
정합장처리에서 CLEAN 알고리즘을 이용한 다중 표적 탐지

임태균* · 이상학* · 차영욱**

Multiple Targets Detection by using CLEAN Algorithm in Matched Field Processing

Tae-gyun Lim* · Sang-hak Lee* · Young-Wook Cha**

이 논문은 2005년도 동양대학교 학술연구비(누리사업)의 지원으로 수행되었음

요 약

최소분산프로세서는 정합장처리(Matched Field Processing : MFP)로서 해양 환경을 완전히 알고 있을 때 우수한 부엽(sidelobe) 억제 능력을 가지고 있다. 그러나 다중 표적이 존재 시 최소분산프로세서는 선형 프로세서가 아니므로 각각의 표적에 의한 주엽(mainlobe) 뿐만 아니라 표적 상호간에 의한 부엽이 발생되므로 표적의 정확한 위치를 추정하지 못 할 수 있다. 따라서 본 논문은 해양에 분포한 다중 표적들의 위치를 추정하기 위하여 다중 표적에 의해 수신된 데이터 벡터의 cross spectral density matrix(CSDM)에서 CLEAN 알고리즘을 기반으로 표적 각각의 데이터 벡터를 분리 추출하여 CSDM을 산출하고 이를 비선형 프로세서인 최소분산프로세서에 적용함으로써 표적 상호간의 부엽들을 제거하여 표적의 수와 위치를 정확히 추정할 수 있는 방법을 제안한다.

ABSTRACT

In this paper, we propose a method for applying the CLEAN algorithm to an minimum variance distortionless response(MVDR) to estimate the location of multiple targets distributed in the ocean. The CLEAN algorithm is easy to implement in a linear processor, yet not in a nonlinear processor. In the proposed method, the CSDM of a Dirty map is separated into the CSDM of a Clean beam and the CSDM of the Residual, then an individual ambiguity surface(AMS) is generated. As such, the CLEAN algorithm can be applied to an MVDR, a nonlinear processor. To solve the ill-conditioned problem related to the matrix inversion by an MVDR when using the CLEAN algorithm, Singular value decomposition(SVD) is carried out, then the reciprocal of small eigenvalues is replaced with zero. Experimental results show that the proposed method improves the performance of an MVDR.

키워드

SONAR, MFP, CLEAN, 최소분산프로세서

* 동양대학교(semicolon, lsh@dyu.ac.kr)

** 안동대학교(ywcha@andong.ac.kr)

접수일자 : 2006. 6. 13

I. 서 론

다양하고 많은 표적들이 존재할 수 있는 해양에서 정합장처리의 AMS 크기를 탐지 문턱치(Detection Threshold)와 비교하여 표적을 찾는 방법은 탐지 문턱치보다 큰 부엽들이 존재할 경우 표적의 수와 위치를 잘못 찾는 오류를 범하게 된다. 따라서 이런 부엽들을 제거하고 표적의 주엽만을 찾아내는 알고리즘이 필요하다.

고전적인 평면파 빔형성의 일반화인 정합장처리는 해양 환경의 공간적인 복잡성을 이용하여, 최소분산프로세서와 같은 비선형 프로세서는 선형 프로세서인 Bartlett 프로세서에 비해 우수한 부엽 억제 능력을 가지고 있다. 환경의 완전한 정보가 주어지면, 최소분산프로세서는 높은 분해능을 가지게 되므로 정확하게 표적을 찾아내지만[1], Bartlett 프로세서는 많은 첨두치가 나타나 실제 표적이 어디에 있는지 확인하기 어렵다. 그러나 다중 표적에 대하여 최소분산프로세서는 선형 프로세서가 아니므로 표적 각각의 주엽 뿐만 아니라 표적 상호간에 의한 부엽들을 만들기 때문에 실제 표적 보다 많은 수의 첨두치가 존재하여 정확한 표적의 수와 위치를 찾을 수 없다.

