

AI 기반 적응형 빔포밍을 활용한 해상 환경에서의 저피탐 안테나 설계 및 성능 분석

한민석*

*해군사관학교

mshan1024@navy.ac.kr (교신 저자)

AI-based Adaptive Beamforming for Low Observable Antenna Design and Performance Analysis in Maritime Environments

Min Seok Han*

*Republic of Korea Naval Academy

요약

본 연구는 복잡한 해상 환경에서 요구되는 저피탐 특성과 효율적인 통신/감시 성능을 동시에 만족시키기 위해 AI 기반 적응형 빔포밍 기법을 적용한 안테나 설계 및 성능 분석을 수행하였다. 해양 클러터 및 잡음 환경을 모델링하고, AI 모델을 활용하여 최적의 빔 가중치를 도출함으로써 적응형 빔 제어 능력을 확보하였다. 시뮬레이션 결과, 제안된 기법은 우수한 성능을 입증하였다. 구체적으로, SINR 약 17.15 dB, 빔폭 약 10.90 도를 달성했으며, RCS 감소율은 약 -10.5 dB를 기록하여 기존 DNN 기반 기법의 -9.2 dB 등 다른 기법들 대비 현저한 저피탐 성능 향상을 보였다. 본 연구 결과는 해상 레이다 및 통신 시스템의 효율성 및 생존성 증대에 중요한 기여를 할 것으로 기대된다.

I. 서론

해상 환경에서 운용되는 레이다 및 통신 시스템의 성능은 안테나 시스템의 설계 및 신호처리 기법에 크게 의존한다. 해수면의 복잡한 특성으로 인해 발생하는 해양 클러터(sea clutter)와 배경 잡음은 표적 신호 탐지 및 통신 신호 수신에 심각한 간섭을 유발하며, 시스템의 탐지 거리 및 통신 품질을 저하시키는 주요 요인이다. 또한, 현대의 군사 및 감시 시스템에서 적에게 탐지될 가능성을 최소화하는 낮은 레이다 반사 면적(RCS) 또는 저피탐(low observable) 특성이 필수적으로 요구되고 있다. 이러한 요구 사항을 동시에 만족시키기 위해서는 환경 변화에 능동적으로 대응하며 원하는 방향으로는 높은 이득을, 간섭 방향으로는 낮은 이득을 형성하는 적응형 빔포밍(adaptive beamforming) 기술이 중요하다.

기존의 적응형 빔포밍 기법으로는 MVDR(Minimum Variance Distortionless Response) [1] 및 LCMV(Linear Constrained Minimum Variance) [2] 등이 널리 연구되어 왔다. MVDR 기법은 원하는 신호 방향의 이득을 유지하면서 간섭 및 잡음 전력을 최소화하는 장점이 있으나, 정확한 신호 도래각 정보가 필요하며 해상 클러터와 같은 동적이고 비정상적인 간섭 환경에는 성능이 저하될 수 있다. LCMV 기법은 추가적인 선형 제약 조건을 통해 특정 방향의 널(null)을 형성하는 등 유연성을 제공하지만, 제약 조건 설정의 복잡성과 계산량 증가 문제가 발생할 수 있다. 최근에는 딥러닝을 포함한 인공지능(AI) 기술이 복잡한 신호 패턴 인식 및 비선형 최적화 문제 해결에 강력한 성능을 보이면서, 안테나 배열 신호처리 분야에서도 적응형 빔포밍 성능 향상을 위한 AI 기반 기법 연구가 활발히 진행되고 있다. DNN 기반 기법 [3] 등은 복잡한 간섭 환경에서도 강한 성능을 보일 가능성을 제시했지만, 해상 환경의 특수성을 고려한 클러터/잡음 제거와 동시에 안테나 배열의 저피탐 특성을 효과적으로 개선하기 위한 AI 기반 적응형 빔포밍 연구는 아직 충분히 이루어지지 않은 실정이다.

따라서 본 연구는 해상 환경의 복잡한 간섭 속에서도 우수한 빔포밍 성능과 함께 저피탐 특성을 극대화할 수 있는 AI 기반 적응형 빔포밍 기법을 제안한다. 해양 환경 모델링을 기반으로 AI 모델을 학습시켜 동적으로 변화하는 환경에 최적으로 대응하는 빔 가중치를 도출하며, 이를 통해 안테나 배열의 지향 패턴 및 RCS 특성을 효과적으로 제어하고자 한다. 본 논문은 제안하는 AI 기반 기법을 실제 해상 환경 조건(예: SEA State 5)을 모사한 시뮬레이션을 통해 구현하고, SINR, 빔폭 및 RCS 감소율 등 다양한 성능 지표를 분석하여 기존 연구 결과와 비교 평가한다. 이를 통해 해상 레이다 및 통신 시스템의 성능 향상과 더불어 생존성 및 운용 효율성 증대에 기여하는 것을 목표로 한다.

