

수중 프로펠러 추진체에 의한 진폭변조 신호의 주파수 탐지에 의한 Maximum Likelihood Classifier

Maximum Likelihood Classifier Using Detection of Amplitude Modulation Frequency due to Propulsion of Underwater Vehicle

강성현*, 김의준*, 윤원식**
(Sung-Hyoun Kang*, Eui-Jun Kim*, Won-Sik Yoon*)

*LG 이노텍 연구소, **아주대학교 전자공학부

(접수일자: 2000년 7월 13일; 수정일자: 2000년 10월 19일; 채택일자: 2000년 10월 30일)

수중에서 프로펠러에 의해 추진되는 추진체를 식별하기 위해 프로펠러의 추진력에 의하여 수중에 발생하는 cavitation의 비선형 음향학적 현상으로부터 발생하는 프로펠러의 shaft-rates와 blade-rates를 탐지하여 표적을 식별하기 위한 Maximum Likelihood Classifier를 유도하고, 시뮬레이션과 실험을 통한 검증은 수행하였고, 실제 해양에서 수집한 데이터에 대해 적용 가능성을 입증하였다.

핵심용어: Cavitation, 비선형 (Nonlinear), Maximum Likelihood, Shaft-rates, Blade-rates

투고분야: 음향 신호처리 분야 (1.2)

In order to classify the underwater vehicles due to propeller propulsion, maximum likelihood classifier was developed. Propeller produces the cavitation and noise during its work. Cavitation-bubble makes the nonlinear medium in the water. The nonlinearity of cavitation leads to the generation of a complete spectrum of combination harmonics of the tonals of noise, and modulation of cavitation noise with propeller shaft-rates and blade-rates. The optimal estimator was derived mathematically and its capabilities were proven by simulation and real test.

Key words: Cavitation, Nonlinear, Maximum likelihood, Shaft-rates, Blade-rates

Subject classification: Acoustic signal processing (1.2)

I. 서 론

수중에 형성되는 entrained-air bubble이나 cavitation-bubble들은 음향학적으로 비선형적 특성이 강한 매체로 여러 가지 물리적 현상과 소음을 발생시킨다. 특히, 프로펠러에 의해 추진되는 수중동체들은 프로펠러의 회전에 의한 압력변화로부터 수중에 cavitation을 발생시키고, 이로부터 여러 형태의 소음이 수반된다[1-3]. 세계 2차 대전 이후 잠수함, 어뢰, 수상함 등에 의한 프로펠러 cavitation의 발생원리와 이에 수반되는 소음의 분석에 대한 많은 연구가 진행되었다. 연구결과에 의하면 프로펠러는 tip, blade, hub에서 vortex cavitation을 발생시키고, 넓은 주파수 영역에 걸쳐 소음이 발생하는 것으로 알려져 있다[2,3]. 또한, 1930년대부터 지금까지도 연구가 진행되고 있는 수중 프로

펠러에 의한 singing도 cavitation의 비선형적 특성에 의해 야기되는 현상으로 singing에 의한 발생 음의 협대역 스펙트럼에서 일련의 주파수 특성이 지속적으로 발생하는 것으로 연구되고 있다[3,4].

그 외의 프로펠러에 의한 cavitation의 우세한 비선형적 특성은 cavitation에 의해 발생하는 토널 성분 소음들의 차주파수와 합주파수의 결합주파수 성분들의 발생과, cavitation의 소음에 대한 프로펠러의 shaft-rates와 blade-rates의 진폭변조 현상이다[3,4]. 지금까지 수행된 연구결과에 의해 프로펠러 cavitation에 의한 진폭변조 현상[4]은 다음의 관계로 기술된다.

$$p'(z=0, t) = p(1 + m' \cos \Omega t) \cos \omega t \quad (1)$$

여기서, p' 은 평형상태로부터의 진폭의 증분이고, p 는 주파수가 ω 인 음파의 진폭, m' 은 modulation parameter, Ω 는 변조 주파수, 그리고 ω 는 pump wave의

주파수로 프로펠러에 의해 발생하는 cavitation의 주파수를 나타낸다. 또한, 프로펠러의 shaft와 blade에 의해 발생하는 소음의 주파수는 다음의 관계에 의해 주어진다.

$$f = mBn \tag{2}$$

m : harmonic의 order

B : blade rate

n : blade의 개수

프로펠러 추진체에 의해 수중에 형성된 진폭변조 소음을 분석하여 진폭변조 주파수를 탐지함으로써 프로펠러의 shaft-rates와 blade-rates의 정보를 추정하기 위한 기존의 방법은 진폭변조 신호의 진폭성분만을 추출하고, 그 결과에 Fourier Transform을 취하는 Modulation Detector[5]가 있으며, 최근에는 수중에 발생한 소음에 숨겨진 신호성분을 추출하는 Singular Value Decomposition (SVD) 기법이 연구되고 있다. 일반적으로 SVD등의 adaptive method는 음파의 다중경로 전달이 심한 해양에서는 잘 적용되지 않는 것으로 알려져 있고, 실제 구현에 많은 연산량을 필요로 한다. 본 논문에서는 Maximum Likelihood (ML) Classifier를 유도하고, 시뮬레이션 및 실험실 조건하에서 프로펠러의 shaft-rate을 가변시킨 경우와 실제 해양에서 수동 선배열 소나에 의해 얻은 프로펠러 추진체의 소음에 대하여 ML Classifier와 수중 이동체의 식별에 실제로 사용되고 있는 Modulation Detector의 성능을 비교 검증하였다.

