

Received: 2024/08/25
Revised: 2024/09/05
Accepted: 2024/09/25
Published: 2024/09/30

***Corresponding Author:**

Sunghoon Jung

Dept. of Mechanical System Engineering,
Republic of Korea Naval Academy
1 Jungwon-ro, Jinhae-gu, Changwon-si,
Gyungsangnam-do, 51704, Republic of Korea
Tel: +82-55-907-5320
E-mail: hun401@navy.ac.kr

근접장 신호 위치추정을 위한 신경망을 이용한 원거리장 근사 기법

A Far-field Approximation Method Using Neural Networks for Near-field Sources Localization

정성훈*

해군 소령/해군사관학교 기계시스템공학과 조교수

Sunghoon Jung*

LCDR, ROK Navy/Assistant professor, Dept. of Mechanical System Engineering,
Republic of Korea Naval Academy

Abstract

본 논문에서는 신경망을 이용한 근접장 신호의 원거리장 근사 기법을 제안한다. 기존의 근사 기법은 근사 오차로 모든 빔 형성기에 적합하지 않아 표적의 위치를 정확히 추정할 수 없다. 제안기법은 신경망 학습을 통해 근거리와 원거리장의 조향 벡터 간의 관계를 파악하여 효과적으로 원거리장 근사를 할 수 있다. 실험을 통해 제안기법은 모든 빔 형성기에 표적의 위치를 추정할 수 있는 응답을 충분히 나타낼 수 있음을 실험을 통해 확인하였다.

This paper propose a far-field approximation method for near-field signals using a neural network. A conventional approximation method is not suitable for all beamformers due to approximation errors, so it cannot accurately estimate the target's location. The proposed method can effectively approximate the far field by identifying the relationship between the steering vectors in the near field and the far field through neural network. Through simulation, it was confirmed that the proposed method can sufficiently provide a response that can estimate the target's position in all beamformers.

Keywords

소나(SONAR), 위치추정(Source Localization), 근접장(Near-field), 원거리장 근사(Far-field Approximation) 빔 형성기(Beamformer)

Acknowledgement

본 논문은 해군사관학교 해양연구소 학술연구과제 연구비 지원으로 수행된 연구임.

1. 서론

배열 센서는 여러 개의 송·수신 센서가 일정한 간격으로 배치된 센서로 레이더, 소나, 통신, 지진파 분석 등 빔포밍을 통해 신호원의 위치를 찾는 데 광범위하게 사용된다. 일반적으로 신호원과 수신 센서 간의 거리가 충분히 먼 원거리장(far-field)에서 신호는 평면파 형태로 수신되며, 센서 간 수신신호를 이용해 특정 방향으로 수신 빔을 형성하여 신호원의 방향을 추정할 수 있다.

한편, 신호원과 수신기 사이의 거리가 상대적으로 가까운 근접장(near-field) 환경에서는 신호가 평면파가 아닌 구형파 형태로 수신되며, 이 특성을 이용하여 신호원의 방향뿐만 아니라 거리도 추정 가능해져 더 정확한 신호원의 위치를 추정할 수 있다[1]. 그러나 근접장 신호의 방향과 거리를 동시에 추정하는 2차원 탐색은 배열 센서를 이루는 센서의 수가 많아지거나 방향/거리 탐색 간격이 좁을수록 계산량이 많아져 신호원의 실시간 위치추정에는 적합하지 않다.

이러한 문제를 해결하기 위해 근접장 신호를 원거리장으로 근사화하여 신호원의 방향을 먼저 추정한 다음 이를 기반으로 거리를 추정하는 1차원 탐색에 관한 많은 연구가 있다[2-4]. 그 중 공분산 근사 기법(covariance approximation, CA)[2]은 근접장 신호의 공분산 행렬 성분 중 역 대각 성분이 동일한 방향에 있는 원거리장 신호의 공분산 행렬 역 대각 성분과 동일한 점을 이용한 근사 기법으로 다른 기법에 비해 계산량이 적고 신호원에 대한 사전

정보가 필요 없다는 장점이 있다. 그러나 근사 오차로 인해 허위 표적을 탐지하거나 빔 형성기 응답의 크기가 작아지는 단점이 있다.

본 연구에서는 CA 기법이 가지는 문제점을 해결하기 위하여 신경망을 이용한 새로운 원거리장 근사 기법을 제안한다. 신경망이 근접장과 원거리장 조향 벡터 간의 관계를 파악하도록 학습데이터를 통해 학습시키고, 이를 이용해 수신된 근접장 신호를 원거리장 신호로 변환한다. 제안기법은 모든 빔 형성기와 잘 결합해 적절한 크기의 응답으로 신호원의 위치를 잘 추정하고, 특히 적은 수의 수신신호 샘플로도 MVDR 빔 형성기의 허위 신호를 방지할 수 있음을 실험을 통해 확인하였다.

