

수중방사소음의 비선형매핑 해석에 의한 선박 클래스 식별

이필호*, 허보현*, 박형욱*, 윤종락**

*국방과학연구소, **부경대학교

Ship-class Classification by Nonlinear Mapping Analysis for Underwater Radiated Noise

Phil-Ho Lee*, Bo-Hyeon Heo*, Hyung-Wuk Park*, Jong-Rak Yoon**

*Agency for Defense Development, **Bukyoung National University

phlee285@sunam.kreonet.re.kr, hbhfree@kornet.net, lennox@sunam.kreonet.re.kr

Jryoon@mail.pknu.ac.kr

요약

본 논문은 수중방사소음을 이용한 선박 클래스 식별을 위하여 비선형매핑법을 제안한다.

수중방사소음으로부터의 특성벡터 추출과정은 신호의 주파수영역 변환, 규준화, 및 특성추출 과정들을 포함하며, 비선형매핑법은 이러한 과정을 통하여 추출된 특성벡터를 입력으로 선박의 클래스를 분류한다. 제안된 비선형매핑법은 인공적으로 생성한 데이터들을 이용한 시뮬레이션을 통해 검증되고, 실제 데이터를 이용한 테스트 결과들은 본 논문에서 제시한 방법이 식별을 위해 사용될 수 있음을 보여준다.

1. 서론

선박의 수중방사소음은 발생위치나 특성에 따라 분류하면 탑재장비, 추진기관 및 계통에 기인한 기계적 소음, 프로펠러 소음 및 유체소음 등으로 나누어지며, 이들 소음들은 선박의 항해조건에 따라 방사소음에 대한 기여도가 다르다. 또한 수중방사소음에 기여하는 이들 특성들이 선박들 각각에 따라 다르므로 수중방사소음은 선박 고유의 특성으로 선박식별인자로서 고려될 수 있다.

본 논문은 선박식별의 자동화를 위한 기초 연구로서 각 선박의 수중방사소음에 대한 특성인자를 도출하고 비선형매핑을 적용하여 선박들을 클래스 별로 분류함으로써 식별 가능성을 평가하였다. 일반적인 데이터에 대한 특성벡터 개념으로부터 수중방사소음에 대한 특성벡터 추출방법을 제시하고, 비선형매핑법을 유도한 후 명확한 특성을 가지는 인공적으로 생성한 데이터 집합

을 이용하여 방법의 타당성을 검증하였다. 또한 수중방사소음 실제 데이터에 적용함으로써 알고리즘의 적용 가능성 및 선박의 식별 가능성을 평가하였다.

2. 수중방사소음 신호의 특성벡터

특성벡터 추출은 데이터 특성해석 및 식별과정에서 매우 중요한 단계이다. 일반적으로 말하자면 선택된 특성벡터는 샘플에 관한 많은 정보를 수반하고 있으며, 만약 샘플들이 서로 다른 클래스에 속한다면 각 샘플들로부터 추출된 특성벡터는 서로 큰 편차를 가질 것이다. 특성벡터 추출 및 처리에 관한 소개는 패턴인식에 관련한 여러 문헌에서 발견할 수 있으며, 특성벡터 추출을 위하여 주성분 해석법(method of master component analysis), 요소 해석법(method of factor analysis) 또는 비교에 의한 방법들이 사용되고 있다. 또한, 데이터가 포함하고 있는 많은 정보들을 대표하는 특성벡터의 매개변수들(즉, 벡터의 성분들)에게 각각 다른 값의 가중치가 주어질 수 있으며, 거의 대부분의 경우들에 있어 이들 비중들은 단지 경험적으로 주어진다 [1,2,3].

수중방사소음으로부터 특성벡터를 추출하는 것은 수중방사소음 발생역학에 대한 충분한 물리적인 이해와 많은 실험을 필요로 한다. 수중방사소음과 같은 신호는 일반적으로 다음과 같은 형태를 가진다.

만약 신호 $s(t)$ 가 배경잡음 $n(t)$ 내에서 단일 주파수 성분 f_0 를 가진다면 N 개의 관측샘플들은 다음과 같다.

$$u_i(t) = s(t | f_0) + n_i(i), \quad i = 1, \dots, N \quad (1)$$

또한, f_0 에 대한 최우 추정량(maximum likelihood estimation)이 다음과 같음을 쉽게 알 수 있다.

$$E(f) = s^{-1} \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N u_i \right] \quad (2)$$

이것은 f_0 의 최적추정이 u_i 의 대수평균값임을 의미한다.

이러한 신호형태에 대한 특성벡터들이 어떤 클래스를 대표할 때, 신호의 특성벡터 매개변수들은 다음 조건들을 만족해야만 한다.

