

극다중 안테나 시스템을 위한 저복잡도 빔 트래킹 기술

정종진, 임성훈*, 송유재**, 전상운
한양대학교, *한림대학교, **한국해양과학기술원

jeongjj@hanyang.ac.kr, shlim@hallym.ac.kr, yjsong@kiost.ac.kr, sangwoonjeon@hanyang.ac.kr

Low Complexity Beam Tracking for Massive MIMO systems

Jongjin Jeong, Sunghoon Lim*, Yujae Song**, Sang-Woon Jeon
Hanyang University, *Hallym University, **Korea Institute of Ocean Science and Technology

요 약

본 논문은 극다중 송신 안테나를 탑재한 기지국이 단일 수신 안테나를 탑재한 이동 사용자를 지원하는 하향링크 통신을 고려한다. 극다중 안테나 빔성형을 통한 고속 이동 사용자 지원의 경우, 피드백 오버헤드 및 시간 지연으로 인해 기지국에서 채널을 획득하기 어렵다. 따라서 본 논문은 코드북 기반 빔성형을 가정하였으며, 제한된 피드백 정보를 활용하여 고속 이동 사용자 추적이 가능한 강화학습 기반 극다중 안테나 빔 트래킹 기법을 제안한다. 다양한 모의 실험 환경에서 제안 기법의 빔 트래킹 성능을 검증하였으며, 기존의 코드북 기반 빔성형 대비 동일 성능을 유지하면서 획기적으로 피드백 정보를 줄일 수 있음을 확인하였다.

I. 서 론

5G 이동통신 시스템의 mmWave 대역을 사용하여 통신할 경우, 고주파수 대역의 큰 경로 손실 및 침투 손실이 발생한다. 이를 극복하기 위해 Massive MIMO와 지향성 빔성형 기술을 결합한 극다중 안테나 빔성형 기술에 대한 연구가 활발히 진행되었다. 또한 최근 5G 성능 개선 및 B5G 논의가 진행되면서 고속 데이터 통신을 차량 혹은 Unmanned Aerial Vehicle (UAV) 등 다양한 고속 이동 모바일 플랫폼과 결합하여 사용하려는 연구가 수행되고 있다 [1]–[3]. 차량 및 UAV와 같이 고속 이동 객체의 경우 채널의 급격한 시변 특성으로 인해 지향성 빔의 지속적인 정렬이 필요하다. 이러한 환경에 적응하기 위해, 머신 러닝을 이용한 실시간 빔 추적 알고리즘이 활발하게 연구되고 있다 [4]–[7]. 참고 문헌 [4]의 경우 송수신 빔 쌍을 동시에 선택하고 수정하는 실시간 이 계층 학습 알고리즘을 제안하였으며, 참고 문헌 [5], [6], [7]은 강화학습을 통한 빔 정렬 알고리즘을 제안하였다. 본 논문은 사용자로부터 수신 신호대잡음비(SNR) 피드백만이 주어진 경우, 강화학습 기반 mmWave 극다중 안테나 빔 트래킹 기법을 제안하였다. 모의 실험을 통해 SNR 피드백 정보만을 활용하더라도 효과적인 실시간 빔 트래킹을 통해 고속 이동 사용자의 지원이 가능함을 보였다.

II. 시스템 모델

본 논문은 N 개의 Uniform Linear Array (ULA) 송신 안테나를 탑재한 기지국이 단일 수신 안테나를 탑재한 이동 사용자의 수신 SNR을 최대화하는 하향링크 환경을 고려한다. 이 때 기지국은 아날로그 빔성형을 사용한다고 가정하며, 송신 빔벡터는 다음과 같다.

$$\mathbf{v}^N(\phi) = \frac{1}{\sqrt{N}} \left[1, e^{-j2\pi\frac{\delta}{\lambda_c} \cos \phi}, \dots, e^{-j2\pi\frac{\delta}{\lambda_c} (N-1) \cos \phi} \right]^T \quad (1)$$