II. Maximum Likelihood classifier의 이론적 유도

프로펠러의 회전에 의해 수중에 발생하는 소음은 다음과 같은 관계식으로 모델링이 가능하다.

$$\begin{aligned} r(t) &= x(t) + n_a(t) \\ &= m_{\omega_k}(t) \cdot n_k(t) + n_a(t) \end{aligned} \tag{3}$$

$x(t)$: 프로펠러의 발생소음

$n_a(t)$: Gaussian stationary ambient noise

$m_{\omega_k}(t)$: 변조신호

$n_k(t)$: 프로펠러에 의해 발생하는 cavitation noise

관계식 (3)에서 배경소음은 white stationary Gaussian으로 가정하였고, 프로펠러의 소음 $x(t)$ 는 프로펠러의 회전주파수 ω_k 에 대한 주기 T_k ($\omega_k = 2\pi/T_k$)인 진폭변조 신호 $m_{\omega_k}(t)$ 로써 imaginary stationary cavitation noise $n_k(t)$ 를 진폭변조 시키는 형태를 기술한다. 변조신호 $m_{\omega_k}(t)$ 는 프로펠러의 회전주기 T_k 와 flow pattern에 의해 특성이 결정된다. 여기서 변조신호는 주기신호로써,

Fourier series로 표현될 수 있다.

$$m_{\omega_k}(t) = \sum_{n=0}^{\infty} F_n \cdot \cos[n\omega_k(t)] \tag{4}$$

프로펠러 소음 $x(t)$ 와 ambient noise $n_a(t)$ 는 다른 음원들로부터 발생되므로 상호독립이다. 따라서, 수신 신호 $r(t)$ 의 전력의 변화는 프로펠러의 소음에 의해 발생된다. 문제는 수신된 신호 $r(t)$ 가 주어졌을 때, 진폭변조의 주기 T_k 와 주파수 $\omega_k = 2\pi/T_k$ 를 예측하는 것이다. 식 (3)으로 주어진 프로펠러 소음의 모델로부터 수신신호 $r(t)$ 가 투영될 수 있는 basis function $\phi_i(t)$ 를 구하고, 신호에 대해 신호공간의 관계를 알기 위해 배경소음이 없는 경우의 basis function에 대한 신호의 projection을 찾는다. 다음은 배경소음이 존재하는 경우에 대해, 신호공간에서 projection의 분포를 찾는다. projection과 그 분포는 예측될 변수 ω_k 의 함수가 된다. 다음은 cost function에 의해, 분포로부터 ML Classifier가 유도될 수 있다. 본 연구에서 유도될 ML Classifier는 주어진 관측에 대해 분포가 최대가 되도록 하는 변수 ω_k 를 구하여 프로펠러의 회전주파수를 예측하는 것이다. basis function $\phi_i(t)$ 에 T 초 동안 관측된 수신신호 $r(t)$ 의 projection r_i 는

$$r_i = \int_0^T r(t) \cdot \phi_i(t) dt, \tag{5}$$

$i = 1, 2, 3, \dots, \infty$

이 된다. basis function들은 그들에 대한 신호의 projection이 독립이 되도록 선택되어야 한다.

$$E\{r_i \cdot r_j\} = \lambda_i \cdot \delta_{ij} \tag{6}$$

진폭변조를 관측할 수 있도록, 관측시간 T 는 진폭변조의 주기 T_k 보다 상당히 큰 것으로 가정한다. 식 (5)와 (6)으로부터

$$\lambda_i \cdot \phi_j(t) = \int_0^T E\{r(t) \cdot r(u)\} \cdot \phi_j(u) \cdot du \tag{7}$$

인 경우에 대해, 다음 관계가 만족된다.

$$\begin{aligned} \lambda_i \cdot \delta_{ij} &= E\{r_i \cdot r_j\} \\ &= E\left\{ \int_0^T r(t) \cdot \phi_i(t) dt \cdot \int_0^T r(u) \cdot \phi_j(u) du \right\} \tag{8} \\ &= \int_0^T \phi_i(t) \int_0^T E\{r(t) \cdot r(u)\} \cdot \phi_j(u) \cdot du \cdot dt \end{aligned}$$

