



다중 셀 대규모 MIMO를 위한 심층강화학습 기반 전송 전력 할당 기법

오영우, 최우열*

조선대학교 컴퓨터공학과

CONTENTS

- 01 **연구배경**
Introduction
- 02 **시스템 및 채널 모델**
System & channel model
- 03 **심층강화학습 기반 전력 할당**
DRL-based power allocation scheme
- 04 **연구 결과 및 후속 연구**
Conclusion

1-1 연구 배경

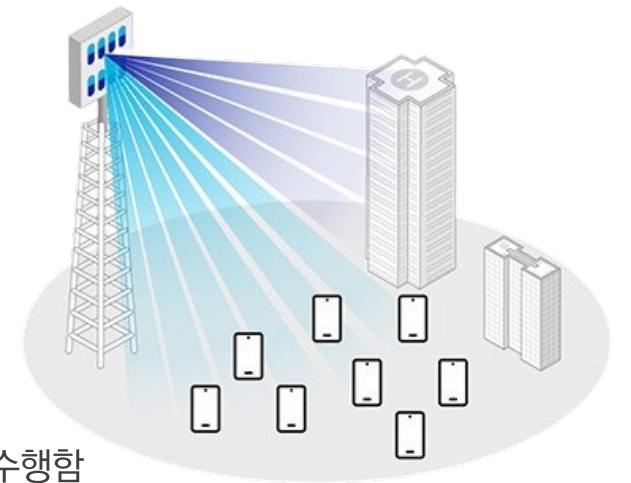
Massive MIMO 시스템

Massive MIMO 기술은 대규모 안테나를 활용함으로써 높은 주파수 효율성을 달성할 수 있으나, **안테나 개수에 따른 복잡도 및 과도한 전력 소모** 등의 문제가 존재

이를 해결하기 위해 다양한 전력할당 기법이 연구되었으며, **전력 소모를 최소화하여 높은 에너지 효율성**을 달성하거나, **전송 합률 최대화를 통해 주파수 효율성**을 높일 수 있는 기술로 주목받고 있음

그러나, 전력 할당 기법을 통한 최적화 문제는 **비-볼록 문제**에 해당하며, 셀 및 사용자 수 증가에 따라 계산 복잡도가 기하급수적으로 증가하는 문제를 지님

따라서, 본 논문에서는 전송 합률 최대화 및 복잡도 감소를 위한 심층강화학습 기반의 전송 전력 할당 연구를 수행함



- Massive MIMO 시스템은 대규모 안테나를 활용함으로써 높은 주파수 효율성을 제공
- 그러나, 안테나 및 사용자 증가에 따른 복잡도 및 전력 소모 등의 문제가 존재하므로 **효과적인 전력 할당 기법이 요구**

2-1 시스템 및 채널 모델

Massive MIMO 모델

N 개의 셀 내 M 개의 송신 안테나를 지닌 기지국과 K 명의 사용자로 구성된 다중-셀 대규모 MIMO 시스템의 하향링크 전력 할당 시나리오를 가정하였으며, 신호 대 간섭 잡음 비율 (SINR)은 다음과 같이 정의

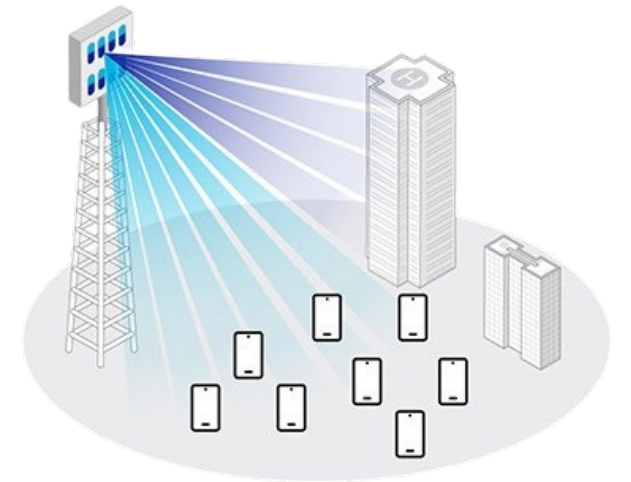
$$\gamma_{n,k} = \frac{p_{n,k} \|g_{n,k} w_{n,k}\|^2}{\sum_{j \neq n} \sum_{i=1}^K p_{j,i} \|g_{j,i} w_{j,i}\|^2 + \sigma^2} \quad (1)$$

기지국 n 과 사용자 k 간 하향 링크 전송률은 아래와 같이 계산됨

$$C_{n,k} = \log_2 (1 + \gamma_{n,k}) \quad (2)$$

스펙트럼 효율성 개선을 위해 요구되는 전송 합률의 최대화 문제는 비-볼록 문제에 해당하며, 제약 조건에 의해 높은 계산 복잡도가 요구됨

$$\begin{aligned} \max_{p_{n,k}} & f(p_{n,k}) \\ \text{s.t. } & 0 < p_{n,k} \leq P_{\max}, \quad \forall n, k, \end{aligned} \quad (3)$$



