

다중사용자 OFDM 시스템용 원소 반복 알고리즘기반 저복잡도 하이브리드 빔포밍 기법

최현서, 윤장혁*, 정방철

아주대학교 전자공학과, 아주대학교 AI융합네트워크학과*

hsmanse@ajou.ac.kr, jhyoun@ajou.ac.kr, bcjung@ajou.ac.kr

Low-Complexity Hybrid Beamforming Technique Based on Element-Interaction Algorithm for Multi-User OFDM Systems

Hyun Seo Choi, Janghyuk Youn*, Bang Chul Jung

Dept. of Electrical and Computer Engineering, Ajou University

Dept. of Artificial Intelligence Convergence Network, Ajou University*

요약

본 논문에서는 부분연결(sub-array)구조의 하이브리드 빔포밍을 사용하는 다중 사용자 OFDM 시스템에서 스펙트럼 효율을 향상시키기 위한 저복잡도 유저 선택 기법을 제안한다. 제안하는 기법은 전체 사용자에게 대해 빔포밍을 수행하는 대신, 채널 이득(Channel Gain)과 특이값 분해(SVD) 기반의 잠재적 전송률을 평가지표로 활용하여 최적의 사용자 집단을 사전에 선별한다. 이후 선별된 사용자에게 대해 다중 사용자 환경에 맞게 수정된 EI(Element Interaction) 알고리즘을 적용하여 하이브리드 빔포머를 설계한다. 시뮬레이션 결과, 제안 기법은 전체 사용자에게 대해 EI 알고리즘을 수행하는 Brute-force 기반의 방식 대비 연산 복잡도를 현저히 낮추면서도 이에 근접한 스펙트럼 효율을 달성함을 확인하였다.

I. 서론

차세대 6G 무선통신에서는 스펙트럼 효율 극대화가 필수적이다. 이를 달성하기 위하여 대규모 안테나(Massive MIMO) 기반의 빔포밍, 유저 스케줄링 등 다양한 기법들이 연구되고 있다 [1]. 특히, 완전 디지털 빔포밍(Fully Digital Beamforming)의 경우 높은 성능을 제공하지만, 안테나 하나당 하나의 RF chain이 필요하여 비용과 전력의 소모가 큰 단점이 있다 [2]. 이를 해결하기 위해 하이브리드 빔포밍(Hybrid Beamforming)이 제안되었으며, 이는 적은 RF chain으로도 완전 디지털 빔포밍에 근접한 성능을 달성할 수 있어 주목받고 있다. 하지만 대부분의 하이브리드 빔포밍 연구는 완전 연결 구조(Fully-connected)를 고려하는데 [3], 완전 연결 구조는 각 RF chain이 모든 안테나에 연결되어 높은 빔포밍 자유도를 제공하지만, 대규모 안테나 환경에서는 필요한 위상천이기(Phase shifter)의 개수가 커져 전력 소모와 하드웨어 복잡도가 증가한다. 이를 해결하기 위해 제안된 것이 부분 연결(Sub-array)구조이다 [4]. 이러한 구조는 전력과 구조적인 측면에서 효과적이지만, 빔포밍 자유도가 제한되므로 성능 열화를 막기 위한 효과적인 하이브리드 빔포머 설계가 중요하다. 더욱이 하향 링크 기지국에 부분 연결 하이브리드 빔포머를 적용한다면 다중 사용자를 지원해야 하므로, 성능 극대화를 위해 전송에 적합한 사용자를 선택하는 유저 선택 단계가 중요하다. 이를 최적화하기 위하여 최근 딥러닝(Deep-learning)을 활용한 기법들이 제안되고 있으나 [5], 많은 수의 안테나를 위한 빔포밍 모델은 훈련을 위한 오버헤드가 매우 심하다. 따라서, 많은 안테나 빔포밍을 위한 실시간으로 처리가 가능한 알고리즘 기반 기법은 여전히 실제 시스템에서 필요하다. 따라서 본 논문에서는 sub-array 기반 하이브리드 빔포밍에서 스펙트럼 효율을 높이기 위한 알고리즘 기반의 유저 선택 기법을 제안한다. 제안 기법은 각 유저의 채널 품질을 평가하는 지표를 만들어 각 주파수 별로 스펙트럼 효율을 최대화 하는 유저를 선택한다, 이후 선택된 유저에 대하여 하이브리드 빔포머를 설계한다.

