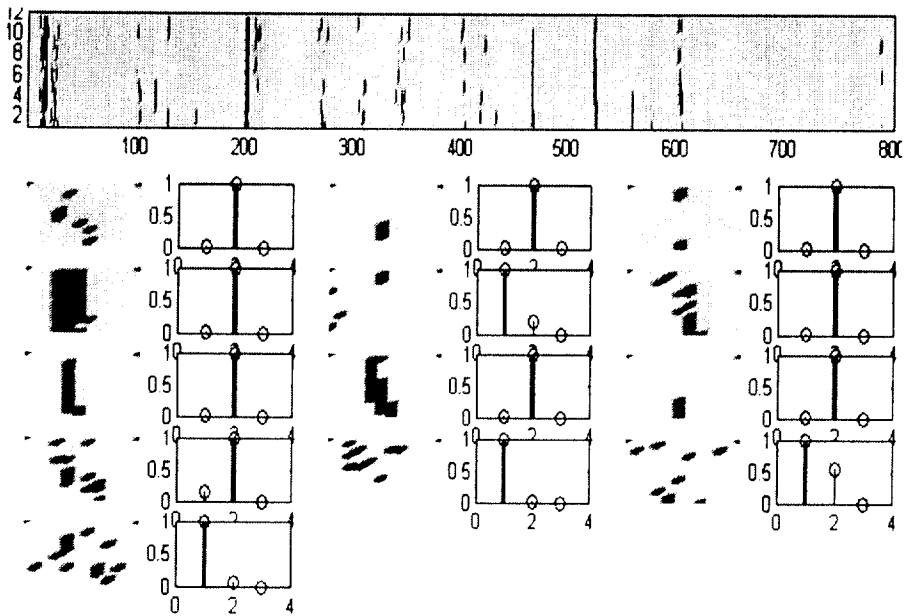
(a) Ship signal 3 spectrogram and tonal enhanced spectrogram



(b) Exceeding threshold and peak extraction signal



(c) Classified signal by Q-factor



(d) Classified signal by neural network

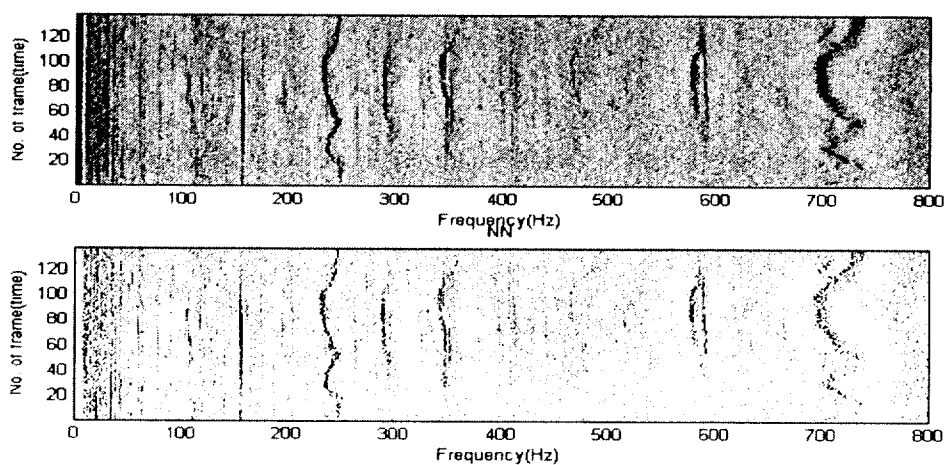
그림 55. Q-factor 및 신경회로망 학습에 의한 선박신호 3 식별결과.

Fig. 55. Classification result for real ship signal 3 applied by Q-factor and neural network.

