정준상관분석을 이용한 수중표적 분석

석종원* · 김태환** · 배건성**

Underwater Target Analysis Using Canonical Correlation Analysis

Jongwon Seok* · Taehwan Kim** · Keunsung Bae**

이 논문은 방위사업청과 국방과학연구소의 지원으로 수행되었음.(계약번호: UD100002KD)

요 약

일반적으로 수중표적 인식에서는 표적의 형상/재질에 따른 수신 표적신호의 공간적인 정보를 특징인자로 추출하여 식별하고자 하는 특징을 추출하였다. 또한, 표적신호의 수신 위치에 덜 민감한 특징파라미터 추출을 위해 다양한 신호처리 기법을 적용하는 연구가 수행되어 왔다. 본 논문에서는 표적신호의 수신위치에 상대적으로 민감하지 않은 정준상관분석(Canonical correlation Analysis; CCA)을 사용하여 합성된 수중물체의 특징을 분석하였다. 다중각도 환경에서 특징추출을 위해 정준상관분석기법이 적용되었으며, 각각 다른 각도에서 수중물체에 반사되어 되돌아오는 연속적인 두개의 소나신호를 대상으로 정준상관분석을 수행하여 두 신호의 상관성을 분석하였다.

ABSTRACT

Generally, in the underwater target recognition, feature vectors are extracted from the target signal utilizing spatial information according to target shape/material characteristics. And, various signal processing techniques have been studied to extract feature vectors which is less sensitive to the location of the receiver. In this paper, we analyzed the characteristics of synthesized underwater objects using canonical correlation analysis method which is relatively less sensitive to the location of receiver. Canonical correlation analysis is applied to two consecutive backscattered sonar returns at different aspect angles to analyze the correlation characteristics in multi-aspect environment.

키워드

정준상관분석, 다중각도, 수중표적, 표적식별

Key word

Canonical Correlation Analysis, Multiaspect Sonar, Underwater Target, Target Recognition

---

* 정회원 : 창원대학교 정보통신공학과 (교신저자, jwseok@changwon.ac.kr)
** 정회원 : 경북대학교 전자전기컴퓨터학부

접수일자 : 2012. 04. 03
심사완료일자 : 2012. 04. 23

I. 서 론

능동소나 표적인식에서는 표적에서 반사되는 반향 음만을 이용하기 때문에 표적의 소음원에 대한 분석은 할 수 없고 형상 및 크기에 따른 반향음의 패턴을 분석하여 능동소나 탐지에서 추정된 도플러, 기동속도 등을 이용하여 표적의 클래스를 인식하는 방향으로 연구되고 있다. 능동소나를 이용한 표적인식을 위해서는 기반 기술로서 반향음으로부터 어떤 특징인자를 추출할 수 있는가와 어떤 형태의 패턴인식 기법을 적용할 것인가에 대한 연구가 필요하다. 이를 위해서는 시간 및 주파수 영역에서의 신호 해석 방법에 기반을 둔 특징추출 기법과 더불어 강인한 특징인자 추출을 위해서 주성분 분석(Principal Component Analysis; PCA) 및 독립 성분 분석(Independent Component Analysis; ICA)[1]와 같은 다양한 고급신호처리 기법과 SVM(Support Vector Machines)[2] 등의 다양한 패턴인식 기법에 대한 연구가 수행되어왔다. 또한 최근 연구되고 있는 능동소나 표적신호 인식 기술의 대부분은 단일 수신 신호를 이용한 인식 보다는 다수의 센서를 이용하여 여러 방향에서 수신된 신호를 바탕으로 HMM(Hidden Markov Model), GDA(Generalized Discriminant Analysis) 등의 인식기법을 적용하는 다중각도(multi-aspect)에 기반한 인식 기법이 주를 이루고 있다[3-6].

최근 들어 다변량 통계분석기법을 활용한 수중표적 인식에 대한 연구가 활발히 진행되었는데, 그 대표적인 예가 정준상관분석(Canonical Correlation Analysis; CCA)을 이용한 수중표적인식에 대한 연구이다[7]. CCA는 Hotelling[8]에 의해 개발된 이래 다변량 통계분석기법에 많이 활용되었다. CCA는 두변수군 사이의 관계를 확인하고 정량화하기 위한 분석기법이다. 즉, 한 집단에서의 변수들의 선형조합과 다른 집단에서의 변수들의 선형조합 사이의 상관관계에 초점을 둬으로써, 두 개의 변수 집단 사이의 관련성의 강도를 나타내준다.

