

전방향성 신호를 통한 위치 기반 밀리미터파 빔 선택 기법

이지환*, 박세웅^o

Location-Based mmWave Beam Selection via Omnidirectional Signal

Jihwan Lee*, Saewoong Bahk^o

요약

본 논문에서는 밀리미터파 통신의 데이터 전송 속도 증가를 위한 위치 기반 아날로그 빔 선택 기법을 제안한다. 위치 기반 빔 선택의 단점을 보완하기 위해 측정된 채널을 통해 딥러닝 기반으로 장애물 존재를 확인한다. 채널 측정의 오버헤드를 최소화하기 위해 전방향성 신호를 사용한다. 시뮬레이션 결과, 제안 방법은 기존 방법보다 유효 데이터 전송 속도를 평균적으로 10.1 % 향상시킨다. 특히 하위 10% 데이터 속도 상황의 경우 유효 속도를 54.5% 증가시켰다.

Key Words : Millimeter wave, deep learning, analog beamforming

ABSTRACT

In this letter, we propose a location-based analog beamforming to increase data rates of millimeter-wave communication. To compensate for the shortcomings of location-based beam selection, we confirm the presence of blockages from measured channels utilizing deep learning techniques. Omnidirectional signals are used to minimize channel measurement overhead. Simulation results show that the proposed method improves efficient rates by 10.1% on average. Especially, in the bottom 10% data rate situation, the proposed method increases the effective rate by 54.5%.

I. 서론

밀리미터파 통신은 높은 주파수와 짧은 파장 때문에 심각한 신호 감쇠를 겪고 낮은 회절율과 침투율로 인해 장애물에 취약하다¹⁾. 수신 신호 세기를 높이기 위해 대형 안테나 배열을 통해 특정 방향으로 형성된 빔 형태로 신호를 송수신 한다. 이는 송수신기에 빔 정렬 절차를 요구한다.

5G New Radio(NR) 표준의 초기 접속 절차에 따르면, 각 기지국은 동기화 신호 블록을 각각 다른 송신 빔을 사용하여 반복적으로 전송한다. 사용자는 수신 빔을 바꿔가며 각각의 동기화 신호 블록을 수신하고 기지국에게 수신 신호 세기를 보고하여 최적의 빔 쌍을 결정한다²⁾. 이러한 링크 측정 및 보고로 인해 상당한 지연이 발생하고 실질적 데이터 전송 속도가 저하된다. 또한 이러한 지향성 통신은 신호를 장애물에 더욱 취약하게 만든다³⁾. 장애물이 발생하면 기지국 핸드오버 및 새로운 빔 쌍을 탐색하는데 큰 오버헤드가 발생한다. 이러한 문제를 극복하기 위해 압축 센싱 기반⁴⁾ 혹은 context 정보 기반⁵⁾의 빔 탐색 기법이 제안되었다.

본 연구에서는 기지국이 밀집된 핸드오버 상황에서 오버헤드가 작은 위치 기반 빔 선택을 고려한다. 빔 탐색 없이 장애물에 취약한 단점을 해결하고자 전방향성 신호 통한 채널 측정 및 딥러닝 기술을 통한 높은 정확도의 채널 분류 적용을 제안한다. 제안된 방법은 신호 블록 한개의 상향 링크 전송을 요구하기 때문에 오버헤드가 매우 작다. 트래픽 및 광선 추적 시뮬레이터를 이용하여 현실적인 이동성 구현 및 정밀한 밀리미터파 채널을 생성한다. 실험 결과는 제안 기법이 완전 탐색 방법보다 높은 유효전송 속도를 달성하는 것을 보인다.

II. 시스템 모델

L 개 다중 경로 광대역 밀리미터파 채널 모델⁶⁾을 사용한다. 각 경로 l 는 복소 채널 이득 c_l , 시간 지연 τ_l , 방위 도착 각 ϕ_l^A 와 방위 출발 각 ϕ_l^D , 고도 도착 각 θ_l^A 와 고도 출발 각 θ_l^D 을 가진다. $p(\cdot)$ 와 T_s 는 각각 펄스 형성 함수와 샘플링 주기이다. 이때 사용자와 각 기지국 사이의 delay- d MIMO (multiple-input and multiple-output) 채널 행렬은 다음과 같다.