- 신호의 특성들은 통계적 평균값의 결과들이어야만 한다.
- 동일 조건(즉, 동일 선박, 동일 속도 등)에서 특성은 시간에 따라 변화하지 않아야 한다. (특성의 반복발생확률 = 1.0)
- 클래스들 사이의 중첩영역이 가능한 한 작아야 한다.
- 특성벡터의 추출과정은 단순한 알고리즘이어야만 하며, 소프트웨어 및 하드웨어 구현이 쉬워야 한다.

본 논문에서는 수십척의 선박들에 대한 방사소음을 조사했으며, 선박의 기계적인 구조의 차이 및 항해 상태의 차이 등으로 인하여 방사소음 스펙트럼들을 결정하는 매개변수들이 다소 차이를 가진다는 사실을 알 수 있었다. 그 결과에 의해, 본 논문에서는 특성신호의 위치 및 강도 등을 포함하는 6가지 성분들을 샘플들을 대표하는 특성벡터의 성분들로 선택하였다. 이 경우에 있어, 샘플은 개별 선박이다.

시간에 따라 연속적으로 획득한 M기의 시간축 신호가 N개의 데이터를 가진다고 하면, 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$x_m(0), \dots, x_m(N-1), m=1, \dots, M \quad (3)$$

m번째 신호의 i번째 스펙트럼 빈(bn)은 다음과 같다.

$$X_m(i) = \sum_{k=0}^{N-1} x_m(k) \exp\left(\frac{-2\pi i k l}{N}\right) \quad (4)$$

또한, 평균 스펙트럼 값은 다음과 같다.

$$X(i) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M |X_m(i)| \quad (5)$$

평균 스펙트럼 $\{X(i), i=1, \dots, N-1\}$ 으로부터 수중방사소음을 대표하는 6개의 매개변수들을 추출하였으며, 그 결과는 다음과 같다.

- (1) 가장 강한 특성신호의 위치
- (2) 특성신호의 평균간격
- (3) 특성신호의 평균강도

(4) 특성신호의 개수

(5) 가장 강한 스펙트럼 밴드

(6) 가장 강한 스펙트럼 밴드의 기울기 변화

이러한 특성벡터 매개변수 추출에 있어 방사소음 신호는 충분한 시간동안 평균되어 잡음을 최소화하여야 한다. 그러나, 이 과정은 현실적으로 어렵기 때문에 smoothing 기법을 사용하여 해결하며, 본 논문에서는 소음 규준화 기법(Noise Normalization Technique)을 사용하였다 [4,5].

3. 비선형매핑

선형변환들은 응용하기 쉬우며, 상대적으로 유도하기도 쉽다. 그러나 대부분의 바람직한 특성들은 관측자료의 선형변환이 아니다. 비선형매핑은 고차원 관측공간에서 고유의 자료구조를 발견하고자 하는 것이며, 그 구조를 보다 더 또는 덜 보존하는 저차원 공간으로의 비선형 변환규칙을 구하는 것이다. 이 변환들이 데이터의 특성해석 및 식별 측면에서 항상 유용한 것은 아니다. 몇가지 경우들에 있어 변환들은 반복적으로 발생되거나 또는 불명확하여 단지 데이터 구조를 더 잘 이해하기 위하여 사용된다. 이들 경우에 있어 변환된 자료는 보통 2차원 또는 3차원 종속공간에 산포도로서 나타난다 [6].

본 연구에서는 샘플사이거리를 보존하는 방법으로 사론(Sammon) 매핑을 사용하였으며, 그 과정은 다음과 같다 [3,6,7].

N개의 샘플 $X = \{x_n\}_1^N$ 이 있다고 가정하자. 각 샘플은 L 특성 $X_n = \{x_{nl}\}_1^L$ 에 의해 표현된다. 그래서 L차원 특성공간 R^L 은 이들 L 특성들에 의해 형성되고 $x \in R^L$ 이다.

N개의 샘플들은 R^L 로부터 M차원 특성공간 R^M 으로 매핑된다. 또한 $y \in R^M$ 이고 $Y = \{y_n\}_1^N$ 이다. 즉, 매핑 전에는 샘플들이 L차원 특성공간에 속하며, 매핑 후에는 M차원 특성공간에 속한다. 차원감소 매핑의 경우, M은 L보다 작다. 그러므로 매핑 알고리즘은 다음과 같이 표현된다.

$$y_n = G(x_n) \quad n=1, 2, \dots, N \quad (6)$$

여기서, G는 매핑인자(mapping factor)이다.

$\{x_n\}_1^N$ 의 구조가 F로서 표현되고 $\{y_n\}_1^N$ 의 구조가 F^* 로서 표현된다고 가정하면, 식 (6)에서 표현된 매핑 알고리즘의 제약조건은 다음과 같다.

$$\epsilon = \min \epsilon(F, F^*) \quad (7)$$

여기서, ϵ 은 구조변형함수이다.