본 논문에서는 표적신호의 수신위치에 상대적으로 민감하지 않은 CCA를 사용하여 합성된 수중물체의 특징을 분석하였다. 사용된 방법은 일정각도의 간격을 두고 수중물체에 반사되어 되돌아오는 연속적인 두개의 소나신호를 CCA의 입력으로 하여 두 신호의 상관성을 분석하였다.

II. CCA를 이용한 수중표적 분석

2.1. Canonical Correlation Analysis

CCA는 일반적으로 두 변수군이 주어질 때 각 변수군의 선형결합 간의 상관(correlation)에 관심을 둔다[8]. 이 상관을 가장 크게 하는 첫 번째 선형결합 짝(pair of combinations)을 찾고 다음으로 이 선형결합 짝과 상관관계가 없는 모든 짝들 가운데 가장 큰 상관을 가지는 두 번째 선형결합 짝을 찾는다. 이런 과정은 선형결합의 짝의 수가 크기가 가장 작은 변수군의 변수 수와 일치될 때까지 계속된다. 여기서 선형결합의 짝을 정준변수(canonical variables)라 하고 그들의 상관을 정준상관(canoonical correlations)이라 한다. 따라서 정준상관은 두 변수군 사이의 연관성의 정도를 나타낸다.

다수의 변수들로 구성된 두 변수벡터 X 와 Y 를 고려하자. 이때 두 변수군의 새로운 선형조합 S_x 와 S_y 를 아래 식 (1) 및 (2)와 같이 정의한다. 즉 X 와 Y 를 W_x 와 W_y 방향으로 투영시킨 새로운 축을 정의하게 된다.

$$S_{x, W_x} = (< W_x, x_1 >, \dots, < W_x, x_n >) \quad (1)$$

$$S_{y, W_y} = (< W_y, y_1 >, \dots, < W_y, y_n >) \quad (2)$$

새로운 선형조합인 S_x 와 S_y 에서 둘 사이의 상관관이 최대가 되게 하는 W_x 와 W_y 를 구한다. 여기서 C_{xx} 와 C_{yy} 는 각각 X 와 Y 의 분산에 해당하게 되고, C_{xy} 는 X 와 Y 의 공분산에 해당하게 된다.

$$\rho = \max \text{corr}(S_{x, W_x}, S_{y, W_y}) \quad (3)$$

$$= \max \frac{W_x' C_{xy} W_y}{\sqrt{W_x' C_{xx} W_x W_y' C_{yy} W_y}}$$

식(3)의 correlation을 최대가 되게 하려면 식(4)와 식(5)의 조건을 만족하여야 하고, 동시에 식(6)을 최대화 하여야 한다.

$$W_x' C_{xx} W_x = 1 \quad (4)$$

$$W_y' C_{yy} W_y = 1 \quad (5)$$

$$\text{maximize} \{ W_x' C_{xy} W_y \} \quad (6)$$

W_x 와 W_y 에 대해 correlation치 최대가 되는 ρ 를 찾기 위해 식 (7)과 같이 Lagrange Multiplier를 적용한다.

$$L(\lambda, W_x, W_y) = W_x' C_{xy} W_y - \frac{\lambda_x}{2} (W_x' C_{xx} W_x - 1) - \frac{\lambda_y}{2} (W_y' C_{yy} W_y - 1) \quad (7)$$

W_x 와 W_y 에 대해 각각 미분하고 정리하면 식(10)을 얻을 수 있다.

$$\frac{\partial L}{\partial W_x} = C_{xx} W_y - \lambda_x C_{xx} W_x = 0 \quad (8)$$

$$\frac{\partial L}{\partial W_y} = C_{yx} W_x - \lambda_y C_{yy} W_y = 0 \quad (9)$$

$$\lambda_y W_y' C_{yy} W_y - \lambda_x W_x' C_{xx} W_x = 0 \quad (10)$$

식(10)에서 $\lambda_y - \lambda_x = 0$, 즉 $\lambda = \lambda_x = \lambda_y$ 이 된다. 이를 이용해 식(8)에서 W_y 를 구할 수 있다.

