

MIMO-ISAC 시스템 Unsupervised Learning 기반 Hardware Impairment 보상 알고리즘

홍석운, 김한빛, 원종찬, 김선우

한양대학교

{hongs0908, dante0813, wonjc71, remero}@hanyang.ac.kr

Unsupervised Learning for Hardware Impairments Calibration Algorithm in MIMO-ISAC System

Seokyun Hong, Hanvit Kim, Jongchan Won, Sunwoo Kim

Department of Electronic Engineering, Hanyang University

요약

본 논문은 MIMO-ISAC 시스템 환경에서 하드웨어 왜곡 보상을 위하여 비지도 학습 기반 알고리즘을 제안한다. 기존 하드웨어 왜곡 보상 알고리즘은 이동체 감지 성능만을 보상하지만, MIMO 레이더에서 신호를 송수신 하는 경우 이동체 감지 성능 및 빔 송수신 성능이 저하된다. 이를 해결하기 위하여 클러터 억제 후 비지도 학습을 적용하는 알고리즘으로 GPI 벡터를 추정하고 하드웨어 왜곡을 보상한다. MATLAB 시뮬레이션 결과, 클러터 억제 이후 하드웨어 왜곡을 보상하여 이동체 감지 성능 및 빔 송수신 성능이 향상됨을 확인하였다.

I. 서론

6G 기술의 발전으로 고정밀 실시간 데이터 처리가 가능해짐에 따라 환경 감지와 통신 서비스를 통합하는 ISAC (Integrated Sensing and Communication) 기술이 주목받고 있다 [1]. ISAC 시스템의 핵심 목표 중 하나는 이동체 감지 및 파라미터 추정을 통하여 통신 성능을 향상시키는 것이다 [1]. 하지만, 실제 환경에서는 클러터의 존재 및 안테나 배열 왜곡, 상호 결합, 빔 패턴 왜곡 등 하드웨어 왜곡이 존재하여 이동체 감지 성능이 저하된다 [2]. 이를 보상하기 위하여 SIMO (Single-Input Multiple-Output) 레이더에서 MB-ML (Model-Based Machine Learning)으로 이동체 감지 성능을 보상하는 알고리즘이 존재하지만, MIMO (Multiple-Input Multiple-Output) 레이더에서는 이동체 감지 성능 및 빔 송수신 성능이 저하된다 [2]. 본 논문에서는 MIMO-ISAC 시스템에서 하드웨어 왜곡으로 인한 이동체 감지 성능 및 빔 송수신 성능 저하를 보상하기 위하여 클러터 억제 이후 비지도 학습을 적용하는 새로운 알고리즘을 제안한다.

II. 고정 Monostatic 레이더의 ISAC 신호 모델

하드웨어 왜곡이 존재하는 M 개의 ULA (Uniform Linear Antenna)로 구성된 Monostatic 레이더가 BS (Base Station)에서 carrier frequency f_0 , subcarrier interval Δf 를 가지는 OFDM (Orthogonal Frequency Dimension Multiplexing) 신호를 송수신 한다고 가정한다. 여기서, 한 time slot 에서 Q 개의 codebook beam이 송신된다. 안테나간 간격은 송수신기 신호의 반파장으로 설정하였다. n 번째 time slot, q 번째 beam, l 번째 subcarrier의 송신 신호는 다음과 같다 [1].

$$\mathbf{x}_{n,q,l} = \mathbf{w}_q s_{n,l} \in \mathbb{C}^{M \times 1}, \quad (1)$$

여기서 $s_{n,l}$ 은 OFDM 데이터 심볼이고, $\mathbf{w}_q = \sqrt{P} \mathbf{a}(\phi_q) \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 는 codebook beamforming 벡터이다 [1]. 여기서 P 는 안테나의 송신 전력, $\mathbf{a}(\phi_q)$ 는 각도 ϕ_q 에 대한 조향 벡터이다. 각도 θ 에 대한 조향 벡터 $\mathbf{a}(\theta)$ 는 다음과 같다 [1].

$$\mathbf{a}(\theta) = [1, e^{j\pi \sin(\theta)}, e^{j2\pi \sin(\theta)}, \dots, e^{j\pi(M-1)\sin(\theta)}]^T \in \mathbb{C}^{M \times 1}, \quad (2)$$