이 제약조건은 매핑에 있어 구조변형이 최소화되어야 함을 의미한다. 그러나 인간의 정보접근성에 있어서 유클리디안 공간이 다른 공간보다 더 쉽게 인식될 수 있기 때문에, 2개의 매핑전 샘플벡터들 사이의 거리는 다음과 같이 표현된다.

$$d_{nk} = d(x_n, x_k) = \left[\sum_{i=1}^M (x_{ni} - x_{ki})^2 \right]^{1/2} \quad (8)$$

동시에 2개의 매핑후 샘플벡터들 사이의 거리는 다음과 같이 표현된다.

$$d_{nk}^* = d^*(y_n, y_k) = \left[\sum_{m=1}^M (y_{nm} - y_{km})^2 \right]^{1/2} \quad (9)$$

거리를 행렬로 표현하면 다음과 같다.

$$D_N(x) = [d_{nk}]_{1,1}^{N,N} = \begin{bmatrix} 0 & d(x_1, x_2) & \dots & d(x_1, x_N) \\ d(x_2, x_1) & 0 & \dots & \cdot \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d(x_N, x_1) & d(x_N, x_2) & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$D_N(y) = [d_{nk}^*]_{1,1}^{N,N} = \begin{bmatrix} 0 & d^*(y_1, y_2) & \dots & d^*(y_1, y_N) \\ d^*(y_2, y_1) & 0 & \dots & \cdot \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d^*(y_N, y_1) & d^*(y_N, y_2) & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (11)$$

특성공간에서 샘플들의 구조를 표현하기 위하여 이들 행렬을 사용하면 식 (7)은 다음과 같다.

$$\epsilon = \min \epsilon(D_N(X), D_N(Y)) \quad (12)$$

선택할 수 있는 구조변형함수들에는 몇가지 식이 있다. 그들 중 하나로 샘플들 사이의 거리에 대한 표준화된 오차(normalized error)를 선택한다면 다음과 같다.

$$\epsilon = \frac{1}{\sum_{n \neq k}^N d_{nk}} \sum_{n \neq k}^N \frac{(d_{nk} - d_{nk}^*)^2}{d_{nk}} \quad (13)$$

이제 식 (13)에서 ϵ 이 최소가 되는 점을 찾기 위하여 반복계산법(iterative method)이 사용된다.

본 연구에서 사용된 반복계산법은 steepest descent technique이며, 비선형매핑 알고리즘을 검증하기 위하여 인공적으로 생성한 몇가지 데이터 집합들에 대한 시뮬레이션을 수행하였다. 그 결과들 중에서 본 논문에서는 가우시안분포 데이터에 대한 매핑결과를 선형 매핑인 고유벡터를 이용한 매핑결과와 비교하여 그림 1 및 그림 2에 제시하였다.

그림에서 보여주는 바와 같이 가우시안 분포 데이터에 대한 고유벡터를 이용한 매핑결과는 2개의 클래스만이 분류되고 나머지는 중첩되어 나타나고 있으나, 비선형매핑의 경우는 샘플사이거리 및 데이터의 분포특성이 잘 보존되고 있음을 보여주고 있어 본 논문에서 도입한 비선형매핑법의 타당성을 확인할 수 있었다.

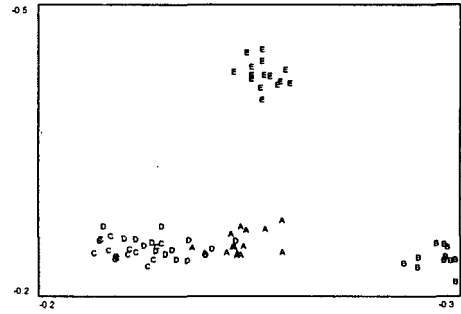


그림 1. 고유벡터를 이용한 매핑결과

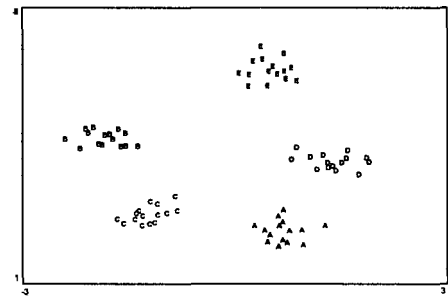


그림 2. 비선형매핑을 이용한 매핑결과

4. 수중방사소음 실제 데이터의 적용결과

앞에서 유도한 수중방사소음 특성추출 방안 및 비선형매핑법을 수중방사소음 실제 데이터에 적용하기 위하여 수중방사소음 샘플의 선정이 우선적으로 수행되어야 한다. 본 논문에서 선정한 샘플들은 A 클래스 3척, B 클래스 3척 및 C 클래스 20척을 대상으로 하였다.