여기서 $\phi \in [0, 2\pi)$ 는 빔각도, λ_c 는 반송파 파장, δ 는 안테나간 거리를 나타낸다. 따라서 시간 t 에서 기지국 송신 신호 벡터는 $\mathbf{x}_t = \mathbf{v}^N(\phi_t) s_t$ 로 주어지며, 여기서 s_t 는 $E[|s_t|^2] \leq P$ 을 만족하는 t 시간의 정보 심볼이며, P 는 송신 신호의 최대 전력을 나타낸다. 따라서 시간 t 에서 사용자의 수신 신호는 $\mathbf{y}_t = \mathbf{h}_t^{N*} \mathbf{x}_t + \mathbf{z}_t$ 로 나타내며, 이 때 $\mathbf{h}_t^N \in \mathcal{C}^{N \times 1}$ 는 시간 t 에서 기지국-사용자 사이의 채널 벡터, $\mathbf{z}_t \sim \mathcal{CN}(0, \sigma^2)$ 는 부가잡음이다. 현실적인 차량 이동성을 반영하기 위해 Simulation of Urban Mobility (SUMO) 시뮬레이터와 실제 지도 데이터를 사용하여 차량 궤도 데이터를 얻은 후, 이를 기반으로 시공간 상관 관계를 반영한 채널의 생성을 위해 Quasi Deterministic Radio channel Generator (QuaDRiGa)에서 제안한 확률적 Ray tracing 모델을 적용하였다.

III. 제안 기법

고속 이동 사용자를 추적하기 위하여 본 논문은 다중 코드북 기반 빔성형을 고려하였다. 강화학습 기반 실시간 적응적 빔 트래킹 기법을 제안하였으며, 이 때 Q-Value의 고속 연산을 위해 DQN (Deep Q-Network)을 도입하였으며 2 단계 강화학습 알고리즘을 제안한다. 각각의 Inner, Outer 에이전트는 서로의 결과를 공유하며 독립적으로 학습한다. 각각의 DQN 학습에 필요한 State, Action, Reward, Environment를 다음과 같이 정의한다.

미리 정의된 $n \leq N$ 개의 활성 안테나를 사용하는 다중 빔성형 코드북 $\Phi^n = \{\phi^n(i)\}_{i \in [1:B_n]}$ 에서 시간 t 에 선택한 빔각도 $\phi_t(i) \in \Phi$ 를 사용하면 송신 빔 벡터는

$[\mathbf{v}^n(\phi^n(i))^T, \mathbf{0}_{N-n}^T]^T$ 로 나타낼 수 있으며, t 시간의 수신 SNR은 다음과 같다.

$$SNR_t(n, i) = \frac{|\mathbf{h}_t^{*T} [\mathbf{v}^n(\phi^n(i))^T, \mathbf{0}_{N-n}^T]^T|^2 P}{\sigma^2} \quad (2)$$

또한 시변 채널의 특성을 극복하기 위해 환경 이외의 추가 정보들로, 특히 차량의 위치 정보, 각각 에이전트의 t 시간의 State를 다음과 같이 정의할 수 있으며,

$$\mathbf{s}_t^{[\alpha]} = \left(\left(a_{t'}^{[\alpha]}, r_{t'}^{[\alpha]}, d_{t'}, \frac{SNR_{t'}(n, i)}{\sigma^2 d_{t'}^2} \right)_{t' \in [t-M^{[\alpha]}, t-1]} \right), \quad (3)$$

$$\mathbf{s}_t^{[\beta]} = \left(\left(a_{t'}^{[\alpha]}, r_{t'}^{[\alpha]}, d_{t'}, \frac{SNR_{t'}(n, i)}{\sigma^2 d_{t'}^2} \right)_{t' \in [(\bar{t}-1)T-M^{[\beta]}, (\bar{t}-1)T]} \right), \quad (4)$$

$\mathbf{s}_t^{[\alpha]}$ 는 빔 트래킹을 수행하는 Inner 에이전트의 State를 의미하며, $\mathbf{s}_t^{[\beta]}$ 는 코드북 선택을 진행하는 Outer 에이전트의 State를 의미한다.

Inner 에이전트의 Action은 현재 사용하는 빔벡터 i 의 다음 변화량 $a_t^{[\alpha]} \in [-l: l]$ 이며, Outer 에이전트의 Action은 다음으로 사용할 빔포밍 코드북 인덱스 $a_t^{[\beta]} \in [1: N]$ 로 정의되며, Inner 에이전트와 Outer 에이전트의 Reward는 다음과 같이 주어진다.

$$r_t^{[\alpha]} = \frac{SNR_t(n, i)}{\frac{nP}{\sigma^2 d_t^2}} \quad (7)$$

$$r_t^{[\beta]} = \frac{SNR_t(n, i)}{\frac{\sigma^2 d_t^2}{P}} \quad (8)$$

즉, 강화학습 에이전트들은 하향링크 환경에서 채널 정보 없이 수신 SNR과 제한된 추가 정보만을 이용한 학습을 통해 Reward를 최대화하도록 실시간으로 송신 빔과 적절한 코드북을 선택하여 빔 트래킹을 진행한다.