여기서 m 은 안테나 요소 인덱스 이다. 송신 신호는 이동체와 클러터에 반사되고, 송신에 사용한 빔과 같은 빔이 수신된다. n 번째 time slot, l 번째 subcarrier 의 수신신호 $y_{n,l}$ 은 다음과 같다.

$$y_{n,l} = \mathbf{H}_{n,l} \mathbf{x}_{n,l} + \mathbf{z}_{n,l} \in \mathbb{C}^{M \times Q}, \quad (3)$$

여기서 $\mathbf{z}_{n,l}$ 은 잡음 신호이며, $\mathbf{x}_{n,l} = [\mathbf{x}_{n,1,l}, \dots, \mathbf{x}_{n,Q,l}] \in \mathbb{C}^{M \times Q}$ 은 송신신호 행렬이다. $\mathbf{H}_{n,l}$ 은 round-trip channel이며, 식은 다음과 같다.

$$\mathbf{H}_{n,l} = \sum_{k=1}^K \alpha_k e^{j2\pi f_0(n-1)T_s 2v_k/c} e^{-j2\pi f_l \tau_k} \mathbf{a}_{\mathbf{z},k} \mathbf{a}_{\mathbf{z},k}^H \in \mathbb{C}^{M \times M}, \quad (4)$$

관측된 K 개의 반사체 신호에는 이동체 신호와 클러터가 포함되어 있다. 여기서 c 는 빛의 속도, $T_s = 1/\Delta f$ 는 심볼 지속 시간, $f_l = f_0 + (l-1)\Delta f$ 은 subcarrier 주파수이다. 또한, $\tau_k = 2r_k/c$ 는 k 번째 반사체의 시간 지연을 의미한다. $(\alpha_k, r_k, v_k, \theta_k)$ 는 각각 k 번째 반사체의 채널 감쇠, 거리, 시선 속도, 레이더와 반사체 사이의 각도이다. $\mathbf{a}_{\mathbf{z},k} = \mathbf{a}(\theta_k) \odot \mathbf{S}$ 은 하드웨어 왜곡이 존재할 때의 조향 벡터이다. 여기서, $\mathbf{S}$ 는 하드웨어 왜곡으로 인한 GPI (Gain-Phase Impairments) 벡터이고, $\odot$ 는 hadamard product이다.

III. Unsupervised 기반 하드웨어 왜곡 보상 알고리즘

본 논문에서는 클러터가 이동성을 가지지 않는다는 특성을 활용하여 클러터를 필터링하고, 비지도 학습기반 알고리즘을 적용하여 GPI 벡터를 추정한 후, 하드웨어 왜곡을 보상한다.

A. 수신신호 전처리 및 클러터 필터링

클러터를 필터링하기 위하여 수신신호에서 q 도메인의 평균을 이용해 3차원 텐서 $\mathbf{Y} \in \mathbb{C}^{N \times M \times L}$ 을 구성한다. $\mathbf{Y}$ 는 $Y[n,m,l] = y_{n,m,l}$ 을 중첩하여 구성한다. 이후 time slot 도메인을 DFT (Discrete Fourier Transform)하여 시선 속도 도메인으로 변환한다.

$$\tilde{\mathbf{Y}}[i, :, :] = \Phi_{v,\gamma}^T \mathbf{Y}[n, :, :] \in \mathbb{C}^{M \times L}, \quad (5)$$

여기서, $\Phi_{v,\gamma}$ 는 시선 속도 도메인으로 변환하기 위한 DFT 벡터이고 식은 다음과 같다.

$$\Phi_{v,\gamma} = [1, e^{-j2\pi f_0 T_s 2\tilde{v}_\gamma/c}, \dots, e^{-j2\pi f_0 (N-1) T_s 2\tilde{v}_\gamma/c}]^T \in \mathbb{C}^{N \times 1}, \quad (6)$$

여기서 $\tilde{v}_\gamma$, $\gamma = 1, 2, \dots, R_v$ 는 시선 속도 구간이다. 이후 시선속도 도메인의 스펙트럼 피크 값을 조사하여 이동체가 존재하는 시선속도 구간을 추정하고, 추정 구간에 해당하는 행렬을 결합하여 클러터 억제 신호 $\mathbf{U} \in \mathbb{C}^{M \times L}$ 을 구성한다. 비지도 학습 적용에는 행렬 $\mathbf{U}$ 를 이용한다.