C 클래스의 선박 샘플의 수가 알고리즘을 검증하는데 적합하므로 우선 C 클래스 선박들의 수중방사소음 데이터들 중 디젤엔진과 가스터빈의 추진기관 분류가 가능한지 비선형매핑을 적용하였다. 각 샘플들은 같은 속력 15노트에서 추출한 데이터이며, 그 결과는 그림 3과 같다.

그림에서 보여주는 바와 같이 디젤엔진 추진시의 샘플들은 "D", 가스터빈 추진시의 샘플들은 "G"로 표시되며, 디젤엔진 샘플들은 하나의 클래스로 잘 분류되고 있으나 가스터빈 샘플들은 그렇지 못하다. 가스터빈 샘플들 중 16개는 하나의 독립된 클래스로 분류되나 3개의 샘플들은 디젤엔진 샘플들에 근접하여 독립된 클래스를 형성하고 있으며, 나머지 하나의 샘플은 어느 클래스에도 속하지 않는 독립된 샘플로서 나타난다.

이러한 현상은 추출된 특성벡터들이 같은 선박의 같은 속력임을 고려하면 충분히 가능한 현상으로 판단되며, 보다 더 나은 식별율을 위해서는 가장 근본적인 문

제인 특성벡터 추출과정에 대한 보다 심층적인 연구가 필요할 것으로 생각된다.



그림 3. 반복적 비선형매핑에 의한 추진기관의 분류

A, B 및 C 클래스 26척의 선박에 대하여 속력 15노트에서 추출한 수중방사소음 특성벡터들에 대해 비선형매핑을 적용하였으며, 그 결과는 그림 4와 같다.

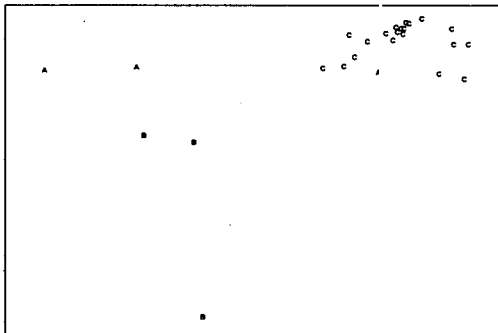


그림 4. 반복적 비선형매핑에 의한 3가지 선박 클래스들의 분류

그림에서 보여주는 바와 같이 A 클래스는 "A", B 클래스는 "B", C 클래스는 "C"로서 표시되어 있으며, A 및 B 클래스의 샘플 부족으로 정확한 정의는 할 수 없으나 본 논문에서 제시하고 있는 특성추출방법 및 비선형매핑 알고리즘이 선박 식별을 위한 하나의 방법으로 사용될 수 있는 가능성을 보여주고 있다. 물론 여기에서도 볼 수 있듯이 A 및 B 클래스 샘플들 중에서 각각 하나의 샘플들이 잘못 분류되고 있으며, 이로부터 특성벡터에 대한 충분한 검토가 필요함을 알 수 있다.

5. 결 론

본 연구는 각 선박의 수중방사소음이 대한 특성인

자들을 도출하고 비선형매핑 알고리즘을 적용함으로써 선박들의 클래스별 분류 가능성을 평가하였다. 일반적인 데이터에 대한 특성벡터의 개념을 도입하여 선박방사소음 데이터에 대한 특성벡터 추출방법을 구체적으로 제시하였으며, 추출된 특성벡터들을 분류하기 위하여 비선형매핑법을 제시하였다. 또한 인공적으로 생성된 명확한 특성의 데이터들을 적용함으로써 방법의 타당성을 검증하였으며, 실제 선박들의 수중방사소음 데이터에 적용함으로써 선박 식별방법으로서의 적용 가능성을 확인하였다.

참고문헌

1. David L. Hall, "Mathematical Techniques in Multisensor Data Fusion", Artech House Inc., 1992
2. Qihu Li, et al., "The Nearest Neighbourhood Criteria in Target Classification", UDT 96, 2-4, July 1996
3. Geng Chen, et al., "A Trial of using the Cluster Analysis for Classifying the Ships with Their Noise", Proc. of International Workshop on Maritime Acoustics, March 1990, Beijing
4. W. A. Struzinski and E. D. Lowe, "The Performance comparison of four noise background normalization schemes proposed for signal detection systems", J. Acoust. Soc. Am. 76(6), DEC 1984
5. W. A. Struzinski and E. D. Lowe, "The effect of improper normalization on the performance of an automated energy detector", J. Acoust. Soc. Am. 78(3), SEP 1985
6. Charles W. Therrien, "Decision Estimation and Classification", John Wiley & Sons, 1988
7. J. W. Sammon, "A Nonlinear Mapping for Data Structure Analysis", IEEE Trans. computers, Vol. C-18, No. 5, May 1969