CLEAN 알고리즘은 불규칙하게 수집된 데이터를 분석하기 위하여 전파 천문학에서 먼저 제안되었다[2]. CLEAN 알고리즘은 하늘의 별과 같이 독립적으로 방사된 point-sources로부터 생성된 부엽들을 줄이기 위하여 설계된 것이므로, 표적 각각에 의해 생성된 부엽들은 잘 제거될 수 있지만, 표적 상호간에 의해 생성된 부엽들은 제거되지 않는다. 따라서 선형 프로세서에서는 표적 각각의 부엽들이 CLEAN 알고리즘을 통해 제거되어 표적 성분들을 분리할 수 있지만, 비선형 프로세서에서는 표적 상호간의 부엽들이 제거되지 못하고 표적으로 인식되어 표적의 수와 위치를 정확히 추출할 수 없게 된다[3-8].

본 논문은 해양에 분포한 다중 표적들의 음원 위치를 추정하기 위하여 다중 표적에 의해 수신된 데이터 벡터의 CSDM에서 CLEAN 알고리즘을 기반으로 표적 각각의 데이터 벡터를 분리, 추출하여 CSDM을 산출하고, 비선형 정합장처리에 적용함으로써 표적의 수와 위치를 정확히 추정할 수 있는 알고리즘을 제안한다. 다중 표적의 데이터 벡터에서 산출된 CSDM은 표적 각각의 데이터 벡터에서 산출된 CSDM의 합으로 표현할 수 있다. 따라서 다중 표적의 CSDM은 CLEAN 알고리즘을 기반으로 표적 각각의 CSDM으로 분리하여 추출할 수 있으며, 이를 최소분

산프로세서에 적용함으로써 표적 상호간의 부엽들을 제거하고 표적의 수와 위치를 정확히 추정 할 수 있다. 또한 본 논문에서는 최소분산프로세서에서 발생하는 ill-conditioned 문제를 해결하기 위해 SVD를 수행하여 상대적으로 작은 고유치들을 제거하는 방법을 제안한다. 그리고 실험을 통하여 제안한 방법에 의하여 다중 표적이 존재 시 최소분산프로세서의 성능을 향상시킬 수 있음을 확인하였다.

2장에서는 최소분산프로세서를 수행할 때 발생하는 ill-conditioned 문제를 해결할 수 있는 방법을 설명하고, 3장에서는 CLEAN 알고리즘에 기반을 두고 표적 각각의 CSDM을 산출하여 표적의 수와 위치를 추정하는 알고리즘을 설명한다. 4장에서 실험을 통하여 제안한 방법의 성능을 검증하고, 5장에서 결론을 맺는다.

II. Ill-conditioned 최소분산프로세서

정합장처리는 해양 도파관에서 음장의 공간적인 복잡성을 이용하는 일반화된 빔형성 방법으로, 모든 가능한 음원 위치에 대해 센서에서 측정된 음장과 예측된 복제 음장을 비교한다. 정합장처리는 대부분 수직 배열 센서에서 신호를 측정하며, 측정된 데이터로부터 관심이 있는 주파수에 대한 CSDM을 산출한다. 신호와 잡음을 포함하고 있는 측정된 데이터에서 신호와 잡음을 통계적으로 독립이라고 가정하면, 식 (1)과 같이 CSDM K 는 데이터 벡터 d 의 외적이다.

$$K = E[dd^\dagger] = K_s + K_n \quad (1)$$

여기서 \dagger 는 complex transpose 연산이고, K_s, K_n 은 각각 신호와 잡음의 CSDM이다.

최소분산프로세서는 환경에 대한 완전한 정보가 주어졌을 때 부엽을 적응적으로 없애려고 시도하는 최적의 프로세서이며, 식 (2)와 같은 복제 음장을 적용하는 높은 분해능을 가진 배열 처리 알고리즘이다.

$$w_{MVDR}(\hat{a}) = K^{-1}w(\hat{a}) / w^\dagger(\hat{a})K^{-1} \quad (2)$$

$w_{MVDR}(\hat{a})$ 는 \hat{a} 위치에서의 복제 음장을 나타내며, 이

때 최소분산프로세서의 파워는 식 (3)과 같다.