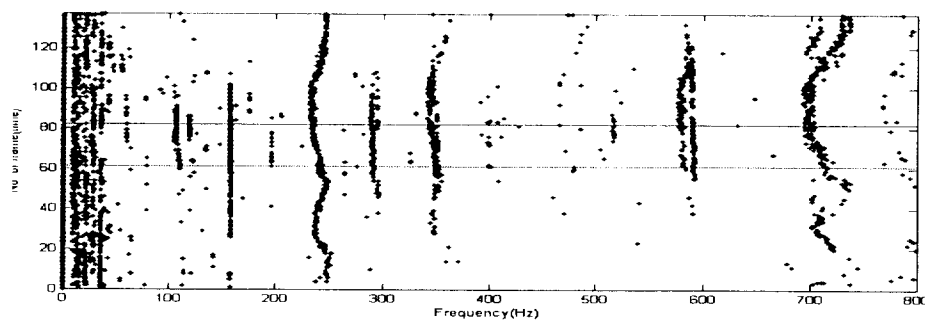
표 7. 선박신호 3에 대한 Q-factor 및 패턴인식의 식별율

Table 7. Classification rates for ship signal 1 by Q-factor and neural network

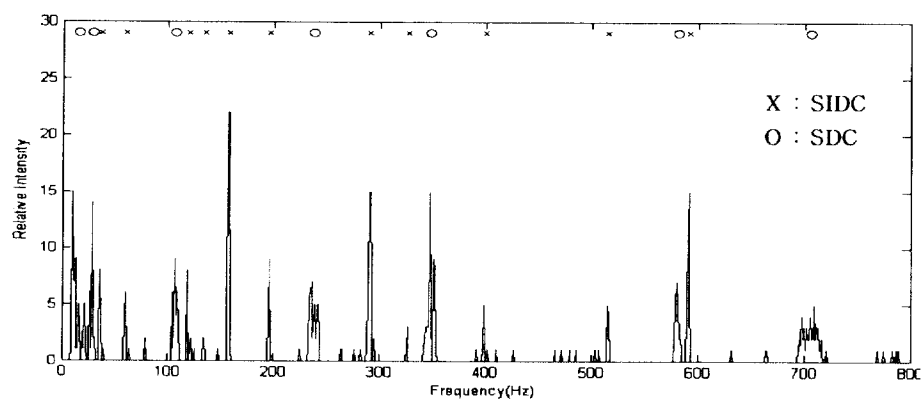
Contents	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	Rate(%)
Q factor	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	100.0
Pattern of NN	○	○	○	○	×	○	○	○	○	○	○	○	○	92.3



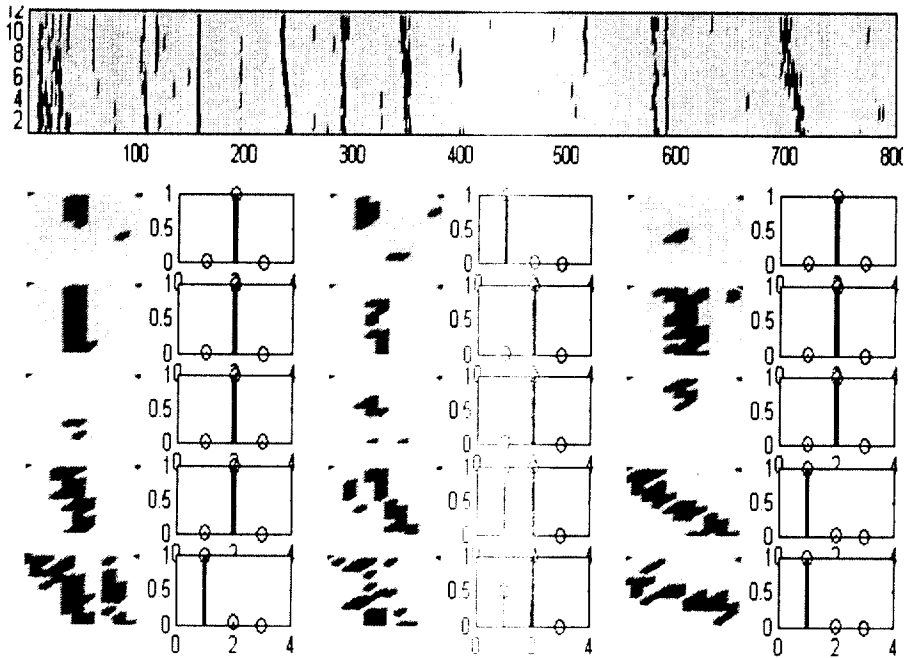
(a) Ship signal 4 spectrogram and tonal enhanced spectrogram



(b) Exceeding threshold and peak extraction signal



(c) Classified signal by Q-factor



(d) Classified signal by neural network

그림 56. Q-factor 및 신경회로망 학습에 의한 선박신호 4 식별결과.

Fig 56. Classification result for real ship signal 4 applied by Q-factor and neural network.

표 8. 선박신호 4에 대한 Q-factor 및 패턴인식의 식별율

Table 8. Classification rates for ship signal 4 by Q-factor and neural network

Contents	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	Rate(%)
Q factor	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	100.0
Pattern of NN	○	×	○	○	○	○	○	○	○	○	×	○	○	×	○	80.0

4.3 Tonal 소음원 분류결과와 활용성

4.3.1 Tonal 신호의 발생기원과 특성

선박에서 발생하는 Tonal 신호는 공진이나 공명현상에 의한 성분을 제외하고는 대부분 기계류의 회전/왕복운동, 충격현상 및 위상변화 등에 의해 발생한다. 3.1절에서 서술한 바와 같이 기계류 신호는 속력 종속 성분과 비종속 성분으로 구분되며, 종속성분은 그림 57에서처럼 엔진-감속기-추진기로 동력이 전달되는 추진계통(power train)에서 나타난다. 종속성분의 경우 엔진 RPM이 변함에 따라 기계적으로 연결된 후속 장치의 RPM도 같은 비율로 변하게 되며, 신호 주파수 또한 동일한 비율로 변화한다. ASW 관점에서 이러한 요소들은 선박의 추진계통 구조나 선박 고유특성을 내포하고 있을 뿐만 아니라 식별단서로 제공될 수 있어 관리와 통제를 필요로 한다.