식 (8)에서 basis function $\phi_i(t)$ 는 고유함수이고, $\lambda_i(t)$ 는 고유값이다. 관측된 cavitation noise에 대한 covariance function은 식 (3)으로 주어진 모델로부터

$$E\{x(t) \cdot x(u)\} = E\{m_{\omega_k}(t)n_k(t) \cdot m_{\omega_k}(u)n_k(u)\} \quad (9)$$

$$= m_{\omega_k}(t) \cdot m_{\omega_k}(u) E\{n_k(t) \cdot n_k(u)\}$$

으로 기술된다. 식 (9)에서 $m_{\omega_k}(t)$ 와 $n_k(t)$ 는 통계적으로 독립이고, $m_{\omega_k}(t)$ 는 미지이지만 결정적인 신호이다. $u \neq t$ 인 경우, $E\{n_k(t) \cdot n_k(u)\} = 0$ 이므로 $E\{x(t) \cdot x(u)\} = 0$ 이다. $t = u$ 인 경우는

$$E\{x(t) \cdot x(u)\} = E\{x^2(t)\} \quad (10)$$

$$= m_{\omega_k}^2(t) E\{n_k^2(t)\}$$

$$= m_{\omega_k}^2(t) \sigma_k^2$$

이 되며, σ_k^2 은 imaginary white stationary cavitation noise $n_k(t)$ 의 전력이다.

따라서, 프로펠러의 소음에 대한 모델로부터 covariance function은

$$E\{x(t) \cdot x(u)\} = m_{\omega_k}(t) \cdot m_{\omega_k}(u) \cdot \sigma_k^2 \delta(t-u) \quad (11)$$

이 되고, 식 (7)로 주어진 프로펠러의 소음에 대한 covariance function의 적분 방정식은

$$\lambda_j \cdot \phi_j(t) = \int_0^T E\{r(t) \cdot r(u)\} \cdot \phi_j(u) \cdot du$$

$$= \int_0^T m_{\omega_k}(t) \cdot m_{\omega_k}(u) \cdot \sigma_k^2 \cdot \delta(t-u) \cdot \phi_j(u) \cdot du$$

$$= m_{\omega_k}^2(t) \cdot \sigma_k^2 \cdot \phi_j(t) \int_0^T \delta(t-u) \cdot du$$

$$= m_{\omega_k}^2(t) \cdot \sigma_k^2 \cdot \phi_j(t) \quad (12)$$

이 된다. 식 (12)에서 $\lambda_j = m_{\omega_k}^2(t) \cdot \sigma_k^2$ 은 고유값이 된다. 또한, white Gaussian cavitation signal에 대해 임의의 sample들은 uncorrelated 되므로, 신호의 projection이 uncorrelated 되는 basis function을 찾을 필요가 없다. 다음은 신호의 projection을 구하기 위해, sample instances가 t_i 인 K 개의 sample로 구성된 신호의 관측을 가정한다. 여기서, 관측시간 T 는 프로펠러의 회전주기 T_k 보다 상당히 긴 것으로 가정한다. 관측된 프로펠러 소음의 sample $x(t_i)$ 의 기대값은 프로펠러 소음의 평균이 0이기 때문에

$$m_i = E\{x(t_i)\} \quad (13)$$

$$= E\{m_{\omega_k}(t_i) \cdot n_k(t_i) + n_a(t_i)\}$$

$$= m_{\omega_k}(t_i) \cdot E\{n_k(t_i)\} + E\{n_a(t_i)\}$$

$$= 0$$

으로 기술할 수 있다. Gaussian distribution으로 주어진 관측의 분산은 고유값 $\lambda_j = m_{\omega_k}^2(t) \cdot \sigma_k^2$ 이 되고, 배경소음 $n_a(t)$ 는 분산 $N_0/2$ 인 zero average Gaussian이고, $N_0/2$ 는 백색 배경소음의 전력밀도 스펙트럼이다. 이

때 수신된 신호의 i 번째 관측, $x(t_i)$ 은 분산 $m_{\omega_k}^2(t_i) \cdot \sigma_k^2 + N_0/2 = \sigma_i^2$ 으로 주어진 zero average 이므로, 이 경우의 분포는

$$p_x(x(t_i)/\omega_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} \exp\left(-\left(\frac{x^2(t_i)}{2\sigma_i^2}\right)\right) \quad (14)$$

$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi(m_{\omega_k}^2(t_i) \cdot \sigma_k^2 + N_0/2)}} \cdot \exp\left(-\left(\frac{x^2(t_i)}{2(m_{\omega_k}^2(t_i) \cdot \sigma_k^2 + N_0/2)}\right)\right)$$

으로 기술되고, 여기서 $m_{\omega_k}^2(t_i)$ 는 기본 주파수 ω_k 에 대해 주기적이다. 관측들은 uncorrelated되고, 분포는 Gaussian이기 때문에 관측은 통계적으로 독립이므로 sample distance t_i 에서의 K 개의 관측, $x(t_i)$ 에 대한 종 제적 분포는 각각의 분포의 곱으로 주어진다.