$$P_{MVDR} = |w^\dagger(\hat{a})K^{-1}w(\hat{a})|^{-1} \quad (3)$$

최소분산프로세서에서 CSDM K 의 역행렬을 산출할 때 행렬의 크기보다 rank가 작으면 ill-conditioned 문제가 발생하게 된다. White noise constraint (WNC) 프로세서가 문제를 해결할 수 있지만, 계산량이 너무 많다는 문제점이 있다[7]. 따라서 본 논문에서는 최소분산프로세서에서 CSDM K 의 역행렬을 구하기 위하여 SVD를 수행함으로써 ill-conditioned 문제를 해결하였고, K 의 역행렬은 식 (4)와 같이 정의된다.

$$K^{-1} = \sum_{i=1}^N \lambda_i^{-1} e_n e_n^\dagger \quad (4)$$

N 은 K 의 rank, λ_i 은 고유치, e_n 은 고유 벡터를 나타낸다. 표적에 의한 값이 큰 고유치 보다 값이 작은 고유치가 K 의 역행렬에 더 크게 영향을 주며, 한 개 혹은 그 이상의 λ_i 가 '0'이라면 식 (4)는 정의되지 않게 되고, ill-conditioned 문제가 발생하게 된다. 따라서 K 에서 '0' 혹은 값이 작은 고유치의 역수를 '0'으로 둠으로써, K 의 역행렬을 구할 때 값이 작은 고유치에 의한 영향을 제거하여 ill-conditioned 문제를 해결할 수 있다. Q 개의 값이 작은 고유치를 제거하면 K 의 역행렬은 식 (5)와 같이 정의된다.

$$K^{-1} = \sum_{i=1}^{N-Q} \lambda_i^{-1} e_n e_n^\dagger \quad (5)$$

그러나 제거되는 고유치가 많아지면 탐지 표적의 정밀도가 떨어지게 되므로 탐지 정밀도와 제거되는 λ_i 의 크기 사이에 최적의 조정이 필요하다.

III. CLEAN 알고리즘을 이용한 다중 표적 탐지 알고리즘

CLEAN 알고리즘은 출력 영상이 독립된 광원으로 분리될 수 있다는 가정을 근거로 한다. 따라서 정합장처리에서 CLEAN 알고리즘을 적용하기 위해서는 정합장처

리의 출력이 선형 프로세서인 경우 가능하다. 즉 CLEAN 알고리즘은 프로세서의 출력이 식 (6)과 같이 표현될 수 있다.

$$\begin{aligned} P_{BT}(r, z, K_1 + K_2 + \dots + K_p + K_n) &= P_{BT}(r, z, \hat{K}_1) \\ &+ P_{BT}(r, z, E_1 + K_2 + \dots + K_p + K_n) \end{aligned} \quad (6)$$

여기서 r, z 는 각각 거리와 수심을 나타내며, $K_1 + K_2 + \dots + K_p$ 는 p 개 표적의 CSDM 합이고, K_n 은 잡음의 CSDM이다. \hat{K}_1 은 표적 1에 대해 복제음장으로 추정한 CSDM을 나타내며, 표적 1의 CSDM 추정 오차 행렬은 $E_1 = K_1 - \hat{K}_1$ 으로 나타낸다. Dirty map $P_{BT}(r, z, K_1 + K_2 + \dots + K_p + K_n)$ 은 표적 각각의 선형프로세서 출력 합으로 표적 1이 Clean component이면, Dirty beam은 $P_{BT}(r, z, \hat{K}_1)$ 이 되고, Residual은 $P_{BT}(r, z, E_1 + K_2 + \dots + K_p + K_n)$ 이 된다. Dirty beam이 표적 1의 프로세서 출력이므로, 표적 1은 Dirty map의 다중 표적으로부터 분리 추정되고, CSDM 추정 오차 행렬 E_1 이 매우 작다면 다른 표적들은 이 절차를 반복 적용함으로써 구분될 수 있다. 그러나 비선형 프로세서인 최소분산프로세서의 출력 $P_{MVDR}(r, z, K_1 + K_2 + \dots + K_p + K_n)$ 은 표적 각각의 출력 합이 아니므로, CLEAN 알고리즘을 이용하여 표적을 분리할 수 없다.