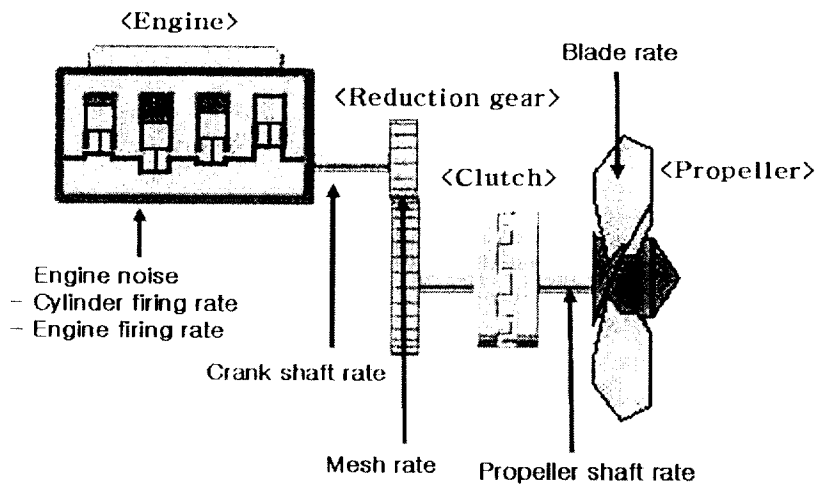


그림 57. 추진계통의 속력종속 성분 발생요소.

Fig. 57. Noise components of speed dependent at a propulsion power train.

또한, 종속성분의 여러 Tonal 신호중 1개 신호에 대해 발생기원을 알 수 있다면 추진계통에서 발생하는 모든 신호에 대해서도 원인 해석이 가능해 진다. 이는 구성 요소들이 기계적으로 연결되어 있는데다 신호가 일정 비율로 출현하는 특성을 활용하여 식별할 수 있다. 특히, 속력종속 성분의 신호는 주파수선이 불안정하다는 특징을 갖고 있다. 이는 선박의 속력이 가변적이라는 데 원인이 있기도 하지만, 추진계통의 역학적 변동성 및 외부 환경영향으로 순간적인 추력변동이 추진계통 RPM 변화로 이어져 주파수 대역이 넓어지거나 주파수선의 떨림 현상이 나타나게 된다. 이와 같은 신호의 불안정을 이용할 경우 신호원에 대한 1차적인 분류가 용이하다.

반면, 속력 비종속 성분의 원인은 선박내에 전원공급을 위한 발전기와 연료공급, 유압생성, 해수/청수 공급, 윤활유 순환을 목적으로 하는 전동기 구동 펌프류 등에서 Tonal 신호가 발생하게 된다. 신호 주파수는 단순한 회전주기를 포함하여 깃(vane), 임펠러(impeller), 기어, 실린더 수와 관련된 성분이 강하게 발생하며, 다수의 조화 성분이 나타나는 것이 특징이다. 이러한 성분들은 자체 부하에 따른 미소한 변동으로 주파수에 다소 변화는 있으나 선박의 속도를 결정하는 추진계통 신호와는 달리 안정된 주파수를 발생시키게 된다. 추진계통 신호와는 달리 스펙트로그램에서 Tonal의 대역폭이 좁고 주파수선이 안정적으로 나타남에 따라 종속 신호와 쉽게 분리가 가능하다.

그림 58은 속력 종속성분과 비종속 성분이 명확히 구분되는 스펙트로그램의 예로 속력이 감소되는 과정에서 측정된 결과이다. 종속성분의 경우는 시간에 따라 여러 주파수가 같은 비율로 감소되어 가는 현상을 보이고 있는 반면, 비종속 성분은 속력과 무관하게 일정한 주파수 값을 나

타내고 있다. 스펙트로그램에서 주파수선에 대해 속력 종속이나 비종속 이나를 분류할 수 있는 방법은 보조 기계류나 추진계통의 작동상태를 사전에 알고 있을 경우, 회전주기를 기초로 주파수 산출에 의해 분류할 수 있다. 또 다른 방법은 경험을 기반으로 그래프로부터 신호의 시각적 안정성 판단 및 조화관계를 분석하여 분류한다. 대부분의 경우 선박의 장비작동 조건을 정확하게 사전에 파악한다는 것은 매우 어렵기 때문에 후자의 방법에 의해 분류하고 있다.