$$p_x(x/\omega_k) = \prod_{i=1}^K p_x(x(t_i)/\omega_k) \quad (15)$$

$$= \prod_{i=1}^K \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} \exp\left(-\left(\frac{x^2(t_i)}{2\sigma_i^2}\right)\right)$$

$$= \prod_{i=1}^K \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}}\right) \cdot \exp\left(-\sum_{i=1}^K \frac{x^2(t_i)}{2\sigma_i^2}\right)$$

$$= \prod_{i=1}^K \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi(m_{\omega_k}^2(t_i) \cdot \sigma_k^2 + N_0/2)}}\right) \cdot \exp\left(-\sum_{i=1}^K \frac{x^2(t_i)}{2(m_{\omega_k}^2(t_i) \cdot \sigma_k^2 + N_0/2)}\right)$$

식 (15)에서의 $m_{\omega_k}^2(t_i)$ 은 분포의 분산의 관계식에 포함된 ω_k 의 함수임을 보이기 위해 Fourier series $\sum_{n=0}^{\infty} C_n e^{-in\omega_k t}$ 로 전개될 수 있다. 분포의 관계식 (15)를 최대화하는 ω_k 를 구함으로써, ML Classifier에 의한 프로펠러의 회전주파수가 예측된다. 자연대수 (natural logarithm) 함수는 단조증가 함수이므로, 주어진 관측 $x(t_i)$ 에 대한 분포의 대수함수가 최대가 되도록 ML Classifier는 ω_k 를 결정하므로써, 프로펠러의 회전주파수가 예측된다.

$$\ln(p_x(x/\omega_k)) = \ln\left(\prod_{i=1}^K (2\pi\sigma_i^2)^{-1/2}\right) + \ln\left(\exp\left(-\sum_{i=1}^K \frac{x^2(t_i)}{2\sigma_i^2}\right)\right) \quad (16)$$

$$= \sum_{i=1}^K \ln(2\pi\sigma_i^2)^{-1/2} - \sum_{i=1}^K \frac{x^2(t_i)}{2\sigma_i^2}$$

$$= -\frac{K}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^K \ln(\sigma_i^2) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^K \frac{x^2(t_i)}{\sigma_i^2}$$

$$= -\frac{K}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^K \ln(m_{\omega_k}^2(t_i) \cdot \sigma_k^2 + N_0/2) - \frac{1}{2}$$

식 (16)의 우변의 첫째 항은 ω_k 에 관계없이 상수이고, $m_{\omega_k}^2(t_i)$ 는 주기함수이므로 $m_{\omega_k}^2(t_i) \cdot \sigma_k^2 + N_0/2$ 와 $\ln(m_{\omega_k}^2(t_i) \cdot \sigma_k^2 + N_0/2)$ 역시 주기함수가 된다. K 와

이에 대한 관측시간이 주기에 비해 클 때, 실제로 $\sum_{i=1}^K \ln(m^2_{\omega_s}(t_i) \cdot \sigma_k^2 + N_0/2)$ 는 주기신호 $\ln(m^2_{\omega_s}(t_i) \cdot \sigma_k^2 + N_0/2)$ 의 dc 성분으로 고려할 수 있고, 주기신호의 dc 성분은 신호의 기본 주파수에 관계없이 변화되지 않는다. 이처럼 식 (16)에서 주어진 분포는 상수 K_{dc} 로 기술될 수 있고, 식 (16)은 다음과 같이 주어진다.

$$\ln(p_x(x/\omega_k)) = K_{dc} - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^K \frac{x^2(t_i)}{m^2_{\omega_s}(t_i) \cdot \sigma_k^2 + N_0/2} \quad (17)$$

식 (17)의 분포를 최대화하기 위해 $\sum_{i=1}^K \frac{x^2(t_i)}{m^2_{\omega_s}(t_i) \cdot \sigma_k^2 + N_0/2}$ 이 최소가 되어야 한다. 따라서 $\sum_{i=1}^K \frac{x^2(t_i)}{m^2_{\omega_s}(t_i) \cdot \sigma_k^2 + N_0/2}$ 를 ω_k 에 대해 미분하여 그 결과가 0이 되도록 하는 ω_k 를 구하므로, ML Classifier에 의한 프로펠러의 회전주파수가 예측된다. $m^2_{\omega_s}(t_i) \cdot \sigma_k^2 + N_0/2$ 를 Fourier series로 전개하면 그 해는

$$m^2_{\omega_s}(t_i) \cdot \sigma_k^2 + N_0/2 = C_0 + \sum_{n=1}^{\infty} C_n e^{-jn\omega_s t_i} \quad (18)$$

이 되고, 약간의 가정과 근사에 의해 간단한 형태의 해가 구해진다. 프로펠러의 소음은 배경소음에 비해 작고, Fourier series는 근사화 된다는 가정을 세운다. 프로펠러의 소음, $m^2_{\omega_s}(t_i) \cdot \sigma_k^2$ 이 배경소음 $N_0/2$ 에 비해 작을 때 fraction은 다음과 같은 Taylor 전개에 의해 근사화 될 수 있다.