* First Author : Seoul National University Department of ECE and INMC, jhleec16@netlab.snu.ac.kr, 정희원

^o Corresponding Author : Seoul National University Department of ECE and INMC, sbahk@snu.ac.kr, 정교수, 종신희원

논문번호 : 202405-109-B-LU, Received May 24, 2024; Revised June 12, 2024; Accepted June 12, 2024

$$H_d = \sqrt{M_t M_r} \sum_{l=1}^L c_l \beta(d T_s - \tau_l) a_r(\phi_l^A, \theta_l^A) a_t^*(\phi_l^D, \theta_l^D). \quad (1)$$

M_t 와 M_r 은 각각 송신기 및 수신기의 안테나 요소 개수이며 $a_t(\cdot)$, $a_r(\cdot)$ 는 송수신기에서의 steering vector이며 uniform planer array (UPA)의 경우 아래와 같이 표현될 수 있다.

$$\begin{aligned} a_x(\phi, \theta) &= \sqrt{\frac{1}{M_x}} [1, e^{jk d_x \sin\theta \cos\phi}, \dots, e^{jk d_x (M_x-1) \sin\theta \cos\phi}]^T, \\ a_y(\theta) &= \sqrt{\frac{1}{M_y}} [1, e^{jk d_x \sin\theta \cos\phi}, \dots, e^{jk d_x (M_x-1) \sin\theta \cos\phi}]^T, \\ a(\phi, \theta) &= a_x(\phi, \theta) \otimes a_y(\theta). \end{aligned} \quad (2)$$

M_x 와 M_y 은 각각 수평축과 수직축의 안테나 요소의 개수로 $M = M_x \times M_y$ 이며 반 파장 간격 안테나로 $d_x = d_y = \lambda/2$ 이고 \otimes 는 크로네커 곱을 의미한다. 이때 서브캐리어 k 에 대한 채널 주파수 응답은 다음과 같다.

$$H_k = \sum_{d=1}^D H_d e^{-\frac{j2\pi d k}{K}}. \quad (3)$$

송신 전력 P 와 서브캐리어 k 에서의 송신 신호 s_k 에 대해서 $E[s_k s_k^H] = P/K$ 이다. 평균이 0이고 분산이 N_0 인 가우시안 노이즈 벡터 n 에 대해서 수신 신호는 다음과 같다. 이때 f_i 와 g_j 는 각각 송신과 수신 빔포밍 가중치 벡터이며 아날로그 빔포밍에서 많이 사용되는

$$y_k = \sqrt{P} g_j^H H_k f_i s_k + g_j^H n. \quad (4)$$

스티어링 코드북을 고려한다. K 개의 서브캐리어 중 각각에서 신호 대 잡음 비 (signal-to-noise ratio, SNR)은 다음과 같이 계산된다.

$$SNR_k = \frac{P |g_j^H H_k f_i|^2}{K N_0} \quad (5)$$

달성가능한 데이터 전송 속도를 빔포밍 가중치 벡터에 따라 다음과 같이 얻는다.

$$R(f_i, g_j) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \log_2(1 + SNR_k(f_i, g_j)) \quad (6)$$

빔 탐색 오버헤드를 고려하면 빔 탐색 시간 T_{tr} 빔 탐색 주기 T_{per} 에 대하여 유효 데이터 전송속도 (effective rate)는 아래와 같다⁷⁾.

$$R_{eff}(f_i, g_j) = \left(1 - \frac{T_{tr}}{T_{per}}\right) R(f_i, g_j) \quad (7)$$

위치 기반 빔 선택을 할 때 기지국의 고정 위치 정보는 공유되어 있고 사용자의 위치는 모바일 기기에 탑재된 global navigation satellite systems(GNSS) 센서의 측정 값을 상향 링크로 보고하여 얻는 것을 가정한다. GNSS code pseudo-range model⁸⁾에서 pseudo-range 에러는 위성 고도각에 따라 평균 0과 위성 고도 각에 따른 분산 $\sigma_{sat}^2(\theta_{sat})$ 를 가진다. GPS를 소스로 하여 고도 각에 따른 에러를 생성한다.