- 해당 실험에서 가정한 다중-셀 대규모 MIMO 시스템 시나리오는 인접 셀에 의해 발생하는 간섭을 고려하였음
- 이때, 신호 대 간섭 잡음 비율과 하향 링크 전송률은 위와 같이 정의할 수 있음

2-2 시스템 및 채널 모델

Sum-Rate 최대화 문제

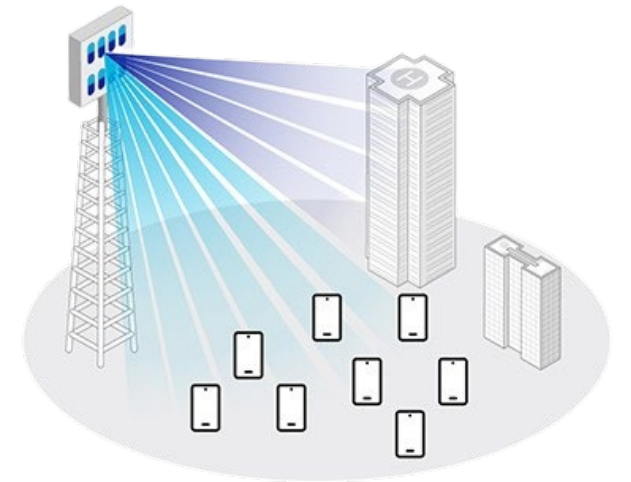
$$\begin{aligned} \max_{p_{n,k}} & f(p_{n,k}) \\ \text{s.t. } & 0 < p_{n,k} \leq P_{\max}, \forall n, k, \end{aligned} \quad (3)$$

본 논문에서는 위의 최대화 문제를 **목적함수** $f(p_{n,k})$ 로 정의하고, 송신 전력 할당을 통해 전송 합률 최대화가 되도록 송신 전력을 조정할 수 있음

$$f(p_{n,k}) = \sum_n^N \sum_k^K C_{n,k} \quad (4)$$

목적 함수를 최대화함과 동시에 계산 복잡도를 효과적으로 줄이기 위해 본 논문에서는 심층 강화학습 기반의 전송 전력 할당 기법을 활용

최대화 문제를 심층강화학습을 적용하기 위한 상태 $S(t)$, 행동 $A(t)$, 보상 $R(t)$ 으로 구성된 MDP 정의가 필요



- 전송 합률 최대화 문제는 **제약 조건에 의해 높은 계산 복잡도**가 요구됨
- 따라서, 전송 합률 최대화 및 계산 복잡도 감소를 위한 심층강화학습을 활용

3-1 심층강화학습 기반 전력 할당 기법

Markov Decision Process (MDP)

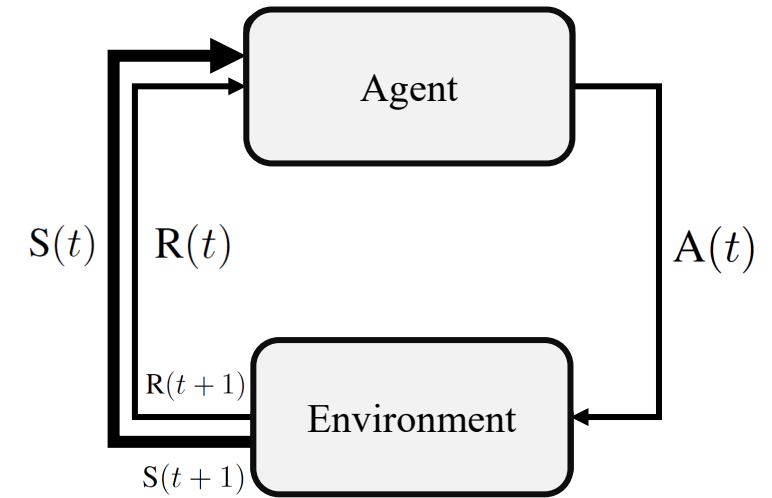
상태 $S(t)$ 는 행동 $A(t)$ 에 따라 얻어지는 SINR과 목적함수로 구성되며, 이는 최종 목적 함수를 증가시키기 위해 송신 전력 $p_{n,k}$ 가 증감될 수 있음을 의미

$$S(t) = \{\gamma_{n,k}(t), f(p_{n,k}(t))\}, \quad \forall n, k, \quad (6)$$

행동 $A(t)$ 는 모든 기지국과 사용자에게 대한 **하향링크 전송 전력의 집합**을 나타내며, 복잡도를 고려하여 P_{\min}, P_{\max} 사이의 값을 매 스텝에 맞춰 선택