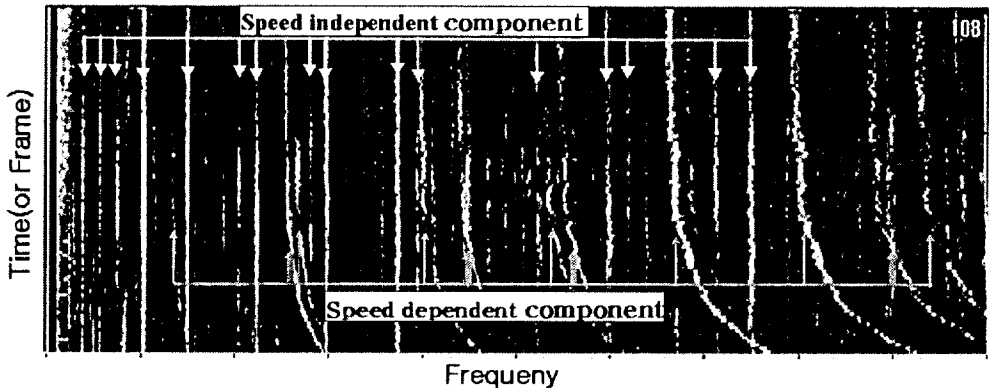


그림 58. 속력종속 및 비종속 성분에 대한 스펙트로그램 예.

Fig. 58. Example of spectrogram for speed dependant and independent components.

선박의 Tonal 신호에 대한 1차 분류는 개개 성분의 발생기원을 식별하기 위한 중요한 전처리 과정이다. 본 논문에서는 주로 경험 의존적인 소음원 분류방식을 개선하기 위해 신경회로망을 적용하여 Tonal 신호를 자동으로 추출하고 추출된 신호에 대해 시간영역에서의 안정성을 판단하여 자동분류 방법을 다룬 것이다. 여기서 도출된 연구결과는 다음 절에 기술한 방법과 같이 실제 선박 수중방사소음 신호 해석에 적용된다.

4.3.2 연구결과의 Tonal 신호분류에 적용방안

아래 그림 59는 1.3절에서 설명한 Tonal 성분의 기원을 식별하는 과정의 흐름도로 편의상 3단계의 과정으로 분류하였다. 단계 I는 기 개발하여 신호분석에 적용되고 있는 부분이며, 단계 II는 3장에서 제안한 Tonal 식별 알고리즘이다. 단계 III는 속력종속 및 비종속으로 분류한 결과를 이용하여 개개의 Tonal을 진단하는 실질적인 적용 방법과 관련된 내용이다.

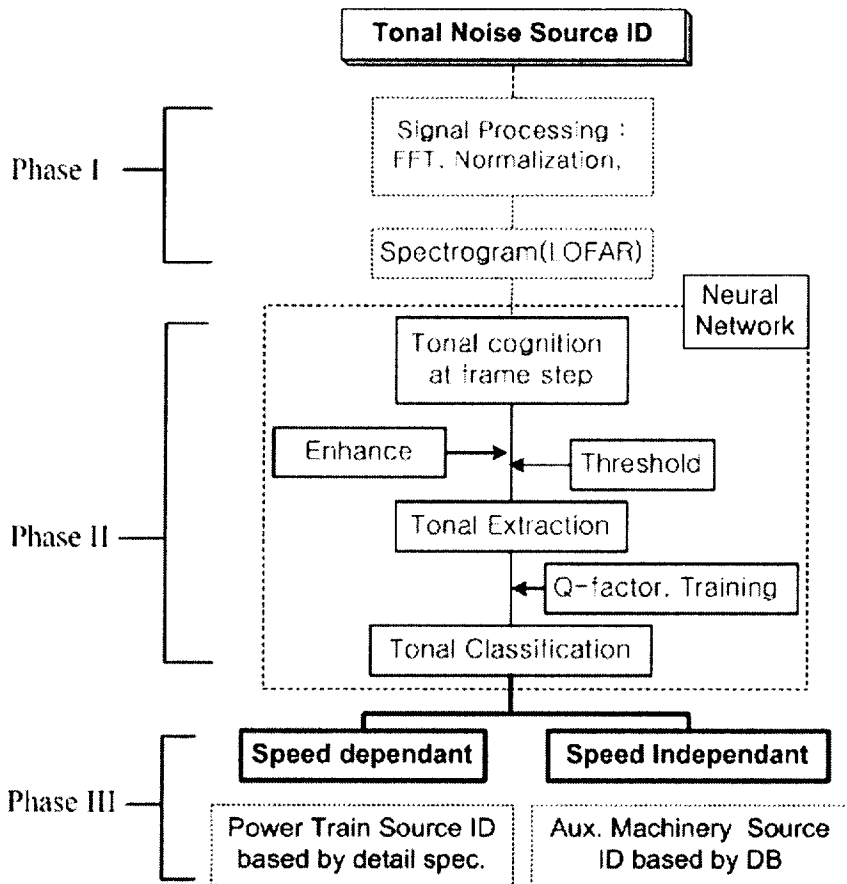


그림 59. Tonal 신호 분류과정의 단계별 개념.

Fig. 59. Conceptual drawing of tonal classification phase.

Tonal에 대해 속력 종속이나 비종속이나를 구분한 다음, 발생기원을 진단하기 위한 방법으로는 선박의 제원과 개별 장비의 실측자료 DB를 기초로 수행하여야 한다. 이는 기본적으로 임계치를 초과하는 성분을 대상으로 하며, 장비제원으로부터 출현 가능성이 있는 주파수 계산 결과나 기계류 신호의 DB 결과를 비교하여 일치하는 성분을 신호원으로 확정 분류한다. 예를 들어 도식적으로 표현한 동력전달(power train)의 구조가 그림 60과 같다면, 서로 다른 Tonal 주파수를 생성시키는 요소는 엔진, 기어, 위성장비(planetary machine), 추진축 및 프로펠러 등이다.