III. 장애물 판단 및 위치 기반 빔 선택

그림 1은 전방향성 신호를 전송하였을 때 측정된 채널 임펄스 응답(Channel impulse response, CIR) 측정 결과이다. 각각 장애물 존재 여부에 따른 line-of-sight(LOS)와 non-LOS(NLOS) 상황에서 차이를 확인할 수 있다. LOS의 경우 한 개의 주요 피크를 가진다. NLOS의 경우 여러 개의 피크들을 가지고 반사로 인해 채널 경로가 지연된다. 사용자가 상향 링크로 전방향성 신호를 전송한 뒤 각 기지국이 수신 신호를 중앙 프로세서에게 전달한다. 이후 중앙 프로세서가 각 CIR을 계산하고 연결될 기지국 및 사용할 빔을 결정한다. 채널 분류의 정확도를 올리기 위하여 딥러닝 기법을 적용하였고 사용된 모델은 ReLU 활성화 함수 및 Dropout를 적용한 1024 크기의 5개 히든 레이어로 이루어져 있다. 채널 임펄스 응답 1024 샘플을 실수 및 허수부분을 나누어 결합한 뒤 최대 크기가 1이 되도록 정규화 하여 입력으로 사용한다. 마지막 레이어에 SoftMax 함수를 적용하여 사이즈가 1인 LOS/NLOS

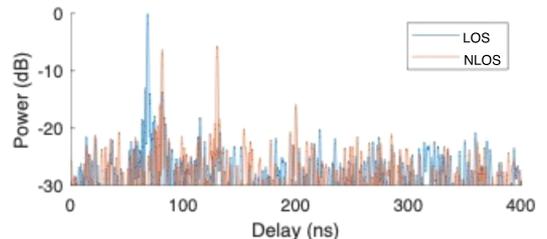


그림 1. LOS/NLOS에 따른 채널 주파수 응답
Fig. 1. Channel impulse response of LOS/NLOS cases

이진 출력을 얻는다. 연결될 기지국은 LOS 채널을 가진 기지국들 중 가장 강한 수신 신호 세기를 가진 기지국을 고른다. LOS인 기지국이 없을 경우 기존 빔 탐색 방법을 통해 기지국과 빔을 결정한다. 위치 기반으로 계산된 출발 각(AOD)과 가장 가까운 가중치를 아래와 같이 송신 빔 인덱스로 구한다.

$$\underset{i}{\operatorname{argmin}}(\theta_i - \theta_{AOD})^2 + (\theta_i - \theta_{AOD})^2. \quad (8)$$

사용자 기기가 사용할 수신 빔 인덱스를 도착 각을 계산한 뒤 마찬가지로 결정할 수 있다.

IV. 시뮬레이션 결과

현실적인 시뮬레이션을 위해 OpenStreetMap에서 건물 및 교통을 포함한 실제 2차원 지도를 추출한 뒤 blender-osm을 통해 3차원 지도로 변환한다. 시뮬레이션 모델링 소프트웨어(AnyLogic)와 차량용 트래픽 시뮬레이터(SUMO)를 통해 보행자와 차량의 이동성을 구현한다. 광선 추적 시뮬레이터(Wireless-Insite)를 사용하여 20ms 단위로 10초 채널을 생성한다. 차량과 보행자 속도는 각각 80km/h과 1.1m/s이고 높이가 4.3/7.7m인 두 종류의 차량과 1.7m의 보행자 3차원 모델을 사용한다. 기지국은 건물과 램프에 10m와 5m 높이로 6개와 3개씩 설치되어 있고 모바일 기기의 높이는 1.1m로 설정한다. 시스템 대역폭 400MHz과 송신 전력 30 dBm이며 기지국과 모바일 기기는 각각 8x8/2x2 UPA를 사용하여 빔 너비가 12.8°와 59.9°이다. 설정된 환경에서 96%의 시간동안 1개 이상의 기지국이 LOS이고 학습된 모델의 채널 분류 정확도는 93.26%이다. 완전 탐색은 100ms 간격으로 100-500ms의 주기 중 실험 결과 400ms에서 가장 높은 평균 유효 전송속도를 가지고 오버헤드는 7.9%이다. 짧은 주기 일수록 탐색에 대한 오버헤드가 커지고 긴 주기일 수록 이동성과 장애

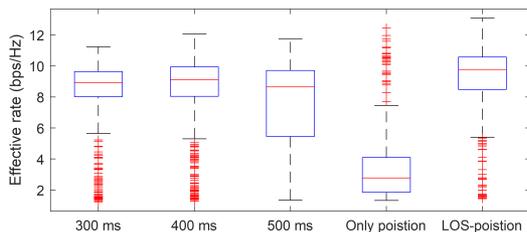


그림 2. 기존 빔 탐색 및 기지국 연결 방법과 제안된 위치 기반 방법에 따른 유효 데이터 전송 속도
Fig. 2. Effective data rate of exhaustive search and position-based selection