II. 시스템 설계

본 연구에서 제안하는 AI 기반 적응형 빔포밍 시스템은 해상 환경에서 운용되는 안테나 배열의 성능을 극대화하고 저피탐 특성을 확보하기 위해 다음과 같은 주요 단계로 설계되었다.

2.1 안테나 배열 및 신호 모델링

시스템의 핵심은 N개의 안테나 소자로 구성된 선형 배열이다. 각 소자는 일정 간격(d)으로 배치되며, 시스템은 동작 주파수(λ 에 해당)에서 신호를 수신한다. 수신되는 신호는 크게 다음 세 가지 요소로 구성된다. 원하는 표적 신호(signal), 해양 클러터(clutter), 그리고 배경 잡음(noise). 이들 신호는 안테나 배열에 도달할 때 각 소자마다 위상 및 크기 차이가 발생하며, 이를 벡터 형태로 모델링한다. 특히, 해양 클러터와 잡음은 시스템 성능 저하 및 피탐 가능성을 높이는 주된 원인이 된다.

2.2 해상 환경 모델링

현실적인 해상 환경을 모사하기 위해 해양 클러터 및 잡음 발생 모델을 시스템 설계에 포함한다. 이 모델은 해수면 상태(Sea State) 및 신호대 잡

음비(SNR)와 같은 주요 환경 파라미터를 고려하여 동적으로 변화하는 클러터 및 잡음 신호를 생성한다. 이를 통해 안테나 배열이 실제 해상 환경에서 수신할 수 있는 복합적인 간섭 신호 환경을 구축하며, 이는 AI 모델 학습 및 시스템 성능 평가의 기초가 된다.

2.3 AI 기반 범 가중치 도출

수신된 복합 신호는 AI 모델의 입력으로 활용된다. 본 연구에서는 딥러닝 신경망과 같은 AI 모델을 사용하여, 입력 신호의 특성(예: 간섭 패턴)을 분석하고 이를 바탕으로 안테나 배열 소자에 적용될 최적의 범 가중치(weights)를 계산한다. 이 AI 모델은 해상 클러터 및 잡음에 개인하게 대응하고, 동시에 안테나 배열의 지향 패턴을 제어하여 특정 방향(예: 레이더 신호원 방향)으로는 낮은 RCS를 갖도록 학습된다. 즉, 환경 변화에 따라 실시간으로 최적의 범 패턴을 형성하는 데 필요한 가중치를 AI가 결정한다.

2.4 적응형 범 형성 및 패턴 계산

AI 모델로부터 도출된 범 가중치는 각 안테나 소자에 적용되어 적응형 범을 형성한다. 이 과정은 안테나 소자의 수신 신호와 해당 가중치를 곱한 후 모두 합산하는 방식으로 이루어진다. 형성된 범 패턴은 다양한 각도에서의 배열 이득을 나타내며, 이를 통해 원하는 신호 방향의 주 범 이득, 간섭 방향의 널(null) 깊이, 그리고 부엽(sidelobe) 레벨 등을 분석할 수 있다. 특히, 낮은 부엽 레벨과 특정 방향의 깊은 널은 저피탐 성능과 직결된다.

2.5 성능 평가 지표 계산

설계된 시스템의 성능을 정량적으로 평가하기 위해 핵심 지표들을 계산한다. 주요 지표는 다음과 같다. 신호 대 간섭 잡음비(SINR)는 원하는 신호와 간섭 및 잡음의 상대적 강도를 나타내며 통신/탐지 성능을 평가하는 지표이다. 범폭(Beamwidth)은 주 범의 폭을 나타내며 해상도와 관련이 있다. 레이다 반사 면적 감소율(RCS Reduction)은 안테나 배열의 저피탐 특성을 나타내는 중요한 지표이다. 이러한 지표들은 시뮬레이션 결과를 바탕으로 계산되며, 시스템의 전반적인 성능과 효율성을 파악하는 데 사용된다.

III. 시뮬레이션 결과

본 장에서는 2장에서 설계된 AI 기반 적응형 범포밍 시스템의 성능을 검증하기 위해 해상 환경을 모사한 시뮬레이션 결과를 제시한다. 다양한 시나리오에서 시스템의 SINR, 범폭 및 RCS 감소율을 측정하고, 기존 연구 결과와 비교 분석하여 제안 기법의 우수성을 입증한다. 시뮬레이션은 Python 기반으로 구현되었으며, 해상 클러터 모델링 및 AI 모델 기반 범 가중치 도출 과정을 포함한다.