II. 유저 선택 기반 시스템 모델

본 논문에서는 그림 1과 같은 환경을 고려한다. 기지국은 N_t 개의 안테

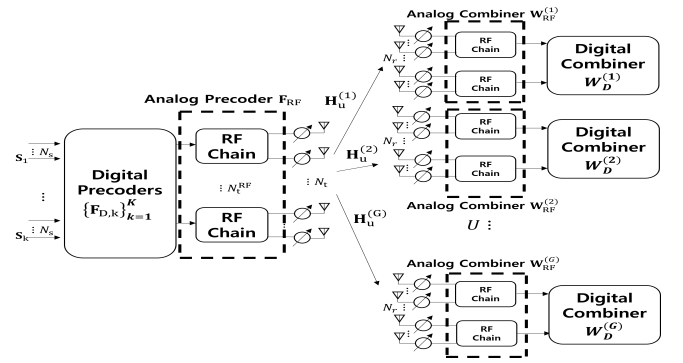


그림 1. 다중 유저 기반 시스템 모델

나와 N_t^{RF} 개의 RF chain을 갖고 각 사용자는 N_r 개의 안테나와 N_r^{RF} 개의 RF chain을 갖는 환경을 고려한다. 총 사용자 수는 U 명이며 기지국은 U_{sd} 명의 사용자를 선택하여 빔포밍을 수행한다. 이때 부분 연결 구조를 가정하므로 각 RF chain은 다음 개수의 안테나에 연결된다. $M_t = N_t/N_t^{RF}, M_r = N_r/N_r^{RF}$

본 논문에서는 광대역 전송을 위해 K 개의 부반송파를 갖는 OFDM 환경을 고려한다. $k \in \{1, \dots, K\}$ 번째 부반송파에서 사용자 u 의 채널은 $\mathbf{H}_u[k] \in \mathbb{C}^{N_r \times N_t}$ 로 정의되고, C 개의 클러스터로 구성된 채널 모델로 가정한다. 이때 전체 K 개의 부반송파를 G 개의 블록으로 구분하고, 각 블록은 모두 같은 채널을 경험하는 블록 페이딩 모델을 가정하며 g 번째 블록의 채널 행렬은 $\mathbf{H}_u^{(g)}$ 로 정의한다. $(\mathbf{H}_u[k] = \mathbf{H}_u^{(g)}, k \in K, g = 1, \dots, G)$.

$$\mathbf{H}_u^{(g)} = \sqrt{\frac{N_t N_r}{CS}} \sum_{c=1}^C \gamma_{uc} \mathbf{a}_t(\theta_{uc}) \mathbf{a}_r(\theta_{uc})^H e^{-j \frac{2\pi}{K} \psi_{uc}(g-1)} \quad (1).$$

θ_{uc}, ψ_{uc} 는 각각 클러스터 c 에 대한 송신각과 수신각을 의미한다. 각 클러스터는 S 개의 산란 성분(ray)을 포함하며, 각 산란 성분의 복소 이득 γ_{uc} 는 독립적인 복소 가우시안 분포를 따른다고 가정한다. 또한 ψ_{uc} 는 u 번째 사용자의 c 번째 클러스터 지연 파라미터를 의미한다. 추가로 $\mathbf{a}_t(\cdot), \mathbf{a}_r(\cdot)$ 는 각각 송신단과 수신단의 배열 응답 벡터를 의미한다. 본