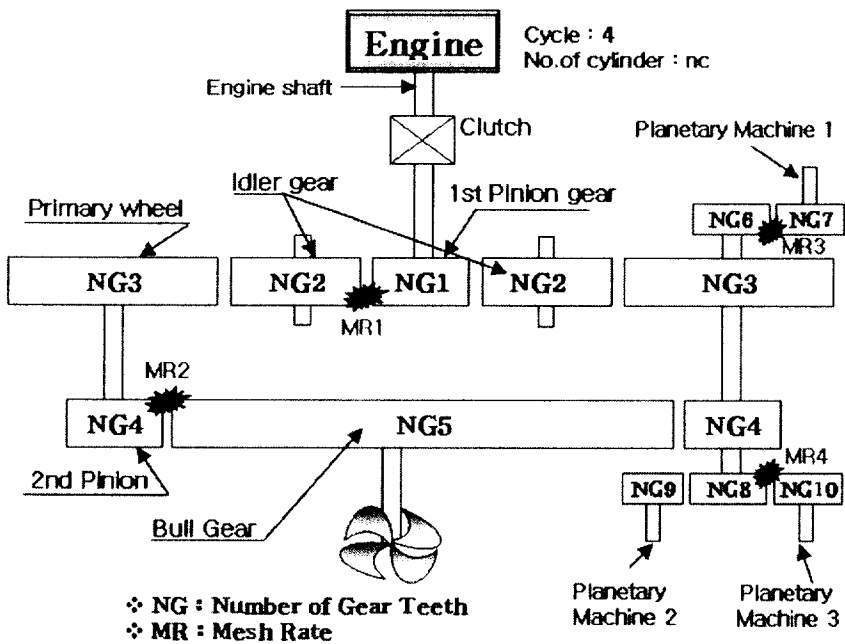


그림 60. 선박 동력 전달계통의 연결도 및 소음발생요소 예.

Fig. 60. Example of power train diagram and noise generation components for a ship.

표 9는 감속기어의 잇수(No. of teeth)나 유성기어 등 기본적인 제원에 대해 사전에 알고 있음을 전제로 추진계통에서 발생할 수 있는 Tonal을 예시한 것으로 신호가 다양하게 나타날 수 있음을 보이고 있다.

표 9. 동력전달 계통에서 발생하는 속력종속 Tonal의 관계
(Mesh rate2를 알고 있는 경우)

Table 9. A relationship of speed dependant tonal generated by power train(in case that mesh rate 2 known)

Components	Noise source	Fundamental frequency
Reduction gear	Primary wheel	$MR2/NG4 \times NG3$
	Pinion gear(MR1)	$MR2/NG4 \times NG3/NG2 \times NG1$
	Planetary machine(MR3)	$MR2/NG4 \times NG6$
	Planetary machine(MR4)	$MR2/NG4 \times NG8$
	Intermediate shaft	$MR2/NG4$
Planetary machine	Planetary machine	$MR2/NG4 \times \text{No. of impeller (piston, vane etc.)}$
Propeller/ blade	Propeller shaft	$MR2/NG5$
	Blade	$MR2/NG5 \times \text{No. of blade}$
Engine	Cylinder firing rate	$MR1/NG1/2$
	Engine firing rate	$MR1/NG1/NC$
	Crank shaft	$MR1/NG1$

MR : Mesh rate, NG : No. of gear teeth, NC : No. of cylinder

실제 선박 신호는 표에서 보는 것보다 복잡해질 수 있다. 이는 베어링이나 기어 축 혹은, 공진에 의한 성분 등이 추가될 수 있는데다 각 신호의 조화성분(harmonics)이 나타날 수 있기 때문이다. 동력전달 계통의 기계적인 연결 구조로 인해 알고 있는 하나의 신호만으로 계통에서 발생하

는 모든 신호원 추정이 가능하나, 만일 특정 신호원을 모른다 할지라도 속력종속 성분은 속력변화에 관계없이 신호 간에 일정한 비율을 형성하고 있어 이러한 연관성을 이용하면 모든 신호원에 대한 해석이 가능하다. 속력종속 성분의 비율성을 이용하여 ASW 분야에서는 속력종속 성분을 선박식별의 지표(classification index)로 활용하고 있다.

반면, 보조 기계류에서 발생하는 속력 비종속 신호에 대해 개개의 발생 원인을 식별하기 위해서는 다른 접근방법이 필요하다. 일반적으로 선박 방사소음은 항해중에 측정하기도 하지만, 정박시킨 상태에서 외부 전력 공급으로 장비 하나하나를 대상으로 측정하기도 한다. 정박상태에서 측정한 개별 장비의 음향특성에 대해 개별적으로 모두 분석한 후 기본 주파수 특성, 조화차수 및 소음수준 등에 대한 DB화 작업이 필요하다. 따라서 장비별 방사소음 특성 DB를 기반으로 본 연구결과에 의해 추출된 비종속 성분을 직접적으로 비교하는 방식으로 신호원을 식별하여야 한다.