2. 시스템 모델

근접장과 원거리장의 경계를 엄밀하게 정의하기는 어렵지만, 통상 배열 센서의 전체 길이 L 과 신호의 파장 λ 에 따른 $2L^2/\lambda$ 을 기준으로 한다[5]. 근접장의 경계는 상대적인 개념으로 배열 센서의 길이를 충분히 길게 하면 모든 신호원을 근접장 신호로 볼 수 있어 방향과 거리를 동시에 추정할 수 있다.

Fig. 1은 M 개의 센서가 d 간격으로 배열되는 등간격 선 배열 센서(uniform linear array, ULA)에 K 개의 근접장 신호가 수신되는 경우를 나타낸 그림이다. 이때 배열 센서의 길이는 $L = (M - 1)d$ 가 된다. 전체 배열 센서에 수신되는 신호를 수식으로 나타내면 식 (1)과 같다.

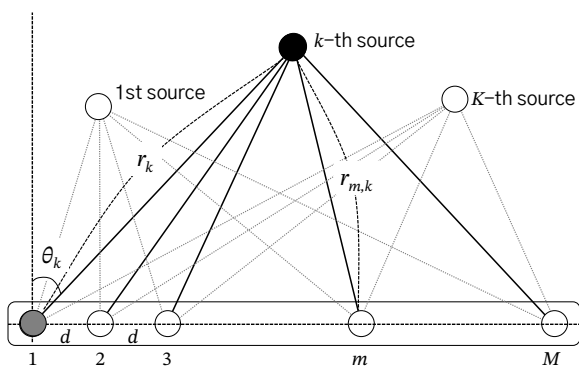


Fig. 1. Near-field signal model with ULA

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(t) &= \sum_{k=1}^K \mathbf{a}(\theta_k, r_k) s_k(t) + \mathbf{n}(t) \\ &= \mathbf{A}(\theta, r) \mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t) \end{aligned} \quad (1)$$

여기서, θ_k, r_k 는 기준 센서로부터 k 번째 신호의 방향(direction of arrival, DOA)과 거리를 나타낸다. $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), \dots, s_K(t)]^T$, $\mathbf{n}(t) = [n_1(t), \dots, n_M(t)]^T$ 는 신호 및 잡음 벡터, $\mathbf{A}(\theta, r) = [\mathbf{a}(\theta_1, r_1), \dots, \mathbf{a}(\theta_K, r_K)]$ 는 신호원의 위치 정보를 담고 있는 조향 행렬이며 내부 조향 벡터(steering vector)는 다음과 같이 표현된다.

$$\mathbf{a}(\theta_k, r_k) = [e^{j2\pi f_k \tau_{1,k}}, \dots, e^{j2\pi f_k \tau_{M,k}}]^T \quad (2)$$

여기서, f_k 는 k 번째 신호의 주파수, $\tau_{m,k}$ 는 기준 센서 ($m = 1$)와 m 번째 센서와의 신호 수신 시간 차를 의미한다.

원거리장에서는 신호가 평면파의 형태로 수신되므로, 인접 센서 간 수신 시간차는 $\tau_{m,k} = d(m - 1) \sin \theta_k / c$ 가 되어 각 센서가 수신한 신호를 조합하여 신호원의 방향만 찾을 수 있다. 반면, 근접장에서는 신호가 구형파의 형태로 배열 센서에 수신되어 인접한 센서 간의 수신 시간 차이가 신호원의 방향뿐만 아니라 거리에 따라 달라지므로, 센서의 수신신호를 조합하여 신호원의 방향뿐만 아니라 거리를 찾을 수 있다. 근접장에서 센서 간의 수신 시간 차는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\tau_{m,k} = \frac{r_k - \sqrt{r_k^2 + (m - 1)^2 d^2} - 2r_k(m - 1)d \sin \theta_k}{c} \quad (3)$$

여기서, c 는 신호의 전달 속도를 말한다.

만약 신호원이 Fresnel 영역($0.62 \sqrt{L^3/\lambda} < r < 2L^2/\lambda$)에 존재한다면 센서 간 수신 시간차는 테일러 전개를 이용해 식 (4)와 같이 근사할 수 있다[5].

$$\tau_{m,k} \approx \frac{1}{c} \left(d(m - 1) \sin \theta_k + \frac{d^2}{2r_k} (m - 1)^2 \cos^2 \theta_k \right) \quad (4)$$

여기서 우변의 두 번째 항을 제외하면 원거리장의 센서 간 수신 시간 차이가 된다.