$$1/(1+x) = 1 - x + x^2 - x^3 \dots \text{ for } -1 < x < 1 \quad (19)$$

여기서, $x = (2 m^2_{\omega_s}(t_i) \cdot \sigma_k^2) / N_0 \ll 1$ 로 가정되므로, 식 전개식의 고차항은 무시되어

$$\begin{aligned} \frac{1}{m^2_{\omega_s}(t_i) \cdot \sigma_k^2 + N_0/2} &= \frac{2}{N_0} \frac{1}{1 + \frac{2 m^2_{\omega_s}(t_i) \cdot \sigma_k^2}{N_0}} \\ &\approx \frac{2}{N_0} \left(1 - \frac{2 m^2_{\omega_s}(t_i) \cdot \sigma_k^2}{N_0} \right) \end{aligned} \quad (20)$$

의 관계가 성립된다. 이 식을 식 (16)에 대입하면,

$$\begin{aligned} \ln(p_x(x/\omega_k)) &= K_{dc} - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^K x^2(t_i) \frac{1}{m^2_{\omega_s}(t_i) \cdot \sigma_k^2 + N_0/2} \\ &\approx K_{dc} - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^K x^2(t_i) \frac{2}{N_0} \left(1 - \frac{2 m^2_{\omega_s}(t_i) \cdot \sigma_k^2}{N_0} \right) \\ &= K_{dc} - \frac{1}{N_0} \sum_{i=1}^K x^2(t_i) + \frac{2}{N_0^2} \sum_{i=1}^K x^2(t_i) m^2_{\omega_s}(t_i) \cdot \sigma_k^2 \\ &= K_{dc} + \frac{2}{N_0^2} \sum_{i=1}^K x^2(t_i) \sum_{n=0}^{\infty} C_n e^{-jn\omega_s t_i} \\ &= K_{dc} + \frac{2}{N_0^2} C_0 \sum_{i=1}^K x^2(t_i) + \frac{2}{N_0^2} \sum_{i=1}^K x^2(t_i) \sum_{n=1}^{\infty} C_n e^{-jn\omega_s t_i} \\ &= K_{dc} + \frac{2}{N_0^2} \sum_{n=1}^{\infty} C_n \sum_{i=1}^K x^2(t_i) e^{-jn\omega_s t_i} \end{aligned} \quad (21)$$

이 구해지고, 이식의 마지막 항의 $\sum_{i=1}^K x^2(t_i) e^{-jn\omega_s t_i}$ 는 $x^2(t_i)$ 에 대한 Fourier series expansion의 n 번째 계수를 나타낸다. 구해진 n 번째 계수는 expected coefficient C_n 으로 가정되고, 이처럼 가정된 계수들의 총 합이 계산된다. 그러나 expected coefficient C_n 이 미지이기 때문에 $1 \sim \infty$ 인 n 의 C_n 에 대한 예측이 수행되어야 한다. Fourier expansion $m^2_{\omega_s}(t_i) \cdot \sigma_k^2 = \sum_{n=0}^{\infty} C_n e^{-jn\omega_s t_i}$ 에 대한 계수 C_n 은 다음 방정식을 사용하여 구해질 수 있다.

$$C_n = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K m^2_{\omega_s}(t_i) \cdot \sigma_k^2 e^{jn\omega_s t_i}, \quad n = 1, 2, \dots, \infty \quad (22)$$

$\left(\frac{1}{K} \sum_{i=1}^K x^2(t_i) e^{jn\omega_s t_i} \right)^*$ 는 미지의 계수 C_n 에 대한 예측치 \hat{C}_n 로써 사용될 수 있다. 기대값을 모델링에 의해 가정된 방정식에 대입하므로써 \hat{C}_n 의 기대값이 관측한다.

$$\begin{aligned} E(\hat{C}_n) &= E\left(\frac{1}{K} \sum_{i=1}^K x^2(t_i) e^{-jn\omega_s t_i} \right) \\ &= E\left(\frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (m_{\omega_s}(t_i) \cdot n_k(t_i) + n_a(t_i))^2 e^{-jn\omega_s t_i} \right) \\ &= E\left(\frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (m^2_{\omega_s}(t_i) \cdot n_k^2(t_i) + n_a^2(t_i) + 2m_{\omega_s}(t_i) \cdot n_k(t_i) \cdot n_a(t_i)) e^{-jn\omega_s t_i} \right) \\ &= \frac{1}{K} \left(\sum_{i=1}^K (m^2_{\omega_s}(t_i) \cdot E\{n_k^2(t_i)\} + E\{n_a^2(t_i)\} + 2m_{\omega_s}(t_i) \cdot E\{n_k(t_i)\} \cdot E\{n_a(t_i)\}) e^{-jn\omega_s t_i} \right)^* \\ &= \frac{1}{K} \left(\sum_{i=1}^K (m^2_{\omega_s}(t_i) \cdot \sigma_k^2 + N_0/2) e^{-jn\omega_s t_i} \right)^* \\ &= \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (m^2_{\omega_s}(t_i) \cdot \sigma_k^2 + N_0/2) e^{-jn\omega_s t_i} \\ &\quad n = 1, 2, 3, \dots, \infty \end{aligned} \quad (23)$$