$$W_y = \frac{C_{yy}^{-1} C_{yx} W_x}{\lambda} \quad (11)$$

구해진 W_y 를 식(8)에 대입하면 아래 식(12)를 얻을 수 있으며, 이는 일반화된 고유치(eigen value)문제로 귀착되게 된다.

$$C_{xy} C_{yy}^{-1} C_{yx} W_x = \lambda^2 C_{xx} W_x \quad (12)$$

$: Ax = \lambda Bx : \text{generalizes eigenproblem}$

2.2. 수중표적에 대한 CCA 적용과정

실제 능동소나를 이용한 다양한 탐지 및 인식 기법은 해양환경, 표적의 자세각 등 다양한 요인에 의해서 영향을 받기 때문에, 동일한 표적에서 수신되는 음향신호에도 많은 차이와 왜곡이 존재한다. 이로 인해 실제 수중표적의 탐지 및 식별에 어려움이 따르게 된다. 또한 관련 연구를 위한 표본 수집이 어렵기 때문에 실제 해상 데이터를 이용한 실험보다는 축소 표적이나 합성 신호를 이용한 연구가 주로 수행되고 있다.

본 논문에서도 실제 수중데이터 획득의 어려움으로 인하여, 합성된 3차원물체를 수중표적으로 하여, 수중 표적에서 산개되어지는 신호를 수신하였다. 일반적으로 수중표적 인식에서 잠수함의 경우 실린더 형태로 모델링하게 되며, 기뢰와 같은 경우는 실린더 또는 구형모양이 대부분을 이루게 된다. 이에 따라 본 논문에서도 수중표적대상으로 구와 잠수함으로 선정을 하였으며, 선정된 구와 잠수함을 CAD프로그램을 이용하여 3차원으로 형상화하여 사용하였다. 그림 1은 합성된 3차원 수중표적의 예를 보여주고 있다.

그림 1. 합성된 3차원 수중표적모델

(a) 구 (b) 잠수함

Fig. 1 Synthesized 3D Underwater Target Model
(a) Sphere (b) Submarine

3차원 수중표적 신호합성은 신호표적에서 일정거리를 두고 소스에서 생성된 LFM 펄스를 수신기가 수신하도록 구성하였다. 표적이 회전함에 따라 표적-소스간의 다양한 각도에서의 신호를 얻을 수 있게 된다. 표적을 중심으로 일정한 거리를 두고 원을 그리며 360° 회전하면서 각각 원하는 각도에 따라 산개된 신호를 수집하였다. 그림 2는 표적물체가 회전하면서 소스에 의해 산개되어지는 신호를 수신기가 수신하는 다중각도 능동소나 신호합성 과정을 보여주고 있다.

그림 2. 다중각도 능동소나신호 합성과정

Fig. 2 Synthesis process for multi-aspect active sonar

특정각도 β_1 에서 산개된 신호와 $\Delta\beta$ 만큼 회전한 각도 $\beta_2 = \beta_1 + \Delta\beta$ 에서 산개된 신호를 CCA 분석을 위한 두 입력으로 하였다. 그리고 각 각도에서 산개된 신호는 N 개의 신호 길이를 가지는 작은 프레임이 전체 M 개의 프레임이 되도록 구성하였다. 따라서 CCA 분석을 위한 두 입력신호는 각각 $M \times N$ 행렬을 가지도록 하였다.

결과적으로 두 입력신호는 CCA 분석을 통해 총 N 개의 상관계수를 가지게 되며, 상관계수의 크기에 따라 정해진 수만큼 특징벡터로 사용할 수 있게 된다. 그림 3은 CCA 분석을 위해 입력되는 두 신호의 구성방법을 보여주고 있다.

그림 3. 두 입력신호의 구성방법
Fig. 3 Method for building the ensembles of the two input channel

III. 실험 결과

3차원 합성된 수중표적을 대상으로 하여 정준상관분석 기법을 적용하여 그 결과를 살펴보았다. 실험은 시간영역, 주파수영역에서의 신호를 대상으로 정준상관분석을 실시하였다. 시간영역에서는 산란된 신호를 직접 입력하여 정준상관분석을 실시하였다. 그리고 푸리에 변환을 통해 얻은 스펙트럼을 입력으로 하여 정준상관분석을 실시하였다.