제 5 장 결론 및 과제

경계면 반사파 영향이 있는 간섭음장 환경에서 소음원 준위 추정오차 감소를 위한 음향신호 측정방법과 단속적인 주파수선의 추출 및 속성분류를 위한 연구결과는 다음과 같다.

5.1 간섭음장에서 소음원 준위 추정결과

심해 환경에서는 방사소음 측정시 직접파와 해면 반사파 영향만을 고려한 조건에서 오차를 감소시킬 수 있는 수신기 수와 배열기준을 제안하였다. 음원준위 추정치의 바이어스 오차 및 표준편차가 각각 약 3dB와 1dB 이내로 되기 위해서 배열의 크기는 측정하고자 하는 최저 주파수의 전달손실 변이의 구배 폭 이상으로 하고, 청음기의 개수는 5개 이상이 적합하다. 축소 수조실험 결과나 수치모의 실험결과도 실측치와 동일함을 확인하였다.

천해에서는 해면과 해저에 의한 복반사와 해저면 반사파 위상의 랜덤한 변화특성을 고려하여 음장에 대한 통계적인 특성으로부터 방사소음 음원준위의 추정방법을 제시하였다. 주파수나 환경조건을 달리한 단극음원의 음원준위 추정에 통계적 해석모델을 적용한 결과 이론적인 Rayleigh 분포특성과 유사하였으며, 음원준위 추정치의 평균 및 표준편차는 각각 2dB 및 1dB 이내에서 이론적인 예측결과와 일치하였다.

제안된 기법을 이용한 심해 및 천해의 간섭음장 조건에서 선박 방사소음 실험결과, 1/3 옥타브 대역 음원준위는 이론적으로 예측되는 표준편차 범위에서 확인되었다. 결과적으로 경계면 반사에 의한 간섭음장 환경에서 방사소음 음원준위 추정오차를 줄이기 위해서는 통계적 관점에서

수중청음기의 개수를 증가시켜 각 청음기의 수신음압의 세기를 조화평균 하여야 한다. 실제, 등방성 청음기를 이용하여 선박 방사소음을 측정할 경우 대부분 3개 이상의 청음기를 사용하고 있으며, 국내에서는 5개의 청음기를 배열하여 선박 소음측정에 활용하고 있다.

5.2 Tonal 성분의 자동인식 및 분류

음파간섭으로 Tonal 주파수선의 세기가 변하는 조건에서 신경회로망에 의해 신호의 인식, 추출 및 분류과정에 대한 방법론 제시와 검증을 수행하였다. 연구내용은 간섭음장에서 나타나는 Tonal의 단속현상을 이어주기 위한 강화방법과 신경회로망에 의한 Tonal peak 점 자동인식 및 임계치 초과 성분의 추출과정이 포함되어 있다. 마지막 단계에서 신호의 발생기원이 속력 종속 및 비종속 여부를 Q-factor 및 패턴 인식기법을 이용하여 자동으로 분류하는 방법을 제안하였다. 수치 모의실험 및 실측 자료 적용결과 신호의 대역폭과 Peak 점의 비를 이용한 Q-factor 방법이 패턴인식 방법보다 우수한 성능을 보여주었다.

제안한 기법의 검증은 1차적으로 속력 종속 및 비종속 성분을 포함, 실제 신호와 유사하도록 백색 가우시안 잡음을 각각 0%, 20%, 40%를 부가한 3 종류의 시험신호를 만들어 수치모의 실험을 하였다. 그 결과, 부가 잡음이 많아질수록 Tonal 신호의 단속현상의 증가와 본래의 Tonal이 아닌 신호가 임계치를 넘어서 추출되어지는 현상이 확인되었다. 그렇지만 Q-factor에 의한 결과는 전체적으로 속력종속 여부를 정확하게 분리 하였으며, 패턴인식에 의한 분류결과는 학습패턴 구성에 영향을 받는 것으로 확인되었다. Q-factor에 의한 분류에서 정확도가 높은 것은 연속된 신호를 시간 축에서 누적할 경우 속력 종속성분은 신호의 대역 폭이 넓

어져 Q값에 의한 경계가 명확해지기 때문이다.

알고리즘의 유용성 확인을 위해 실제 수중에서 측정한 선박소음에 적용하여 검토하였다. 4건의 선박소음에 대해 Q-factor에 의한 분류결과 인접한 신호는 분리가 부정확한 경우도 있으나, Tonal로 인식된 성분에 대해서는 오류 없이 속성을 정확히 분류하였다. 반면, 패턴인식 방법은 잡음이 혼재할 경우 주파수선을 명확히 구분하지 못함에 따라 속성 분류율이 다소 낮은 값을 보였다. Q-factor 알고리즘의 경우는 Tonal 신호의 속성분류에 직접적인 적용이 가능하며, 패턴인식 방법은 실제 신호에 근접하게 보다 다양한 학습패턴 구성과 학습이 필요할 것으로 판단된다.