3. 빔 형성 기법을 이용한 신호원의 위치추정

수신신호의 공분산 행렬 $\mathbf{R} = E\{\mathbf{x}(t)\mathbf{x}(t)^H\}$ 은 빔 형성기가 신호원의 위치를 추정하는 데 사용한다. 여기서 $E\{\cdot\}$, H 는 랜덤변수의 기댓값, 행렬의 켈레전치

이다. 공분산 행렬은 일정 수의 수신신호 샘플을 통해 추정할 수 있다. N 개 수신신호 샘플 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}(1), \dots, \mathbf{x}(N)]$ 를 이용해 계산한 샘플 공분산 행렬 $\hat{\mathbf{R}}$ 은 다음과 같다.

$$\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{N} \mathbf{X} \mathbf{X}^H \quad (5)$$

샘플 공분산 행렬은 샘플 수가 많을수록 실제 공분산 행렬에 가까워지지만 빠르게 움직이는 표적을 추적하거나 표적갱신율(scan rate)을 높여야 할 경우에는 제한된 수의 신호 샘플로 공분산 행렬을 추정한다.

한편, 신호원의 위치추정을 위한 빔 형성 기법으로 DSB(delay and sum beamforming), MVDR(minimum variance distortionless response), MUSIC(multiple signal classification)이 널리 쓰인다. DSB는 신호원의 방향으로 신호 대 잡음 비를 최대 하는 빔 형성기로, 구현이 간편하나 빔 폭이 상대적으로 크기 때문에 빔 폭 이내에 있는 다중 신호를 구분하지 못하는 단점이 있다. MVDR과 MUSIC은 DSB에 비해 좁은 빔 폭 응답과 잡음을 잘 억제하여 근접한 다중 신호원의 위치를 정확하게 추정할 수 있는 빔 형성기이지만, MVDR은 수신신호 샘플이 적을 경우 샘플 공분산 행렬의 조건 수(condition number)가 커져 역행렬의 오차로 인해 위치추정 성능이 열화돼 이를 방지하기 위해 많은 수의 샘플이 필요하고[6], MUSIC의 경우 정확한 잡음 부 공간을 얻기 위해선 신호원의 개수 정보가 필요한 단점이 있다. 각각의 빔 형성기는 수신신호의 공분산 행렬을 이용해 일정한 간격의 모든 탐색 영역에 대해 전력 응답을 구한 후 임계값 이상의 응답 지점을 신호원의 위치로 추정한다. 특정 탐색 위치 (θ_s, r_s) 에 대한 빔 형성기의 전력 응답은 식 (6) – 식 (8)과 같다[5].

$$P_{\text{DSB}}(\theta_s, r_s) = \mathbf{a}(\theta_s, r_s)^H \mathbf{R} \mathbf{a}(\theta_s, r_s) \quad (6)$$

$$P_{\text{MVDR}}(\theta_s, r_s) = \frac{1}{\mathbf{a}(\theta_s, r_s)^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}(\theta_s, r_s)} \quad (7)$$

$$P_{\text{MUSIC}}(\theta_s, r_s) = \frac{1}{\mathbf{a}(\theta_s, r_s)^H \mathbf{U}_n \mathbf{U}_n^H \mathbf{a}(\theta_s, r_s)} \quad (8)$$

여기서, \mathbf{R}^{-1} , \mathbf{U}_n 은 공분산 행렬의 역행렬과 고윳값

분해를 통해 얻은 $M \times (M - K)$ 크기의 잡음 부 공간 행렬이다.

4. 근접장 신호의 원거리장 근사화

근접장 신호의 위치를 추정하기 위해서는 방향과 거리에 대한 2차원 탐색이 필요하다. 탐색 범위가 넓고 탐색 간격이 작을수록 탐색해야 할 위치 (θ_s, r_s) 의 수는 많아지므로 많은 계산량이 필요하다. 만약, 근접장 신호의 공분산 행렬 $\mathbf{R}_{\text{near}}(\theta, r)$ 을 같은 방향인 원거리장 신호의 공분산 행렬 $\mathbf{R}_{\text{far}}(\theta)$ 로 근사화할 수 있다면, 먼저 1차원 탐색을 통해 신호원의 방향을 찾고 이에 기반해 신호원의 거리를 다시 1차원 탐색을 통해 추정할 수 있으므로 계산량이 획기적으로 줄어들어 실시간 탐색이 요구되는 상황에 적합하다. \mathbf{R}_{far} 는 대각선상의 모든 원소가 동일한 값을 가지며 켈레전치가 같은 퇴플리츠-에르미트 행렬(Toeplitz-Hermitian matrix)이다. 또한, 식 (4)와 같이 센서 간 수신 시간의 차를 근사한다면 \mathbf{R}_{near} 의 반(反)대각선 성분(anti diagonal element)은 \mathbf{R}_{far} 의 반대각선 성분과 동일하다.