정합장처리에서 CSDM은 표적 각각의 CSDM의 합으로 표현할 수 있다. Dirty map의 CSDM $K_1 + K_2 + \dots + K_p + K_n$ 은 표적 각각의 CSDM 합으로 표적 1이 Clean component이면, Dirty beam의 CSDM은 \hat{K}_1 이 되고, Residual의 CSDM은 $E_1 + K_2 + \dots + K_p + K_n$ 이 된다. Dirty beam이 표적 1의 프로세서 출력이므로, 표적 1은 Dirty map의 다중 표적으로부터 분리 추정되고, CSDM 추정 오차 행렬 E_1 이 매우 작다면 다른 표적들은 이 절차를 반복 적용함으로써 구분될 수 있다. 이와 같이 산출된 Residual의 CSDM을 이용하여 최소분산프로세서를 수행함으로써 Residual image를 산출한다. 결과적으로 다중 표적은 CLEAN 알고리즘을 적용하여 표적 각각의 CSDM로 분리되고, 이를 CSDM을 이용하여 비선형 프로세서인 최소분산프로세서를 수행함으로써 표적을 구분할 수 있다. 따라서 CLEAN 알고리즘을 수행하여 표적 각각의 CSDM을 분리하면, 최종 영상인 Clean map은 식 (7)과 같이 표현될 수 있다.

$$\begin{aligned} P_{\text{Clean map}}(r, z, \hat{K}) &= P_{\text{MVDR}}(r, z, \hat{K}_1)|_{\text{mainlobe}} \\ &+ \dots + P_{\text{MVDR}}(r, z, \hat{K}_P)|_{\text{mainlobe}} \end{aligned} \quad (7)$$

여기서 $P_{\text{MVDR}}(r, z, \hat{K}_P)|_{\text{mainlobe}}$ 는 표적 P 의 Dirty beam에서 주엽만을 추출한 Clean beam을 나타낸다.

정합장처리에서 CLEAN 알고리즘을 이용한 다중 표적 탐지 알고리즘은 다음과 같은 단계로 요약할 수 있다.

① 최소분산프로세서의 최초 영상인 AMS $P_{\text{MVDR}}(r, z, K)$ 를 생성하고, 이를 Dirty map이라 한다.

② Dirty map에서 최대값의 위치와 크기로 Clean component를 산출한다.

③ Clean component의 복제 벡터를 표적의 데이터 벡터라 가정하고, AMS $P_{\text{MVDR}}(r, z, \hat{K}_p)$ 를 산출하고 이를 Dirty beam이라 한다. 여기서 \hat{K}_p 는 p 번째 표적에 대해 복제음장으로 추정한 CSDM을 나타낸다.

④ CSDM $K' = K - \hat{K}_p$ 를 생성하고, 이를 Residual의 CSDM이라 한다.

⑤ CSDM K' 을 사용하여 $P_{\text{MVDR}}(r, z, K')$ 를 생성하고 이를 Residual이라 한다.

⑥ Dirty beam의 주엽을 Clean beam이라 한다.

⑦ Dirty map의 프로세서 출력을 Residual의 프로세서 출력으로 대체하고, Dirty map의 CSDM K 를 Residual의 CSDM K' 으로 대체한다.

⑧ Residual의 첨두 크기가 표적 탐지 문턱치 보다 작을 때까지 단계 ②로 이동하여 반복한다.

⑨ Clean beam의 주엽들을 합하여 Clean map $P_{\text{Clean map}}(r, z, \hat{K})$ 를 생성한다.

IV. 실험 결과

본 논문에서 제안한 방법을 실험하기 위하여 사용한 해양 음속 구조와 다중 표적 및 수직 선 배열 센서의 위치는 그림1, 2에 나타내었으며, 복제 음장을 생성하기 위하여 사용된 음장의 전파 모델은 KRAKEN normal mode 모델을 사용하였다. 그리고 80, 85, 90, 95, 100Hz에 대한 단일 주파수 실험을 수행하였다.