물로 인한 채널 변화에 대처가 어렵기 때문이다. 채널 분류 없이 위치 기반 빔 선택(Only position)은 장애물로 인해 매우 낮은 성능을 보인다. 제안된 기법은 채널 분류를 통해 LOS인 상황에서 위치 기반 빔 선택을 한다. 모델의 추론 전에도 이전 선택된 빔과 기지국으로 데이터 수신이 가능해 시간 오버헤드가 거의 없다. 채널 분류 에러 및 GNSS 기반 위치 에러 발생으로 인해 성능이 감소하는 경우가 있다. 완전 탐색에 비해 유효 데이터 전송속도를 평균적으로 10.1% 향상시켰다 특히 하위 10% 전송 속도 상황을 비교할 경우 유효 데이터 속도를 54.5% 증가시켜 시스템의 안정성을 향상시켰다. 이는 채널 분류와 측위 정확도에 따라 향상될 수 있다.

V. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 탐색 오버헤드를 줄이기 위해 채널 분류와 결합된 위치 기반 빔 선택을 제안하였다. 제안 기법은 기존 빔 탐색 방법 대비 유효 데이터 전송률을 평균적으로 10.1% 향상시켰다. 특히 하위 전송속도에서 성능개선이 크므로 시스템의 안정성을 개선할 수 있었다. 향후 연구에서는 GNSS 정보와 채널 기반 위치 추정을 결합하여 측위 정확도를 개선하고 다양한 이동성에 대해 최적에 가까운 빔 선택을 달성할 예정이다.

References

[1] Y. Niu, Y. Li, D. Jin, L. Su, and A. V. Vasilakos, "A survey of millimeter wave communications (mmWave) for 5G: Opportunities and challenges," *Wireless Netw.*, vol. 21, pp. 2657-2676, 2015. (<https://doi.org/10.1007/s11276-015-0942-z>)

[2] M. Giordani, M. Polese, A. Roy, D. Castor, and M. Zorzi, "A tutorial on beam management for 3GPP NR at mmWave frequencies," *IEEE Commun. Surv. & Tuts.*, vol. 21, no. 1, pp. 173-196, 1st Quart. 2018. (<https://doi.org/10.1109/COMST.2018.2869411>)

[3] S. Baek, J. Song, and K. Han, "Analysis of radio link blockage effect on communication system using mmWave frequency band," *J. KICS*, vol. 44, no. 8, pp. 1478-1485, 2019. (<https://doi.org/10.7840/kics.2019.44.8.1478>)

- [4] I. Aykin and M. Krunz, "Efficient beam sweeping algorithms and initial access protocols for millimeter-wave networks," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 19, no. 4, pp. 2504-2514, 2020.
(<https://doi.org/10.1109/TWC.2020.2965926>)
- [5] G. H. Sim, S. Klos, A. Asadi, A. Klein, and M. Hollick, "An online context-aware machine learning algorithm for 5G mmWave vehicular communications," *IEEE/ACM Trans. Netw.*, vol. 26, no. 6, pp. 2487-2500, 2018.
(<https://doi.org/10.1109/TNET.2018.2869244>)
- [6] V. Va, J. Choi, T. Shimizu, G. Bansal, and R. W. H. Jr., "Inverse multipath fingerprinting for millimeter wave V2I beam alignment," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 67, no. 5, pp. 4042-4058, May 2018.
(<https://doi.org/10.1109/TVT.2017.2787627>)
- [7] H. Khan, A. Elgabli, S. Samarakoon, M. Bennis, and C. S. Hong, "Reinforcement learning-based vehicle-cell association algorithm for highly mobile millimeter wave communication," *IEEE Trans. Cognitive Commun. and Netw.*, vol. 4, no. 4, pp. 1073-1085, 2019.
(<https://doi.org/10.1109/TCCN.2019.2941191>)
- [8] J. D. Peral-Rosado, D. Bartlett, F. Grec, L. Ries, and A. Chassaigne, "Physical-layer abstraction for hybrid GNSS and 5G positioning evaluations," in *IEEE 90th VTC2019-Fall*, pp. 1-6, Honolulu, HI, USA, Sep. 2019.
(<https://doi.org/10.1109/VTCFall.2019.8891529>)