논문에서는 안테나의 간격이 반파장 길이인 균일 선형 배열(ULA)을 가정하며 N 개의 안테나로 구성된 배열 응답 벡터는 다음과 같다.

$$\mathbf{a}(\theta) = \frac{1}{\sqrt{N}} [1, e^{j\pi \sin \theta}, \dots, e^{j(N-1)\pi \sin \theta}]^T \quad (2)$$

III. 제안 사용자 선택 및 빔포밍 기법

본 논문에서는 두 가지의 사용자 선택 기반 기법을 제안한다. 둘은 사용자를 선택하는 지표에서 차이가 있으며, 모두 각 채널 블록을 어떤 사용자에게 할당할 지를 판단한다. 또한, 두 기법 모두 여러 블록을 하나의 사용자가 사용하는 것을 허용한다.

1. 채널 이득 기반 사용자 선택 (Type 1)

첫 번째 사용자 선택 기법은 단순한 채널 이득에 기반하여 사용자를 선택한다. 각 u 번째 사용자와 각 g 번째 블록에 대해 해당 블록의 채널 Frobenius norm을 이용하여 이득(Gain)을 계산하며, 이때 g 번째 블록을 할당받는 사용자 u_g^* 는 다음과 같이 정해진다.

$$u_g^* = \arg \max_u \log_2(1 + \rho \|\mathbf{H}_u^{(g)}\|_F^2) \quad (3)$$

여기서 ρ 는 송신 SNR을 의미한다.

2. 잠재적 빔포밍 기반 사용자 선택 (Type 2)

두 번째 사용자 선택 기법은 첫 번째 기법과 달리 특이값 분해(SVD)를 통해 잠재적으로 얻을 수 있는 빔포밍 이득을 포함하여 사용자를 선택한다. 각 u 번째 사용자가 각 g 번째 채널 블록에서 달성할 수 있는 전송률을 특이값(Singular Value)에 기반하여 근사적으로 평가하며, g 번째 블록을 할당받는 사용자 u_g^* 는 다음과 같이 정해진다.

$$u_g^* = \arg \max_u \sum_{i=1}^{N_s} \log_2(1 + \frac{\rho}{N_s} \sigma_{u,g,i}^2) \quad (4)$$

여기서 $\sigma_{u,g,i}$ 는 $\mathbf{H}_u^{(g)}$ 를 SVD한 결과 계산되는 i 번째로 큰 특이값을 의미하며, N_s 는 데이터 스트림의 수이다.

3. 하이브리드 빔포머 설계

각 채널 블록 별 사용자 선택이 끝난 이후 선택된 사용자들에 대해서 하이브리드 빔포머 설계를 수행한다. 본 논문에서는 부분 연결 하이브리드 구조 하에서 아날로그 빔포머와 디지털 빔포머를 설계하기 위해 [4]에서 제안된 EI(Element iteration) 알고리즘을 사용하였다. EI 알고리즘은 채널 이득 극대화를 위해 아날로그 빔포머의 위상 성분을 하나씩 갱신하는 방법으로, 이득이 수렴할 때까지 이를 반복하는 알고리즘이다. 단, [4]의 EI 알고리즘은 일대일 통신을 위해 제안되었던 반면 본 논문은 다중 사용자 환경을 고려하기 때문에, 기지국은 모든 채널 블록 및 채널 블록 별 할당된 사용자에 대해 최적화를 수행하는 반면 사용자는 자신에게 할당된 채널 블록에 대해서만 최적화가 수행되도록 수정되었다.