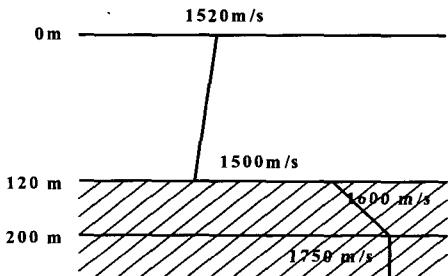
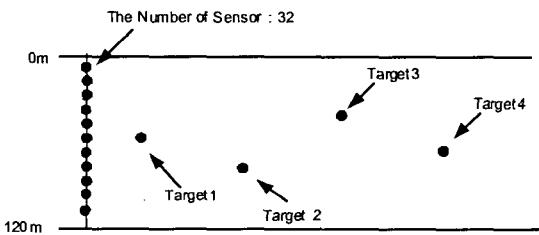


그림 1. 해양 음속 구조

Fig. 1. Ocean sound speed profile

표적은 상관 관계가 없고, 잡음은 adaptive white gaussian noise(AWGN)로 가정한다. 실험에서 사용된 표적의 위치 및 SNR의 크기는 표 1과 같다. 표 1에서 신호의 SNR 크기에서 rand는 [0 1]의 uniform random variable을 의미한다.

그림 2. 다중 표적의 위치 및 수직 선 배열 센서 배치도
Fig. 2. The location of multiple targets and vertical line array.표 1. 표적 신호의 크기 및 위치
Table 1. The Location and SNR for Targets

구분	표적 1	표적 2	표적 3	표적 4
신호크기(dB)	0+rand	3+rand	0+rand	3+rand
위치	거리 (Km)	2.5	3.8	4.7
	수심(m)	50	70	30
				55

표적 존재 유무를 판별하기 위한 AMS의 탐지 문턱치는 SNR이 0dB 이상인 표적을 탐지하기 위하여 15dB로 설정하여 실험 하였다.

그림3은 주파수 80Hz에 대한 실험 결과를 나타낸 것으로 제안된 방법에 의하여 다중 표적들에 의해 발생되는 부엽들이 제거됨으로써 표적들의 수와 위치가 정확하게 추정되는 것을 확인할 수 있다.

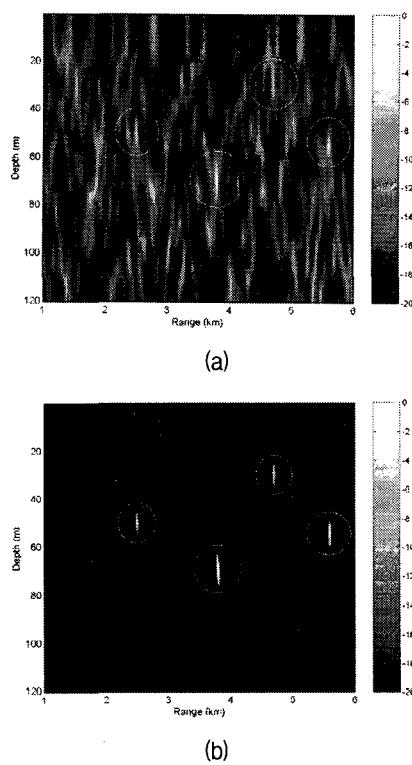


그림 3. (a) 최소분산프로세서의 AMS
 (b) 제안된 방법에 의한 AMS
 Fig. 3. (a) AMS of MVDR
 (b) AMS of proposed Algorithm.

주파수에 따른 표적의 추정 위치를 표 2에 나타내었으며, 표적 수는 모두 4개로 정확히 추정되고 위치 추정 오차는 거리 $\pm 0\text{m}$, 수심 $\pm 1\text{m}$ 임을 확인할 수 있다.