5.3 향후 연구과제

간섭음장에서 선박 음원준위를 정확히 추정하기 위해서는 해역 환경 영향을 포함한 음파전달의 정밀한 통계적 특성해석이 필요하며, 광대역성 수중 물수 표준음원을 사용하여 심해와 천해실험 자료의 비교 연구가 요구된다.

또한, Tonal 식별과 관련하여 본 연구결과를 발전시키기 위해서는 Tonal 특성 및 조화관계를 인식하는 능동적인 분류와 지능적으로 자동식별이 가능한 단계까지 연구가 이루어져야 할 것이다. 본 논문의 결과는 Tonal 식별의 단계별 검증 과정만을 포함하고 있다. 향후, 제안한 기법을 적용하여 모든 처리과정을 통합하고 효율적으로 운용할 수 있는 S/W의 package화 및 분석 시스템에 응용하는 문제는 이어서 수행할 부분이다.

참 고 문 헌

- [1] D. Ross, *Mechanics of Underwater Noise*, Pergamon Press, 1976.
- [2] R. J. Urick, *Principles of Underwater Sound*, 3rd ed., McGraw-Hill, 1983.
- [3] L. M. Gray and D. S. Greeley, *Source Level Model for Propeller Blade Rate Radiation for the World's Merchant Fleet*, JASA, 67, pp. 516~522, 1980.
- [4] S. C. Wales and R. M. Heitmeyer, *An Ensemble Source Spectra Model for Merchant Ship-radiated Noise*, JASA, 111(3), pp. 1211~1231, 2002.
- [5] P. Scrimger & R. M. Heitmeyer, *Acoustic Source Level Measurements for a Variety of Merchant Ships*, JASA, 89(2), pp. 691~699, 1991.
- [6] P. T. Arveson & D. J. Vendittis, *Radiated Noise Characteristics of Modern Cargo Ship*, JASA, 107(1), pp. 118~129, 2000.
- [7] R. Jean-Alain, *Measurement of Ship's Underwater Radiated Noise on Ranges*, UDT Pacific 1998.
- [8] M. McCloghrie & Stan Thomas, *Sep. Noise Ranging Submarine and Ships*, *Journal of Defence Science* 1(4), pp. 466~477, 1997.
- [9] M. Korkolis, *NATO STANAG 1136 (Edition 2)*, Nov. 2, 1984.
- [10] W. C. Llonaid, *NATO STANAG 1090 (Edition 3)*, 1975.
- [11] A. P. Lyons and D. A. Abraham, *Statistical Characterization of High Frequency Shallow Water Seafloor Backscatter*, JASA, 106(3), pp. 1307~1315, 1999.

- [12] I. Dyer, Statistics of Sound Propagation in the Ocean, JASA, 48(1), pp. 337~345, 1970.
- [13] N. P. Chotiros, Source Level Estimation of a Monopole Source at Rest in the Presence of Multipath, JASA, 84(2), pp. 703~712, 1988.
- [14] R. V. Waterhouse, Statistical Properties of Reverberant Sound Fields, JASA, 43(6), 1968.
- [15] M. V. Brown, Intensity Fluctuations in Reflections from the Ocean Surface, JASA, 46(1), 1969.
- [16] 이필호, 천해에서의 수중방사소음 시험평가 기법연구, 국방과학연구소, DSTC-513-92690, 1992.
- [17] 윤종락, 선박방사소음의 측정 및 평가방법, 한국 소음진동공학회 논문집, 8(2) pp. 232~238, 1998
- [18] R. O. Nielsen, Sonar Signal Processing, Norwood, MA: Artech House, 1991.
- [19] C. R. Wan, J. T. Goh and H. T. Chee, Optimal Tonal Detectors Based on the Power Spectrum, IEEE Journal of Oceanic Engineering, 25(4), pp. 540~552, 2000.
- [20] 이성은, 황수복, 남기곤, 확장 칼만 필터를 이용한 수중 표적의 불안정 주파수선 추출 기법, 한국음향학회, 15(6), pp. 104~109, 1996.
- [21] 이성은, 황수복, 협대역 다중 주파수선의 자동 탐지 및 추출 기법연구, 한국음향학회지, 19(8), pp. 78~93, 2000.
- [22] 이성은, 황수복, 남기곤, 김재창, ASM 신경망을 이용한 음향 표적의 Tonal 신호 탐지, 1996년도 한국음향학회 수중음향학 학술발표회 논문집, pp. 22~28, 1996.