실험에 사용된 능동소나 표적 신호를 합성하기 위해서 표본화 주파수는 31.25 kHz, 펄스 폭은 50ms, 중심 주파수는 7 kHz, 그리고 대역폭은 400 Hz의 LFM(Linear Frequency Modulated) 펄스신호를 사용하였다. 그림 4는 실제 실험에 사용된 LFM 펄스의 파형과 주파수 스펙트럼을 보여주고 있다.

그림 4. LFM 펄스와 주파수 스펙트럼
Fig. 4 LFM pulse and frequency spectrum

합성된 구와 잠수함의 3차원 수중표적모델은 각각 32m와 60m의 크기를 가지도록 하였다. 또한 수신기는 수중표적과의 거리를 500m로 하여, 각 각도에서 산개되어지는 신호를 수신하도록 하였다. 표적이 회전함에 따라 표적-소스간의 다양한 각도에서의 신호를 얻을 수 있지만, 이 실험에서는 표적-소스가 $0^\circ - 180^\circ$ 로 변화할 때의 상황만 고려하였다. 수신기가 표적을 중심으로 원을 그리며 180° 까지 회전하면서 매 10° 마다 산개 신호를 수집하였다. 즉 CCA를 위한 두 입력은 $\{0^\circ, 10^\circ\}$, $\{10^\circ, 20^\circ\}$, $\{20^\circ, 30^\circ\}$, ..., $\{170^\circ, 180^\circ\}$ 로 구성되게 된다. 그림 5와 그림 6은 각각 시간영역과 주파수영역에서의 구해진 CCA 계수 중에 N 개의 상관계수 중에 가장 값이 큰 첫 번째와 두 번째 계수를 대상으로 산점도(Scatter plot)를 그린 결과를 보여주고 있다.

시간영역에서는 매 각도마다 산개되어 입력되는 파형 자체를 입력신호로 하여 CCA를 수행하였다. 각각의 각도마다 수신된 신호는 8192샘플로 이루어 있으며, 50샘플의 프레임길이를 가지도록 하고 25샘플씩 오버랩되도록 구성하였다. 이에 따라 CCA 분석을 위해 입력되는 신호는 50×327 행렬을 가지도록 구성되었다. 그림 5에서도 확인할 수 있듯이 산란되어진 신호가 각도에 따라 거의 변화가 없으며, 따라서 정준상관분석의 결과 역시 상관관계계수가 매우 높은 것으로 나타났다. 잠수함의 경우에는 정준상관계수 값이 낮게 나오면서 분포역시 넓은 지역에 걸쳐 분포되고 있다. 이는 잠수함이 각도에 따른 물체의 모양이 구에 비해 상대적으로 다양하게 변화하고 합성신호 역시 각도에 따라 상당히 다른 모양

을 보이고 있기 때문이다.

주파수영역에서는 입력되는 두 신호의 주파수 스펙트럼을 구하여 이를 입력으로 하였다. 산란된 신호를 수신하여 시간영역의 신호를 푸리에 변환을 통해 스펙트럼을 구하였다. 구해진 스펙트럼을 정준상관분석의 입력으로 하여 실험을 수행하였다. 각각의 각도마다 수신된 신호는 10000-point FFT를 수행하여 5000개의 스펙트럼 값을 구하였다. 5000개의 스펙트럼 값은 50×100 행렬을 가지도록 구성하여 정준상관분석을 수행하였다. 실험결과는 시간영역의 경우와 비슷한 결과를 나타내었다.

그림 5. 시간영역에서 처음 두 상관계수의 산점도
Fig. 5 Scatter plot of first two canonical correlation coefficients in time domain

그림 6. 주파수영역에서 처음 두 상관계수의 산점도
Fig. 6 Scatter plot of first two canonical correlation coefficients in frequency domain

그림 5와 그림 6을 보면 알 수 있듯이 시간영역 및 주파수영역에서 비슷한 결과를 보였다. 구의 경우 각도가 달라짐에 따라 변화가 없는 모양이고, 첫 번째 상관계수와 두 번째 상관계수가 상당히 높으며 거의 일치하는 것으로 분석되었다. 잠수함의 경우, 각도에 따라 수중표적의 모양도 변하고 이에 따른 산개신호의 형태 또한 달라짐에 따라 상관계수의 강도도 구에 비해 상대적으로 떨어지며 상관계수의 분포 또한 구에 비해 더 넓게 분포하는 것으로 분석되었다.