B. 비지도 학습 기반 하드웨어 왜곡 보상

비지도 학습을 적용하기 위하여 클러터 억제 신호를 2-D DFT하여 time slot, subcarrier 도메인을 각도-거리 구간 도메인으로 변경한다 [1].

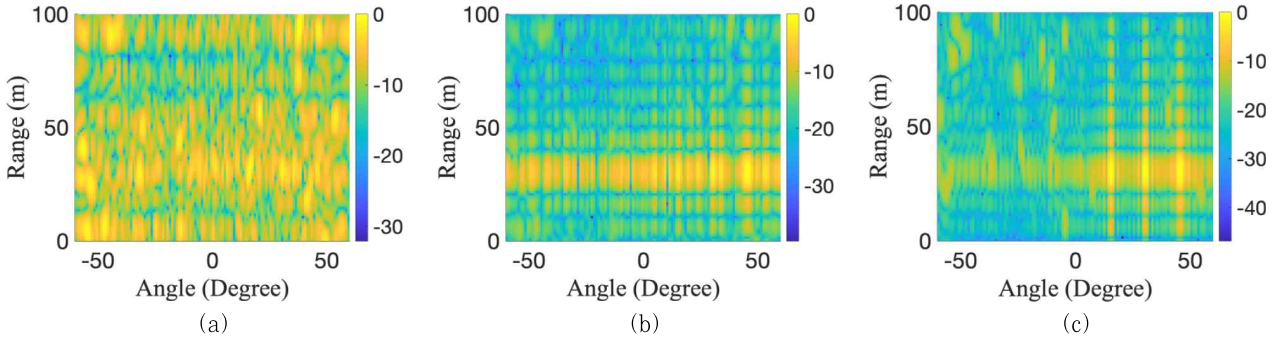


그림 1. 정규화 파워 스펙트럼 [dB] (a) 원시 반사 신호 (b) 클러터 억제 신호 (c) GPI Impairment 보상 이후 신호

이후 각도-거리 도메인의 스펙트럼 피크값을 조사하여 이동체의 각도 및 거리를 추정하고, 이를 이용하여 손실함수를 정의한다 [2].

$$L(\hat{\mathbf{s}}) = E_{\mathbf{a}, \mathbf{s}} [\| \mathbf{U} - \tilde{\mathbf{U}}(\hat{\mathbf{s}}) \|_F], \quad (7)$$

$\| \cdot \|_F$ 는 Frobenious norm을 의미한다. $\tilde{\mathbf{U}}(\hat{\mathbf{s}})$ 는 채널 감쇠, 각도, 거리, GPI 벡터 추정치에 의해 재구성된다 [2].

$$\tilde{\mathbf{U}}(\hat{\mathbf{s}}) = \sum_{j=1}^J \hat{\mathbf{a}}_j \mathbf{a}_{\hat{\mathbf{s}}, j} (\mathbf{b}_j \odot \mathbf{s}) \in \mathbb{C}^{M \times L}. \quad (8)$$

J 는 이동체의 숫자이고, $\mathbf{b}_j = [1, e^{-i2\pi f_1 \tau_j}, \dots, e^{-i2\pi f_{L-1} \tau_j}]^T \in \mathbb{C}^{L \times 1}$ 는 거리에 대한 조향벡터, $\mathbf{s} = \sum_{j=1}^J [s_{\gamma, 1}, \dots, s_{\gamma, L}]^T \in \mathbb{C}^{L \times 1}$ 는 OFDM 데이터 심볼 벡터이다. γ_j 는 이동체 시선 속도 구간 인덱스이다. 이후 손실 함수의 Gradient로 파라미터를 조정하고, GPI 벡터를 추정한다. 최종적으로 GPI 벡터를 통하여 수신 신호 및 가중치 벡터를 보정하고 스펙트럼 탐색을 통하여 이동체 감지 및 빔 송수신 성능을 분석한다.

IV. 시뮬레이션 결과

본 논문에서는 3개의 이동체가 존재하는 환경을 모사하였으며, 클러터의 숫자는 20개로 설정하였다. 이동체의 각도, 시선 속도는 각각 $(15^\circ, 30^\circ, 45^\circ), (15, 25, 35)$ [m/s]로 설정하였고, 거리는 전부 30m로 설정하였다. 자세한 시뮬레이션 환경은 표2에서 확인 가능하다.