$N_0/2$ 항만이 Fourier series expansion의 dc 성분에 기여하지만, dc 성분 C_0 은 중요한 의미를 갖지 않는다. 따라서 C_n 에 대해 unbiased estimator가 다음과 같이 제안된다.

$$\hat{C}_n = \frac{1}{K} \left(\sum_{i=1}^K x^2(t_i) e^{jn\omega_s t_i} \right)^* \quad (24)$$

이식을 식 (23)에 대입하므로써, 최종의 ML Classifier가 구해진다.

$$\ln(p_x(x/\omega_k)) = K_{dc} + \frac{2}{K N_0^2} \sum_{n=1}^{\infty} \left| \sum_{i=1}^K x^2(t_i) e^{-jn\omega_s t_i} \right|^2 \quad (25)$$

ω_k 에 대한 estimator는 $\sum_{n=1}^{\infty} \left| \sum_{i=1}^K x^2(t_i) e^{-jn\omega_s t_i} \right|^2$ 과 이에 대한 분포 $\ln(p_x(x/\omega_k))$ 이 최대인 ω_k 를 예측하는 것이다. 이 estimator는 프로펠러의 소음이 배경소음에 비해

작은 경우와 estimated coefficient C_n 의 기대값에 근거하기 때문에 계수 C_n 이 주어지지 않은 경우에 대한 최적의 estimator가 된다.

III. Maximum Likelihood classifier의 성능 분석

3.1. 시뮬레이션에 의한 Maximum Likelihood Classifier의 성능 검증

cavitation은 수중에 비선형 매질을 형성하고, 비선형 음향학적 특성에 의해 매질 내에서의 음파들간의 비선형적 상호작용을 유발시킨다. 음파의 비선형적 상호작용은 크게 주파수 변조에 의한 결합주파수 성분의 음파의 생성과 진폭변조 현상을 나타낸다. ML Classifier의 성능을 분석하기 위한 진폭변조 신호는 harmonic law를 기술한 식 (1)에 의해 발생시켜 시뮬레이션을 수행하였다. 그림 1은 백색 성분의 cavitation noise에 blade가 3개인 프로펠러가 30 Hz의 주파수로 진폭 변조된 경우를 가정하여 발생한

진폭변조 신호에 대한 ML Classifier와 Modulation Detector의 분석결과이다. 그림에서 볼 수 있는 것처럼 두 분석결과에서 프로펠러의 shaft-rate이 정확히 측정됨을 알 수 있다.

그림 2는 그림 1에서 분석한 데이터에 신호대 잡음비를 -5 dB 와 -10 dB로 시뮬레이션을 수행한 경우의 신호 분석결과를 보여준다. 그림 1과 그림 2에서 볼 수 있는 것처럼 신호 대 잡음비가 0 dB 와 -5 dB인 경우에는 대해서는 ML Classifier와 Modulation Detector에 의해 프로펠러의 shaft-rate이 정확하게 예측됨을 보이나 -10 dB의 신호대 잡음비로 생성된 신호에 대해서는 ML Classifier에 의해서만 프로펠러의 shaft-rate이 측정됨을 보인다. 그림 3은 수조에 blade가 5개인 프로펠러를 장착하고, 그 shaft-rate를 23 Hz로 발생하고 그 소음을 수중 청음기 (B & K 8104)로 수신한 결과를 ML Classifier와 Modulation Detector로 예측한 결과를 보인다. 이 실험 결과에서도 프로펠러의 shaft-rate이 두 방법 모두에 의해 정확히 예측됨을 나타낸다.