IV. 모의 실험 결과

모의 실험을 통한 제안 빔 트래킹 알고리즘의 성능 검증 위해, 반지름이 R 인 네트워크를 가정하였다. 네트워크 중심에 기지국이 위치하고, 차량이 그림 1에 사용된 실제 지도를 따라 이동하는 사용자 이동 모델을 설정하여 3개의 시나리오로 모의 실험을 진행했다.

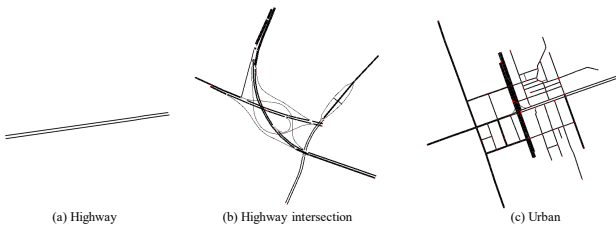


그림. 1 모의 실험에서 사용된 시나리오: (a) 서울 외곽 순환고속도로 안산 - 군포 섹션(37°22'23.8" N 126°54'51.5" E) (b) 서해안 고속도로 안산 분기점(37°20'39.2" N 126°51'37.3" E) (c) 강남역(37°29'53.1" N 127°01'40.5" E)

그림 2는 제안 기법의 Highway 시나리오에서의 평균 수신 SNR 성능을 도시하였다. 여기서 최대 $N = 128$ 의 안테나를 사용한다고 가정했으며, 'Codebook n '은 $n \leq N$ 개의 송신 안테나를 사용하는 아날로그 빔성형 코드북을 의미하며, 단일 안테나 대비 최대 n 배의 SNR 향상을 얻을 수 있다. Highway intersection, Urban에서도 동일한 시험을 수행하였으며, 제안 2단계 강화학습을 통해 최적의 빔 두께와 트래킹을 동시에 최적화하여 CSI가 없는 환경에서도 상한 대비 80%의 성능을 얻을 수 있었고, 기존의 단일 코드북 기법 대비 10%~20%의 성능 향상을 얻을 수 있었다.

ACKNOWLEDGMENT

This work was supported by research grants from Korea Institute of Ocean Science and Technology (PE99732).

참고 문헌

- [1] J. Choi, V. Va, N. Gonzalez-Prelcic, R. Daniels, C. R. Bhat, and R. W. Heath, "Millimeter-wave vehicular communication to support massive automotive sensing," *IEEE Comm. Mag.*, vol. 54, no. 12, Dec. 2016.
- [2] M. Yang, S.-W. Jeon, and D. K. Kim, "Interference management for in-band full-duplex vehicular access networks," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 67, no. 2, Feb. 2018.
- [3] M. Yang, S.-W. Jeon, D. K. Kim, "Optimal trajectory for curvature-constrained UAV mobile base stations," *IEEE Wireless Commun. Lett.*, vol. 9, no. 7, Jul. 2020.
- [4] V. Va, T. Shimizu, G. Bansal, and R. W. Heath, "Online learning for position-aided millimeter wave beam training," *IEEE Access*, vol. 7, Mar. 2019.
- [5] J. Seo, Y. Sung, G. Lee, and D. Kim, "Training beam sequence design for millimeter-wave MIMO Systems: A POMDP framework," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 64, no. 5, Mar. 2016.
- [6] M. Hashemi, A. Sabharwal, C. E. Koksall, and N. B. Shroff, "Efficient beam alignment in millimeter wave systems using contextual bandits," in *Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Commun. (Infocom)*, Apr. 2018.
- [7] J. Jeong, Y. Song, S. H. Lim, and S.-W. Jeon, "Online learning for joint beam tracking and pattern optimization in massive MIMO systems," in *Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Commun. (Infocom)*, Jul. 2020.