그림 1은 수신 신호 및 제안 알고리즘을 적용한 정규화 파워 스펙트럼 결과이다. 그림 1(a)는 클러터와 이동체에 의한 반사 신호가 공존하는 원시 반사 신호를 각도 및 거리에 대하여 출력한 정규화 파워 스펙트럼이다. 클러터가 분포하고 있어 스펙트럼 피크값 탐색을 통하여 이동체의 각도 및 거리를 추정하기에 한계가 존재한다. 그림 1(b)는 원시 반사 신호에 클러터 필터링을 수행한 정규화 파워 스펙트럼이다. 클러터가 억제되었지만, 하드웨어 왜곡으로 인하여 이동체 신호 주변에 피크값이 나타나 이동체 감지 성능이 저하된다. 그림 1(c)는 클러터 필터링 이후 신호에 알고리즘을 적용하여 GPI 벡터를 추정하고, 수신 신호를 보정한 정규화 파워 스펙트럼이다. 보정 이후 신호에서 이동체 반사 신호에 대한 피크값만 존재하여 감지 성능이 향상됨을 확인하였다.

그림 2는 GPI 벡터를 이용해 가중치 벡터를 보정한 이후 송신 빔포밍에 대한 파워 스펙트럼 이다. 스펙트럼 비교 결과 메인 로브 피크값은 보정 이전 16dB에서 보정 이후 18dB로 2dB만큼 상승하였고, 사이드 로브 스펙트럼은 10dB에서 5dB 수준으로 감소해 빔 송수신 성능 향상됨을 확인하였다.

표 1 Model-based Machine Learning 파라미터 설정

파라미터	값
Learning rate	10^{-2}
Batch size	1024
Training iterations	10^4

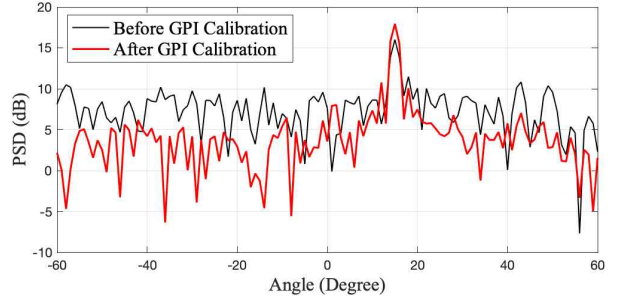


그림 2. GPI 보상 이후 송신 빔포밍 PSD (angle : 15°)

표 2 시뮬레이션 파라미터 설정

파라미터	값
Carrier frequency (f_0)	77 [GHz]
Subcarrier interval (Δf)	120 [kHz]
Time slot (N)	64
Subcarrier (L)	128
Antenna element (M)	64
Sensing Beam (Q)	121
Angle, Range, Radial velocity bins	121, 100, 100
Clutter range	0 ~ 100 [m]
Clutter angle	$-60 \sim 60$ [$^\circ$]
SNR (Signal-to-Noise Ratio)	15 [dB]
Gain-Phase impairment	$u[0.95, 1.05], u[-\pi/2, \pi/2]$

V. 결론

본 논문에서는 MIMO 레이다에서 하드웨어 왜곡 보상을 위하여 클러터 억제 이후 비지도 학습을 적용하는 알고리즘을 제안하고 빔 송수신 성능 및 이동체 감지 성능을 분석하였다. 시뮬레이션 결과, 제안 알고리즘을 통하여 클러터 환경에서 하드웨어 왜곡 보상으로 이동체 감지 성능 및 빔 송수신 성능이 향상됨을 확인하였다. 이러한 결과는 향후 monostatic 레이다 기반 BS의 안테나 왜곡으로 인한 하드웨어 왜곡이 존재하는 환경에서, 효과적으로 활용될 수 있다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2024년도 정부 (과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No.RS-2024-00409492).

참고 문헌

- [1] N. Lee, H. Park, H. Kim, K. Jung, and S. Kim, "ISAC-STAP: Space-time Adaptive Processing for ISAC Systems," in Proc. *IEEE Glob. Commun. Conf. Workshops (GLOBECOM workshops)*, Dec. 2024.
- [2] J. M. Mateos-Ramos, et al. "비지도 학습 for Gain-Phase Impairment Calibration in ISAC Systems," in Proc. *IEEE Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Process. (ICASSP)*, Mar, 2025.