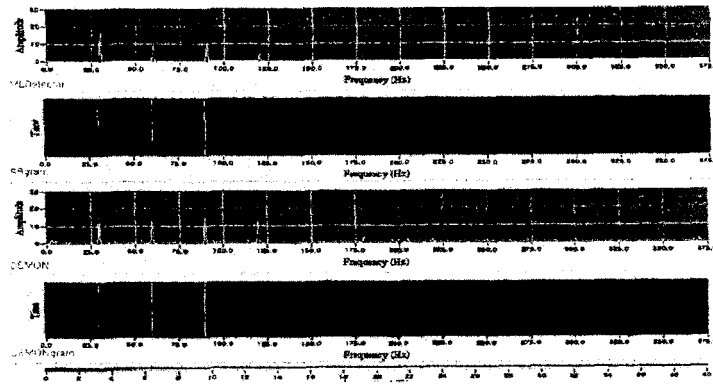
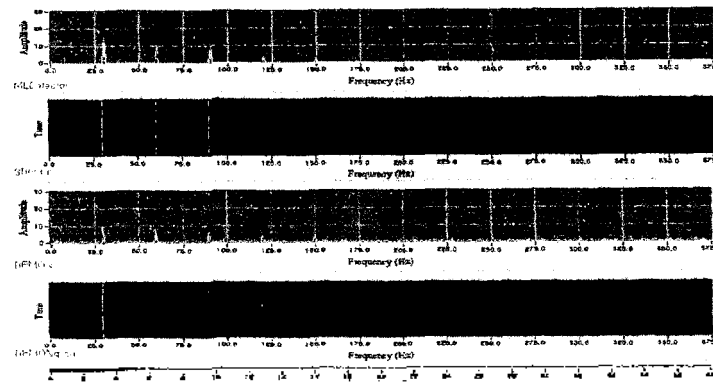


그림 1. blade가 3개인 프로펠러의 회전에 의해 수중에 발생되는 modulated white Gaussian 모의신호에 대한 ML Classifier의 예측결과 (shaft-rate : 30 Hz)

Fig. 1. ML Estimation result of the modulated white Gaussian noise with turning frequency of 3-blades propeller by simulation (shaft-rate : 30 Hz).



(a)

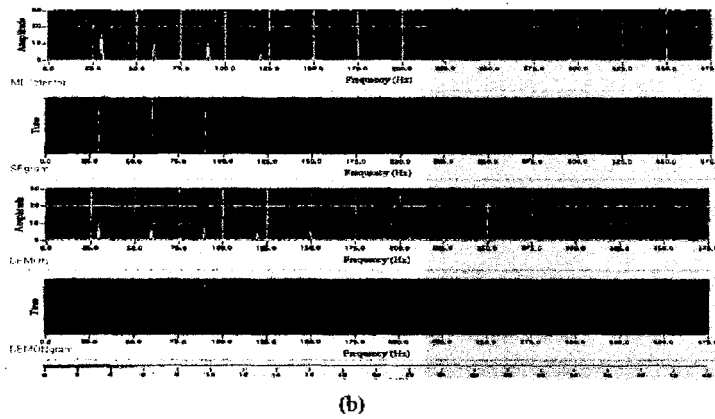


그림 2 blade가 3개인 프로펠러의 회전에 의해 수중에 발생되는 modulated white Gaussian 모의신호에 white Gaussian noise가 더해진 경우에 대한 ML Classifier의 예측결과 (shaft-rate : 30 Hz)

(a) 신호 대 잡음비 : -5 dB (b) 신호 대 잡음비 : -10 dB

Fig 2. ML Estimation results of the modulated white Gaussian noise with turning frequency of 3-blades propeller by simulation (shaft-rate : 30 Hz).

(a) signal to noise ratio : -5 dB,
 (b) signal to noise ratio : -10 dB.

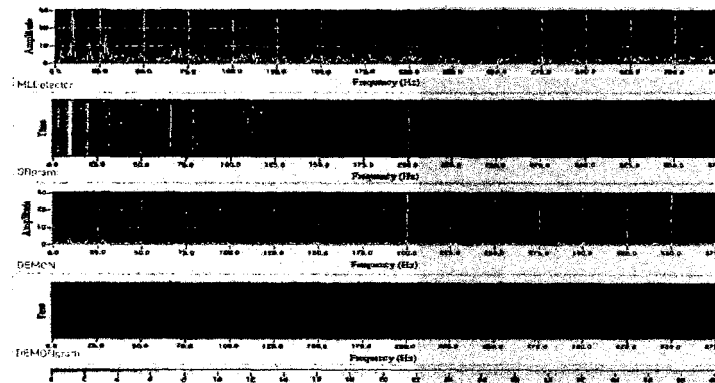


그림 3 수조에 장착된 blade가 5개인 프로펠러의 회전에 의해 수중에 발생된 소음에 대한 ML Classifier의 예측결과 (프로펠러 shaft-rates : 23 Hz)

Fig. 3. ML Estimation results of the experimentally generated underwater noise due to turning 5-blades propeller in water tank.(propeller shaft-rates : 23 Hz).

3.2. 해양자료에 의한 Maximum Likelihood Classifier의 성능 검증

그림 4는 실제 해양에서 blade의 개수가 3개인 프로펠러가 장착된 선박이 수신 수중 청음기로부터 2 km 이상의 거리에서 약 600 rpm으로 추진되는 경우에 선박으로

부터 발생되는 소음을 수중 청음기 (B & K 8104)로 수신하여 ML Classifier와 Modulation Detector로 분석한 결과로써 Modulation Detector에 의해 프로펠러의 shaft-rate이 측정되지 않는데 비해 ML Classifier에 의해서는 비교적 정확한 프로펠러의 shaft-rate이 예측됨을 알 수 있다.