이러한 세 가지 특성을 이용해 [2]에서는 \mathbf{R}_{near} 의 1, 2번째 반대각선 성분을 이용해 퇴플리츠-에르미트 행렬을 역으로 구성하는 원거리장 근사 기법(CA)을 제안하였다. 그러나 \mathbf{R}_{near} 의 두 번째 반대각선 성분은 첫 번째 성분과 달리 \mathbf{R}_{far} 와 오차가 있고 센서 시간차를 근사했기에 CA를 완전한 근사 기법으로 볼 수 없다. CA로 근사한 공분산 행렬 \mathbf{R}_{CA} 로 근접장 신호의 위치를 추정해 보면 MVDR의 경우 많은 수의 샘플이 보장되지 않으면 허위 신호를 탐지하는 등 신호원의 위치를 전혀 추정할 수 없을 정도로 빔 형성기의 성능이 열화된다. 또한 신호원의 거리가 배열 센서와 가까워질수록 근사화 오차가 커져 MUSIC 또한 빔 형성기의 응답이 작아져 신호원을 탐지할 확률이 낮아진다.

5. 제안기법

기존 CA 기법의 단점을 해결하기 위해 본 논문에서는 신경망을 이용한 새로운 근접장 신호의 원거리장 근사화 방법을 제안한다. 다중경로가 없는 일반적인 환경에서는 신호원 간의 상관관계가 없고(uncor-

related) 잡음은 평균 0의 랜덤 가우시안 분포를 가지므로, 방향이 동일한 근접장 신호와 원거리장 신호의 공분산 행렬은 식 (9), 식 (10)과 같이 정리할 수 있다.

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{\text{near}} &= \mathbf{A}_{\text{near}}(\theta, r)E\{\mathbf{S}\mathbf{S}^H\}\mathbf{A}_{\text{near}}(\theta, r)^H + E\{\mathbf{N}\mathbf{N}^H\} \\ &= \mathbf{A}_{\text{near}}(\theta, r)\mathbf{A}_{\text{near}}(\theta, r)^H + \sigma_n^2\mathbf{I} \end{aligned} \quad (9)$$

$$\mathbf{R}_{\text{far}} = \mathbf{A}_{\text{far}}(\theta)\mathbf{A}_{\text{far}}(\theta)^H + \sigma_n^2\mathbf{I} \quad (10)$$

여기서, σ_n^2 , \mathbf{I} 는 잡음의 분산과 단위행렬을 의미한다.

두 공분산 행렬이 조향 벡터의 성분만 다른 것에 착안하여 제안기법은 근접장 신호의 조향 벡터를 원거리장 조향 벡터로 변환하기 위하여 deep neural network(DNN)를 이용한다. DNN은 행렬 곱 연산과 비선형 활성화 함수 통과를 반복해 선형으로 표현이 어려운 비선형 모델을 잘 표현할 수 있는 기계 학습 방법이다. 따라서, 신호원의 거리정보 없이도 대량의 데이터 학습을 통해 근접장 조향 벡터와 원거리장 조향 벡터의 상관관계를 파악하여 근사할 수 있음을 기대할 수 있다. 제안기법의 신경망 구조는 Fig. 2와 같이 입력층, 다수의 은닉층, 출력층으로 구성되며 l 번째 층의 출력값은 식 (11)과 같다.

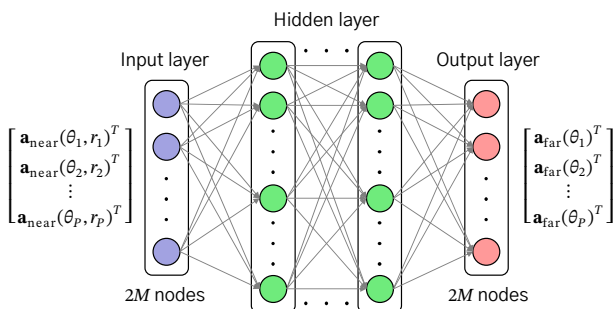


Fig. 2. DNN structure of the proposed method

$$\mathbf{x}_l = f_l(\mathbf{W}_l\mathbf{x}_{l-1} + \mathbf{b}_l), l = (1, \dots, L) \quad (11)$$

여기서, f_l , \mathbf{W}_l , \mathbf{x}_{l-1} , \mathbf{b}_l 은 각각 l 번째 층의 활성화 함수, 가중치, 이전 층의 출력, 편차를 의미한다.