IV. 모의실험 결과 및 결론

제안하는 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 평균 스펙트럼 효율을 시뮬레이션을 통해 검증하였으며, 시뮬레이션 파라미터는 표 1과 같다. 그림 2의 왼쪽 그림은 송신 안테나의 개수를 변경하며 송신 SNR에 따라 성능을 평가한 것이고, 오른쪽은 전체 사용자 수를 변경하며 송신 SNR에 따라 성능을 평가한 것이다. 성능 대조를 위해 같이 그린 Brute EI는 모든 사용자에 대해 EI 알고리즘을 통해 빔포머를 설계하고 가장 성능이 높은 사용

표 1. 모의실험 공통 환경

Prameter	Value	Parameter	Value
클러스터(C)	5	수신 안테나(N_r)	4
산란 성분(S)	10	송신 RF chain(N_t^{RF})	4
부반송파(K)	64	수신 RF chain(N_r^{RF})	4
선택 사용자(U_{sel})	4	데이터 스트림(N_s)	4

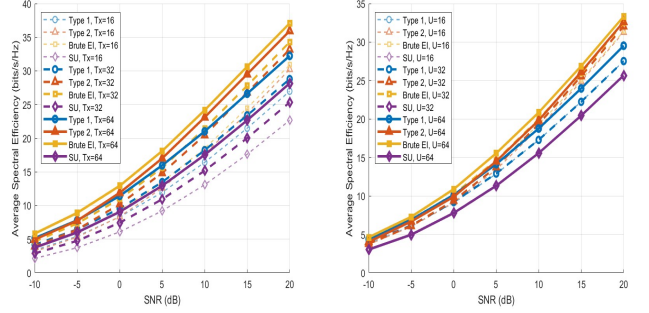


그림 2. 제안하는 사용자 선택 기반 EI 알고리즘의 성능

자를 선택하는 알고리즘이며, SU는 기존 EI 알고리즘의 성능을 그린 것이다. 본 논문에서 제안한 두 선택 기법 모두 기존 단일 사용자 대비 우수한 성능을 보이며, Brute EI와 근접한 성능을 보인다. Brute EI는 사용자 수 만큼 EI 알고리즘을 수행해야 하므로 사용자 수가 증가할수록 계산 복잡도가 크게 증가하는 반면, 본 논문에서 제안한 사용자 선택 기법은 EI 알고리즘 수행 전 최적의 사용자를 선별한 뒤, 선택된 사용자에 대해서만 EI 알고리즘을 적용함으로써 Brute EI 대비 계산량을 크게 절감하면서도 근접한 성능을 달성하는 것을 확인할 수 있다. 즉, 본 논문에서 제안한 기법은 Brute EI에 근접한 성능을 제공함과 동시에 복잡도 측면에서 현저한 이점을 얻어 대규모 사용자 환경에서 실용성이 높다.

ACKNOWLEDGMENT

본 논문은 과학기술정보통신부의 재원으로 한국연구재단의 지원(RS-2025-02303435)을 받아 수행된 연구임

참 고 문 헌

- [1] Z. Wang et al., "A tutorial on extremely large-scale MIMO for 6G: Fundamentals, signal processing, and applications," IEEE Commun. Surveys Tuts., vol. 26, no. 3, pp. 1560–1605, 3rd Quart., 2024.
- [2] P. H. Chang et al., "Hybrid beamforming for wideband terahertz massive MIMO communications with low-resolution phase shifters and true-time-delay," IEEE Trans. Wireless Commun., vol. 23, no. 7, pp. 8000–8012, Jul. 2024.
- [3] W. Ci et al., "Hybrid Beamforming Design for Covert mmWave MIMO With Finite-Resolution DACs," IEEE J. Sel. Areas Commun., vol. 43, no. 3, pp. 752–764, Mar. 2025.
- [4] X. Zhao et al., "Partially-connected hybrid beamforming for spectral efficiency maximization via a weighted MMSE equivalence," IEEE Trans. Wireless Commun., vol. 20, no. 12, pp. 8218–8232, Dec. 2021.
- [5] L. Wu, et al., "Joint Optimization of User Scheduling and Beamforming Design based on Deep Learning," IEEE Wireless Commun. Lett., vol. 14, no. 9, pp. 2818–2822, Sep. 2025.