IV. 결 론

수중표적 인식에서는 표적의 형상/재질에 따른 수신 표적신호의 공간적인 정보를 특징인자로 추출하여 식별하고자 하는 특징추출하고, 표적신호의 수신 위치에 덜 민감한 특징파라미터 추출을 위해 다양한 신호처리 기법을 적용하는 연구가 수행되어왔다. 본 논문에서는 3차원으로 합성된 수중표적물체를 이용하여 음선 추적 기반의 능동소나 표적 신호를 합성하고, 이를 이용하여 CCA분석을 수행하였다. 3차원 수중표적모델 합성의 어려움으로 인해 실험에 사용된 수중표적물체의 수가 두 개에 불과했지만, 실험결과 CCA는 표적신호의 수신위치에 상대적으로 민감하지 않은 것으로 나타났으며, 수중표적인식을 위한 특징벡터로 사용가능함을 확인하였다. 향후, 수중표적의 수를 더 늘리고 HMM이나 신경망 등의 인식기를 사용한 인식실험을 수행할 예정이다.

감사의 글

본 연구는 방위사업청과 국방과학연구소의 지원으로 수행되었습니다.
(계약번호: UD100002KD)

참고문헌

- [1] Bell A.J. and Sejnowski T.J., "The Independent Components of natural scenes are edge filters," *Vision research*, vol. 37, no. 23, 1997
- [2] 고재필 "Support vector machines을 이용한 다중 클래스 문제 해결" 정보과학회논문지 제32권 12호 2005년 12월.
- [3] P.R. Runkle, P.K. Bharadwaj, L. Couchman, and L. Carin, "Hidden Markov models for multiaspect target classification," *IEEE Trans. on Signal Pro.*, vol. 47, issue 7, pp. 2035-2040, July 1999.
- [4] Hongwei Liu and L. Carin, "Class-based target classification in shallow water channel based on hidden Markov model," *ICASSP'02*, vol. 3, pp. 2889- 2892, May 2002.
- [5] P. Runkle, P. Bharadwaj, L. Couchman, and L. Carin, "Hidden Markov Models for Multi-Aspect Target Identification," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 47, pp. 2,035-2,040, July 1999.
- [6] 김태환, 조점균, 배건성, "능동소나 합성 신호를 이용한 HMM 기반의 수중 표적 인식," 군사과학기술학회 종합학술대회, pp. 801-804, 2010.
- [7] A. Pezeshki, R. Azimi, and L. Scharf, "Undersea Target Classification Using Canonical Correlation Analysis," *IEEE Journal of Oceaning Engineering*, Vol. 32, No. 4, 2007
- [8] H. Hotelling, "Relations between two sets of variables," *Biometrika*, vol. 28, 1936.

저자소개

석종원(Jongwon Seok)

1995년 경북대학교 전자공학과 (공학석사)

1999년 경북대학교 전자공학과 (공학박사)

2004년~현재 창원대학교 정보통신공학과 부교수
※관심분야: 디지털신호처리, 수중음향신호처리, 패턴인식, 디지털콘텐츠보호관리

김태환(Taehwan Kim)

2008년 2월 경북대학교 전자공학과 (공학석사)

2008년 3월~현재 경북대학원 전자공학과 박사 과정

※관심분야: 수중음향신호처리, 디지털신호처리, 음성신호처리, 패턴인식 등

배건성(Keunsung Bae)

1977년 2월 서울대학교 전자공학과

1979년 2월 한국과학기술원 전기및전자공학과 (공학석사)

1989년 5월 University of Florida (공학박사)
1979년~현재 경북대학교 전자전기컴퓨터학부 교수
※관심분야: 음성신호처리, 디지털신호처리, 적응필터링, 웨이브렛 변환, 패턴인식, 수중음향신호처리 등