제안기법의 신경망은 $\mathbf{a}_{\text{near}}(\theta, r)$ 을 입력받아 $\mathbf{a}_{\text{far}}(\theta)$ 를 출력하도록 학습되는데 두 조향 벡터 모두 복소수이다. 그러나 신경망은 실수만 처리 가능하므로 입력과 출력층에 사용할 조향 벡터를 실수부와 허수부

로 나누어 처리하기 위해 노드 수는 $2M$ 개로 설정하였다. 활성화 함수는 신경망의 기울기 소실 문제를 방지하기 위해 은닉층에서는 ReLU를 사용하였으며 출력층에서는 원거리장 조향 벡터를 출력하는 회귀 문제이므로 선형함수를 사용하였다. 신경망의 학습을 위해 무작위의 여러 위치에 존재하는 근접장 신호원의 조향 벡터와 같은 방향에 위치하는 원거리장 신호원의 조향 벡터를 생성하고 이를 실수부, 허수부로 나누어 각각 입력-출력층의 학습데이터로 사용하였다.

제안기법을 이용한 근접장 신호의 위치추정 과정은 식 (12), 식 (13)과 같다. 먼저 신경망이 근접장 신호의 조향 벡터를 원거리장 조향 벡터로 변환하도록 데이터를 통해 학습시킨다. 학습이 완료된 근사 신경망에 근접장 신호 $\mathbf{X}_{\text{near}}(\theta, r)$ 을 입력하여 얻은 근사 신호 $\mathbf{X}_{\text{new}}(\theta)$ 로 공분산 행렬 \mathbf{R}_{new} 를 계산한 후 빔 형성기 $f_{\text{beam}}(\cdot)$ 로 신호원의 방향을 1차원 탐색을 통해 k 번째 신호의 방향을 먼저 추정한다. 그다음 추정된 신호원의 방향 정보 $\hat{\theta}_k$ 을 기반으로 신호원의 거리를 다시 1차원 탐색을 통해 추정한다.

- 원거리장 근사화 신경망 생성

$$\mathbf{A}_{\text{near}}(\theta, r) \rightarrow f_{\text{DNN}}(\cdot) \rightarrow \mathbf{A}_{\text{far}}(\theta) \quad (12a)$$

(신경망 학습)

$$f_{\text{DNN}}(\mathbf{A}_{\text{near}}) \approx \mathbf{A}_{\text{far}} \quad (12b)$$

(근사 신경망 생성)

- 신호원의 위치 추정

$$\mathbf{X}_{\text{near}}(\theta, r) = \mathbf{A}_{\text{near}}(\theta, r)\mathbf{S}(t) + \mathbf{N}(t) \quad (13a)$$

(근접장 신호 수신)

$$f_{\text{DNN}}(\mathbf{X}_{\text{near}}(\theta, r)) = \mathbf{X}_{\text{new}}(\theta) \quad (13b)$$

(수신신호 근사)

$$\frac{1}{N}\mathbf{X}_{\text{new}}\mathbf{X}_{\text{new}}^H = \mathbf{R}_{\text{new}} \quad (13c)$$

(공분산 행렬 계산)

$$f_{\text{beam}}(\mathbf{R}_{\text{new}}) \rightarrow \hat{\theta}_k \quad (13d)$$

(방향 1차원 탐색)

$$f_{\text{beam}}(\mathbf{R}_{\text{near}}|\hat{\theta}) \rightarrow \hat{r}_k \quad (13b)$$

(추정 방향에 기반한 거리 1차원 탐색)