표 2. 주파수에 따른 표적의 추정 위치

Table 2. The estimated location of targets with frequency

주파수 (Hz)	추정위치(거리,수심)(단위 : m)			
	표적1	표적2	표적3	표적4
80	(2500,51)	(3800,70)	(4700,30)	(5600,55)
85	(2500,50)	(3800,70)	(4700,31)	(5600,55)
90	(2500,50)	(3800,70)	(4700,30)	(5600,55)
95	(2500,50)	(3800,70)	(4700,30)	(5600,55)
100	(2500,50)	(3800,70)	(4700,30)	(5600,55)

V. 결 론

본 논문은 해양에 분포한 다중 표적들의 위치 추정에 대한 정합장처리의 새로운 접근 방법을 제안하였다. CLEAN 알고리즘은 선형 프로세서에서 쉽게 구현이 가능하지만, 비선형 프로세서에 적용하기에는 어려움이 따른다. 따라서 Dirty map의 CSDM을 CLEAN beam의 CSDM과 Residual beam의 CSDM으로 분리하고, 각각의 AMS를 산출함으로써 비선형 프로세서에서도 CLEAN 알고리즘을 적용 가능하게 하였다. 또한 최소분산프로세서의 AMS를 산출할 때 SVD를 수행하고, 값이 작은 고유치의 역수를 '0'으로 둠으로써, K 의 역행렬에서 값이 작은 고유치에 의한 영향을 제거하여 ill-conditioned 문제를 해결하였다. 그리고 실험을 통해 제안된 방법에 의하여 다중 표적이 존재할 때 최소분산프로세서의 성능을 향상 시킬 수 있음을 확인하였다.

참고문헌

- [1] A. B. Baggeroer, W. A. Kuperman, and P. N. Mikhalevsky, "An overview of matched field methods in ocean acoustics," *IEEE J. Ocean. Eng.*, vol. 18, pp. 401 - 424, 1993.
- [2] J. A. Högbom, "Aperture synthesis with a non-regular distribution of interferometer baselines," *Astron. Astrophys.*, supp l. ser. 15, pp. 417 - 426, 1974.
- [3] E.J. Sullivan and D. Middleton, "Estimation and detection issues in matched-field processing," *IEEE J. Ocean. Eng.*, vol. 18, Issue 3, pp. 156-167, Jul. 1993.
- [4] H. C. Song, J. de Rosny, and W. A. Kuperman, "Improvement in matched field processing using the CLEAN algorithm," *J. Acoust. Soc. Am.*, vol. 113, Issue 3, pp. 1379-1386, Mar. 2003.
- [5] T. J. Cornwell, "A method of stabilizing the CLEAN algorithm," *Astron. Astrophys.*, vol. 121, pp. 281 - 285, 1983.
- [6] J. Tsao and B. D. Steinberg, "Reduction of sidelobe and speckle artifacts in microwave imaging: The CLEAN technique," *IEEE Trans. Antennas Propag.*, vol. 20, pp. 543 - 556, 1988.
- [7] T. B. Vu and H. Chen, "A real time 'CLEAN' method for small linear arrays," *IEEE MTT-S International Microwave Symposium Digest 1996*, vol. 2, pp. 1003-1006, Jun. 1996.
- [8] U. J. Schwarz, "Mathematical-statistical description of the iterative beam removing technique (Method CLEAN)," *Astron. Astrophys.*, vol. 65, pp. 345 - 356, 1978.

저자소개



임 태 균(Tae-Gyun Lim)

경북대학교 전자공학과 공학석사
동양대학교 정보통신공학부
전임 강사

※ 관심분야: 디지털신호처리, 영상신호처리, 수중음향
탐지



이 상 학(Sang-Hak Lee)

경북대학교 전자공학과 공학석사
경북대학교 전자공학과 공학박사
동양대학교 정보통신공학부 교수

※ 관심분야: 디지털신호처리, 영상신호처리, 컴퓨터 비전



차 영 육(Young-Wook Cha)

충남대학교 계산통계학과
이학석사
경북대학교 컴퓨터공학과
공학박사
안동대학교 컴퓨터공학부 부교수

※ 관심분야: 광 인터넷, 개방형 통신망, 망 관리