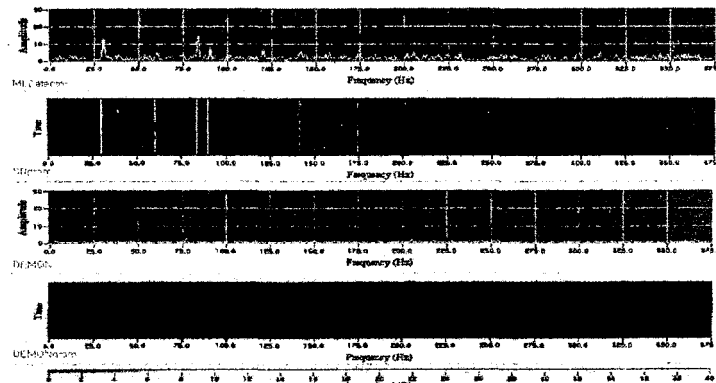


그림 4. 실제 해양에서 선박으로부터 발생된 수중소음에 대한 ML Estimation 결과

(측정거리 : 2.5 km, 프로펠러 shaft-rates : 10 Hz)

Fig. 4. ML Estimation result of the ship noise in real ocean

(measuring distance : 2.5 km, propeller shaft-rates : 10 Hz).

IV. 결 론

음향학적으로 수중에 발생하는 entrained-bubble이나 cavitation-bubble들은 비선형적 특성이 강한 매질로 알려져 있다. 프로펠러에 의해 추진되는 수중 이동체는 수중에 cavitation을 발생시키고, 그 비선형 음향학적 특성에 의하여 cavitation noise와 프로펠러의 shaft-rate 및 blade-rate에 의한 주파수 변조와 진폭변조 현상이 발생된다. 본 연구에서는 수중 이동체로부터 발생하는 수중소음으로부터 프로펠러의 shaft와 blade의 회전속도의 정보를 예측하므로써, 수중체를 식별하기 위한 Maximum Likelihood Classifier를 이론적으로 유도하였고, 시뮬레이션 데이터와 실제 해양에서 구한 데이터에 적용하고 그 성능을 수중 물체의 식별 기법인 DEMON (demodulation on noise)에 일반적으로 활용되는 Modulation Detector의 성능과 비교 분석하였다. 신호에 비해 배경소음이 크지 않은 경우에는 두 방법 모두 우수한 탐지성능을 가지나 신호에 비해 배경소음이 커질수록 ML Classifier의 성능이 Modulation Detector의 성능에 비해 우수한 특성을 나타냄을 검증하였다.

ML Classifier는 수중에 형성된 소음으로부터 진폭변조 주파수를 예측하는 기법으로 프로펠러로 추진되는 수중 물체의 식별에 활용 가능함을 입증하였다.

참 고 문 헌

1. P. M. Morse and K. U. Ingard, *Theoretical Acoustics* (Mcgraw-Hill, New York, 1968), Chap.11, pp.737-750.
2. D. Ross, *Mechanics of Underwater Noise* (Pergamon Press, New York, 1976), Chap.8, pp. 253-285.
3. W. K. Blake, *Mechanics of Flow-Induced Sound and*

Vibration (Academic Press, New York, 1986), Chap.7, pp. 427-491, Chap.12, pp.837-953.

4. B. K. Novikov, O. V. Rudenko and V. I. Timoshenko, *Nonlinear Underwater Acoustics* (American Institute of Physics, New York, 1987), Chap.3, pp.25-41.
5. R. O. Nielsen, *Sonar Signal Processing* (Artech House, London, 1991), Chap.3, pp. 123-128.

▲ 강 성 현 (Sung-Hyoun Kang)

1983년 2월 : 서강대학교 전자공학과(공학사)
 1985년 2월 : 서강대학교 전자공학과(공학석사)
 1985년~현재 : LG이노텍 책임연구원
 * 주관심분야 : 레이더/소나 신호처리, 영상신호처리

▲ 김 의 준 (Eui-Jun Kim)

1987년 2월 : 성균관대 물리학과(이학사)
 1989년 2월 : 성균관대 대학원 물리학과(석사)
 1997년 2월 : 성균관대 대학원 물리학과(박사)
 1996년~현재 : LG이노텍 선임연구원
 * 주관심분야 : 소나 신호처리, 영상신호처리

▲ 윤 원 식 (Won-Sik Yoon)

1984년 2월 : 서울대학교 제어계측공학과(공학사)
 1986년 2월 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학석사)
 1991년 2월 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학박사)
 1986년 3월~1991년 4월 : 금성전기연구소 선임연구원
 1991년 5월~1994년 8월 : LG 정밀연구소 책임연구원
 1995년 9월~1996년 8월 : University of Victoria 방문교수
 1994년 9월~현재 : 아주대학교 전자공학부 부교수
 * 주관심분야 : 이동통신, 확산대역통신, 통신신호처리