6. 실험 결과

해저에 매설된 선 배열 음탐기를 이용해 수중 접촉물의 방향과 거리를 추정하는 상황을 가정한 실험 환경을 구축하였다. 반경 15 km 내의 신호원 탐지를 목표로 배열 센서는 135개의 센서가 1.5 m 간격으로 배열된 총 길이 약 200 m의 ULA를 사용하였다. 총 3개의 신호원을 각각 $(-20^\circ, 1,000 \text{ m})$, $(0^\circ, 5,000 \text{ m})$, $(-20^\circ, 10,000 \text{ m})$ 에 위치시키고 신호원의 주파수는 500 Hz, 신호의 전달 속도는 수중 음파 전달 속도 1,500 m/s로 설정하였다. 이러한 환경에서 Fresnel 영역은 약 70 m부터 27,000 m가 되며 목표로 한 15 km는 이 영역의 60 %이므로 조향 벡터의 거리 성분이 충분한 값으로 존재한다. 빔 형성기의 방향/거리 탐색 간격과 범위는 각각 0.01° 간격에 $-60^\circ - 60^\circ$, 1 m 간격에 500 m - 15,000 m로 설정하였다. 이 경우 근접장 신호원의 방향과 거리를 동시 추정하는 2차원 탐색을 수행한다면 약 1억 7천 번의 탐색이 필요하지만, 근사 기법을 사용한다면 12,000번의 방향 탐색과 14,500번의 거리 탐색, 총 26,500번의 탐색만으로 표적 위치를 추정할 수 있으므로 계산량을 획기적으로 줄일 수 있다. 샘플링 주파수는 8,000 Hz, 수신신호 샘플 수는 공분산 행

렬을 추정하기 충분한 $2M$ 개로 설정하였고[7] 이는 약 34 ms에 해당한다. 신경망의 학습은 50,000개의 무작위 위치에 존재하는 신호원의 조향 벡터 데이터 세트를 생성하여 사용하였으며 은닉층은 여러 실험을 통해 가장 성능이 우수했던 2개 층, 2,000개 노드로 설정하였다.

Figs. 3-5는 빔 형성기 별로 나타낸 신호원의 방향 추정 결과로, 각각 (a) 3개 근접장 신호원과 같은 방향에 있는 원거리장 신호에 대한 방향 추정, (b) 원거리장 근사 없이 근접장 신호원에 대한 방향 추정, (c) CA 근사 후 방향 추정, (d) 제안기법으로 근사 후 방향 추정에 관한 결과이다. 그래프의 가로축은 신호원의 방향 탐색 범위이고 세로축은 정규화된 빔 형성기의 응답 $P_{\text{beam}}(\theta_s, r_s)/\max\{P_{\text{beam}}(\theta, r)\}$ 이다.

Figs. 3-5의 모든 실험 결과는 원거리장 탐색 조향 벡터 $\mathbf{a}_{\text{far}}(\theta_s)$ 를 이용해 신호원의 방향을 1차원 탐색으로 추정한 결과이다. 따라서 (a)는 두 근사 기법의 근사 성능을 평가할 수 있는 척도라 할 수 있다. 먼저 DSB 결과 (b)를 보면 신호원의 거리가 가까울수록 빔 형성기에 사용한 조향 벡터 $\mathbf{a}_{\text{far}}(\theta_s)$ 와 실제 신호의 조향 벡터 $\mathbf{a}_{\text{near}}(\theta_k, r_k)$ 의 오차가 커져 방향 추정 성능이 떨어지는 것을 알 수 있다. 이는 근거리의 신호일수록 원거리장 근사가 필요함을 의미한다. (c)와