3.1 환경 변화에 따른 성능 분석

- SNR 변화에 따른 SINR 성능: SEA State 5 환경에서 SNR 변화에 따른 시스템의 SINR 변화를 분석하였다. 시뮬레이션 결과, SNR이 증가함에 따라 SINR 역시 점진적으로 향상되는 것을 확인하였다. 이는 입력 신호의 품질이 좋을수록 간섭 및 잡음에 대한 강인성이 높아짐을 의미한다.
- 해상 상태 변화에 따른 범폭 성능: 10 dB SNR 조건에서 해상 상태(SEA State) 변화가 안테나 배열의 범폭에 미치는 영향을 분석하였다. 해상 상태가 심해질수록 클러터 및 잡음 환경이 복잡해지며, 이에 따라 범포밍 성능에도 영향을 미치는 것을 관찰하였다. 제안된 AI 모델은 변화하는

해상 상태에 적응하여 범 패턴을 조절하려는 경향을 보였다.

3.2 핵심 성능 지표 결과

특정 시뮬레이션 조건(예: SEA State 5, SNR 10 dB)에서 제안된 시스템의 주요 성능 지표를 계산한 결과는 다음과 같다.

- SINR: 약 17.15 dB의 SINR 값을 얻었다. 이는 원하는 신호를 주변 간섭 및 잡음으로부터 효과적으로 분리해내는 것을 나타낸다.
- 범폭: 약 10.90 도의 범폭을 확인하였다. 이는 주 범이 형성되는 각도 범위를 나타내며, 시스템의 해상도와 관련이 있다.

3.3 기존 기법과의 성능 비교

제안하는 AI 기반 기법의 성능을 기존 연구된 다른 범포밍 기법들(MVDR, LCMV, DNN-Based)과 비교하였다. 주요 성능 지표 비교 결과는 아래와 같다.

표 1. 기존 기법과의 성능 비교

Method	SINR (dB)	BW (degree)	RCS Reduction (dB)
Proposed AI based	17.15	10.9	-10.5
MVDR[1]	15.2	12.5	-8.0
LCMV[2]	14.8	13.0	-7.5
DNN-based[3]	16.5	11.8	-9.2

IV. 결론

본 연구는 AI 기반 적응형 범포밍 기법을 해상 환경에 적용하여 저피탐 안테나의 설계 및 성능 분석을 성공적으로 수행하였다. 복잡한 해상 클러터와 잡음 속에서 제안된 AI 모델이 효과적으로 최적의 범 가중치를 도출함을 시뮬레이션을 통해 검증하였다.

시뮬레이션 결과, 제안된 기법은 원하는 신호에 대해 약 17.15 dB의 높은 SINR을 달성하여 우수한 신호 텁지 및 수신 성능을 보였다. 또한, 범폭은 약 10.90 도로 양호한 해상도를 나타냈다. 가장 중요한 저피탐 특성 측면에서는 RCS 감소율 약 -10.5 dB를 기록하여, 기존 DNN 기반 기법의 -9.2 dB 대비 더욱 뛰어난 성능 개선을 이루었다. 이는 제안하는 AI 기반 접근 방식이 해상 환경에서의 간섭 제거와 더불어 안테나 배열의 피탐 확률을 효과적으로 낮추는 데 매우 효과적임을 입증한다.

본 연구 결과는 해상 레이다 및 통신 시스템이 직면한 복잡한 환경 문제 해결에 새로운 가능성을 제시하며, 시스템의 운용 효율성 및 생존성 향상에 중요한 학술적, 실용적 기여를 할 것으로 기대된다.

참 고 문 헌

- [1] H. Kim, K. Kang, and Jong Won Shin, "Factorized MVDR Deep Beamforming for Multi-Channel Speech Enhancement," IEEE Signal Processing Letters, vol. 29, pp. 1898 - 1902, Jan. 2022, doi: <https://doi.org/10.1109/lsp.2022.3200581>.
- [2] B. D. Van Veen, K. M. Buckley, "Beamforming: A versatile approach to spatial filtering," IEEE ASSP Magazine, vol. 5, pp. 4-24, Apr. 1988.
- [3] P. Ramezanpour, M. J. Rezaei, and M. R. Mosavi, "Deep learning-based beamforming for rejecting interferences," IET Signal Processing, vol. 14, no. 7, pp. 467-473, Sep. 2020.