- [23] T. L. Hemminger and Y. H. Pao, Detection and Classification of Underwater Acoustic Transients Using Neural Networks, IEEE, 5(5), pp. 712~718, 1994.
- [24] 김재창, 이수동, 하석운 등, 신경회로망을 이용한 자동경보기법 및 고주파 음향신호 모사기법 연구(연구과제 최종보고서), 부산대학교 정보통신연구소, 1995.
- [25] C. K. Yu and H. C. Huang, Application of Neural network for Real-time Underwater Signal Classification, Proceedings of the 1998 International Symposium on Underwater Technology, pp. 253~257, 1998.
- [26] 이필호, 윤종락, 박규칠, 임기현, 선박의 방사소음원 분류를 위한 Tonal 신호 자동인식 기법연구, 2004년도 한국음향학회 춘계학술발표대회, 23(1), pp. 175~178, 2004.
- [27] 이필호, 박규칠, 윤종락, 뉴럴 네트워크를 이용한 선박의 tonal성 신호 자동인식에 관한 연구, 한국수중음향학회 학술발표논문집, 23(2), pp. 491~492, 2004.
- [28] K. C. Park, P. H. Lee and J. R. Yoon, Neural Network Application for Ship Radiated Noise, The 25th Symposium on Ultrasonic Electronics, USE2004, pp. 295~296, 2004.
- [29] 김대수, 신경망 이론과 응용 1, 하이테크정보, 1998.
- [30] 김대수, 신경망 이론과 응용 2, 하이테크정보, 1998.
- [31] H. Demuth and M. Beale, Neural Network Toolbox, The Math Works Inc., 2003.

- [32] C. K. Alexander and M. N. O. Sadiku, Fundamental of Electric Circuits 2nd Edition, McGRAW HILL, 2003.
- [33] 이필호, 윤종락, 선박방사소음의 측정방법 및 정확도 해석, 한국소음진동공학회 논문집, 15(6), pp. 738~748, 2005.
- [34] G. V. Frisk, Ocean and Seabed Acoustics, Chap. 5, Prentice Hall, 1994.
- [35] L. M. Brekhovskikh and Yu. P. Lysanov, Fundamentals of Ocean Acoustics, 2nd ed., Springer, pp. 140~145, 1991.
- [36] 오철민, 천해의 광대역신호 간섭특성, 석사학위 논문, 한양대학교, 2001.
- [37] 이성욱, 천해 해저면 음향특성이 광대역 음향신호의 간섭 패턴에 미치는 영향연구, 박사학위논문, 한양대학교, 2004.
- [38] 김종철, 손권, 이필호, 함정음향 시험평가 기술현황, 한국소음진동공학회논문집, 12(6), pp. 417~426, 2002.
- [39] A. A. Pudovkin, Noise Emission by the Cavitation Zone of a Marine Propeller, Sov. Phys. Acoust. 22(2), pp. 151~154. 1976.
- [40] C. A. F. de Jong, L. J. van Lier and J. Bosschers, Surface Ship Underwater Radiated Flow Noise, JASA, 116(4), pp. 2568~2573, Oct. 2004.
- [41] C. Barber and K. M. Becker, Issues for Improved Characterization of the Acoustic Field due to Radiated Noise of Ships in Shallow Water Environments, JASA, 116(4), pp. 2649~2657, 2004.

감사의 글

석사 졸업 후 강산이 두어 번 바뀔 지금에야 한 걸음 올라서 또 다른 시작을 맞이하게 된 것 같습니다. 지난 4년 6개월간 연구소, 학교, 가정 등 저의 주변에 계신 많은 분들의 관심과 배려가 있었기에 가능하게 된 것이라 여깁니다. 매듭과 새로운 시작의 원천을 마련해 준 모든 분들에게 감사드리고자 합니다.

우선, 출발 시점에서는 학업의 동기부여와 학위 과정 및 논문이 완성되기까지 각별한 관심과 정성으로 지도하여 주신 윤종락 교수님께 깊이 감사드리며, 교과 과정중 직장 근무의 편의를 고려하여 야간이나 주말 수업도 마다하지 않고 강의시간을 편성하여 주신 김천덕 교수님, 양보석 교수님께도 진심으로 감사드립니다. 또한, 논문의 완성도를 높이기 위해 세심한 검토를 하여주신 배동명 교수님, 하강렬 교수님께 감사드립니다. 논문의 수치적 모델링과 알고리즘 검토에 많은 시간을 할애한 박규철 교수님의 노고가 큰 도움이 되었습니다. 평소 존경하는 연구소 선배이면서 본 논문의 심사위원이기도 한 전재진 박사님의 관심 있는 지도와 조언에 감사드리며, 앞으로 많은 지도편달을 부탁드립니다. 학교 행정업무 처리나 학습에 많은 도움을 준 신호처리연구실의 박사과정 박지현군과 임춘단씨에게도 고마움을 전하며 빠른 시일 내에 학위 취득을 기원합니다.

무엇보다도 학업의 기회를 마련해 주신 국방과학연구소의 최태인 본부장님, 심태보 전임 본부장님과 전완수·박의동·최진혁·이재명 박사님께 감사드리며, 저의 학업으로 인한 공백을 채워준 팀장 도경철 박사님과 팀원인 손권·허보현·강동석·최창관·이상국·진기수·이용곤·최재용·