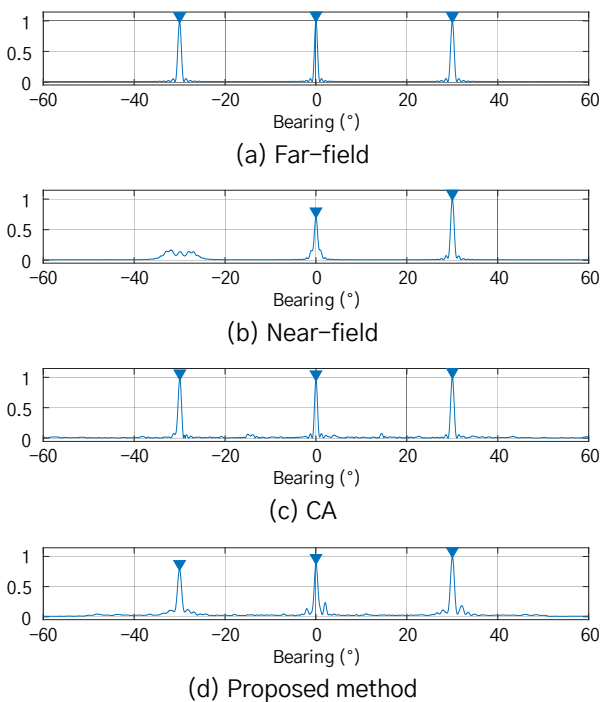


Fig. 3. DOA estimation with DSB

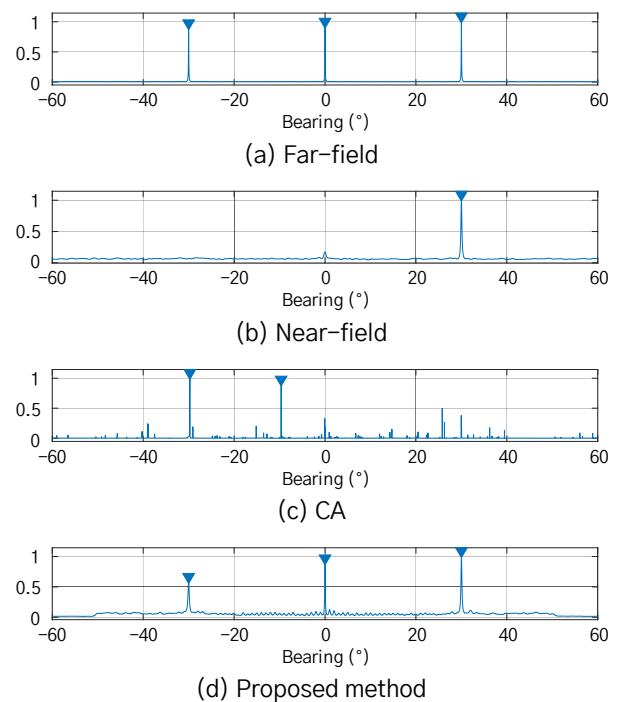


Fig. 4. DOA estimation with MVDR

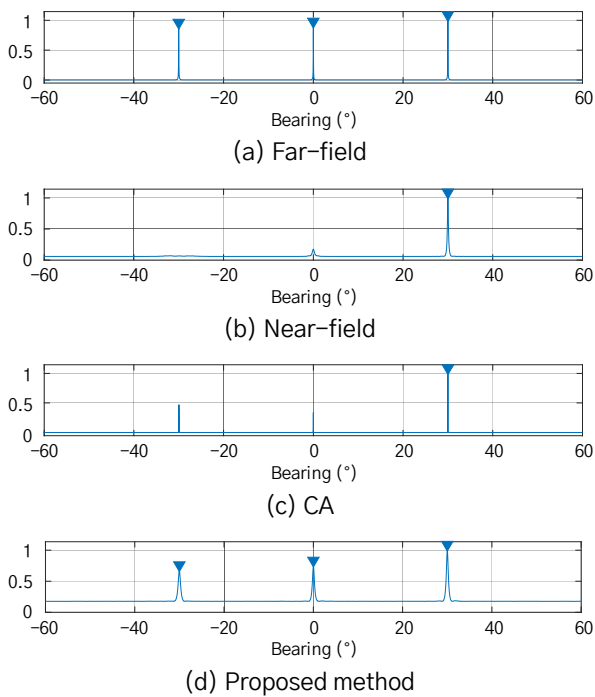


Fig. 5. DOA estimation with MUSIC

(d)의 결과를 보면 두 근사 기법 모두 DSB가 신호원의 방향을 정확히 탐지함을 알 수 있다. 반면, MVDR 결과를 보면 DSB에 비해 좁은 빔 폭 응답을 보이나 (b)를 보면 DSB에 비해 조향 벡터 오차에 더욱 민감한 것을 알 수 있다. (c)와 (d)를 비교해 보면 CA는 허위 표적을 탐지하는 등 신호원의 방향 추정을 제대로 하지 못하지만, 제안기법은 MVDR의 장점인 좁은 빔 폭의 장점을 유지한 채 신호원의 방향을 정확히 추정한다. 이는 CA의 근사화 오차로 인해 공분산 행렬의 역행렬 오차가 크게 발생한 결과로 샘플 수를 30M개 이상으로 늘렸을 때 정확한 응답이 나오도록 실험을 통해 확인하였다. MUSIC 결과를 보면 MVDR과 비슷하게 좁은 빔 폭 응답을 보이며 (c)를 보면 CA 기법이 MVDR에 비해 MUSIC과 결합했을 때 더 좋은 성능이 나타나는 것을 알 수 있다. 하지만 (d)와 비교해 보면 제안기법의 응답이 CA의 응답보다 큰 것을 알 수 있는데 이는 제안기법이 다수의 신호원을 탐지할 확률이 더 높다는 것을 의미한다. 실험 결과를 종합해 보면 제안기법이 CA에 비해 모든 빔 형성기와 잘 맞고 응답 크기도 훨씬 더 우수한 원거리장 근사 기법이라 할 수 있다.

Fig. 6는 제안기법과 MUSIC을 이용해 추정한 세 신호원의 방향 정보를 이용해 거리를 추정한 결과이

다. 배열센서와 신호원의 거리에 따른 응답 빔 폭의 너비 차이는 있지만 세 신호원의 거리를 명확히 추정하기에 충분한 응답을 보인다.

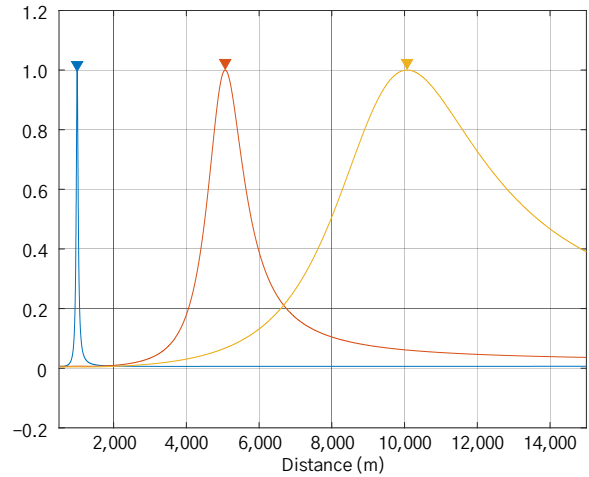


Fig. 6. Comparison of distance estimation

7. 결론

근접장에서는 배열 센서를 이용해 신호원의 방향뿐만 아니라 거리를 추정할 수 있다. 그러나 방향과 거리를 동시에 탐색하는 2차원 탐색은 센서의 수, 탐색 간격/범위에 따라 계산량이 많아지므로 실시간으로 표적 위치를 추정하는 상황에 적합하지 않다. 근접장 신호를 원거리장 신호로 근사하면 신호원의 방향을 먼저 탐색하고 이에 기반해 거리를 추정할 수 있어 계산량을 획기적으로 줄일 수 있다. 제안기법은 기존의 CA가 갖는 근사 오차 문제 해결을 위해 비선형 연산에 적합한 신경망을 이용한 새로운 원거리장 근사 기법을 제안하였다. 각 빔 형성기마다 장·단점이 명확해 운용자는 상황을 고려해 다양한 빔 형성기를 선택하게 되는데, 제안기법은 모든 빔 형성기에 적합한 원거리장 근사결과를 냈으며 빔 형성기 응답 또한 여러 신호원을 탐지하기 충분한 응답 크기를 출력함을 실험을 통해 확인하였다.

근접장은 배열 센서의 길이에 따라 상대적으로 정해지는 영역이므로, 배열 센서의 길이를 충분히 늘려 근접장의 범위를 넓히고 제안기법을 이용한다면 적은 계산량으로도 원거리 표적의 방향뿐만 아니라 거리를 추정할 수 있어 수동센서를 이용한 수중 위협 원거리 감시체계의 구축에 기여할 것으로 기대한다.

참고문헌

- [1] Y. -D. Huang and M. Barkat, "Near-field Multiple Source Localization by Passive Sensor Array," in IEEE Transactions on Antennas and Propagation, Vol. 39, No. 7, pp. 968-975, July 1991.
- [2] Ju-Hong Lee, Yih-Min Chen and Chien-Chung Yeh, "A Covariance Approximation Method for Near-field Direction-finding Using a Uniform Linear Array," in IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 43, No. 5, pp. 1293-1298, May 1995.
- [3] J. He, M. N. S. Swamy and M. O. Ahmad, "Efficient Application of MUSIC Algorithm Under the Coexistence of Far-field and Near-field Sources," in IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 60, No. 4, pp. 2066-2070, April 2012.
- [4] G. Liu and X. Sun, "Efficient Method of Passive Localization for Mixed Far-field and Near-field Sources," in IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, Vol. 12, pp. 902-905, 2013.
- [5] L. Qiu, T. Lan and Y. Wang, "A Sparse Perspective for Direction-of-arrival Estimation Under Strong Near-field Interference Environment," in Sensors, Vol. 20, No. 1, 2020.
- [6] Jing Gu and P. J. Wolfe, "Robust Adaptive Beamforming Using Variable Loading," Fourth IEEE Workshop on Sensor Array and Multichannel Processing, 2006.
- [7] J. E. Hudson, "Adaptive Array Principles," New York: Peregrinus on Behalf of the Institution of Electrical Engineers, p. 123, 1981.