행동과 상태에 대한 **보상 메커니즘은 다음과 같은 목적함수와 동일**하게 적용되며, 전송 합률의 최대화 문제 해결을 위한 MDP 문제로 변환됨

$$R(t) = f(p_{n,k}(t)) \quad (7)$$

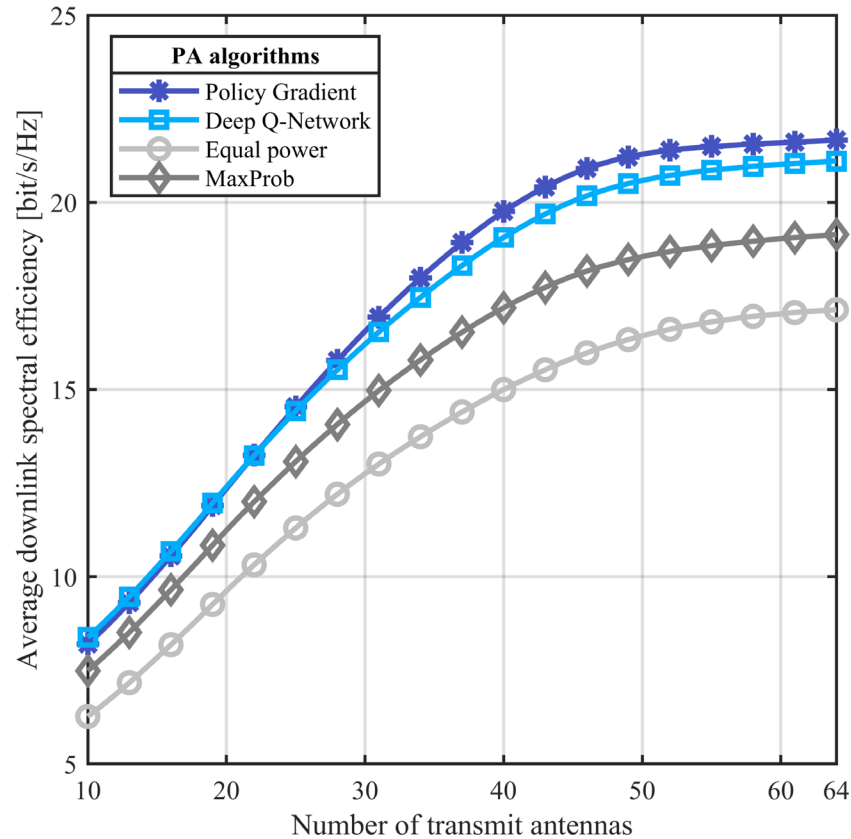


- 전송 합률 최대화 문제를 심층강화학습으로 해결하기 위한 MDP를 정의
- 이때, **각각의 행동과 상태는 전송전력, SINR과 목적함수로 구성**되며, 상태에 따른 보상에 의해 행동을 결정

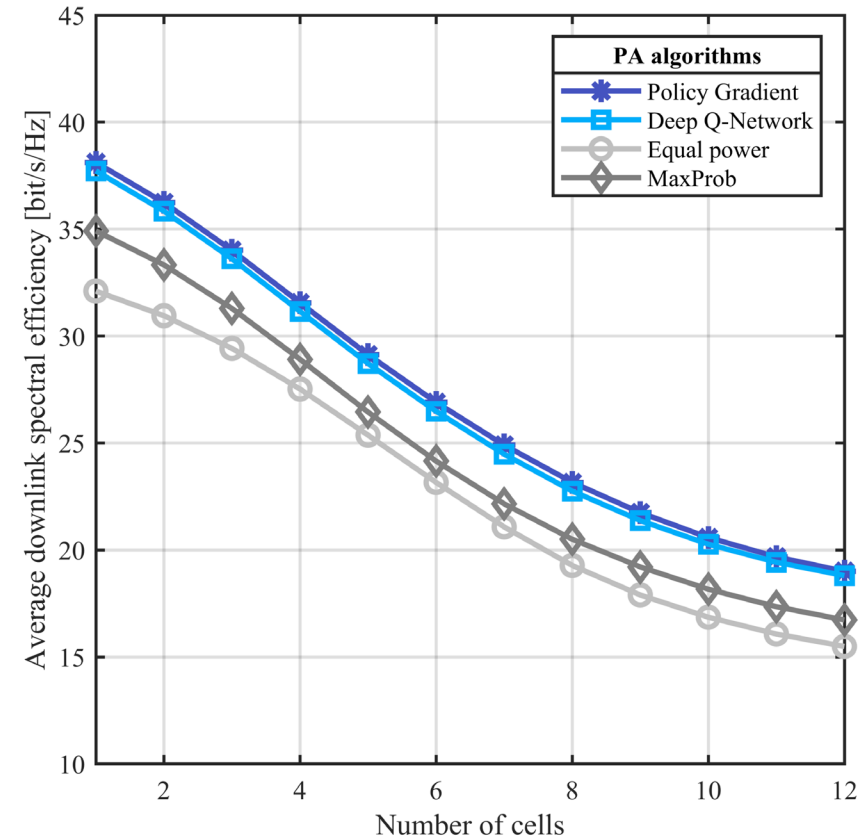
3-2 심층강화학습 기반 전력 할당 기법

성능 분석 - Spectral efficiency

A. Spectral efficiency for the different number of transmission antennas.



B. Spectral efficiency for the increasing number of cells.

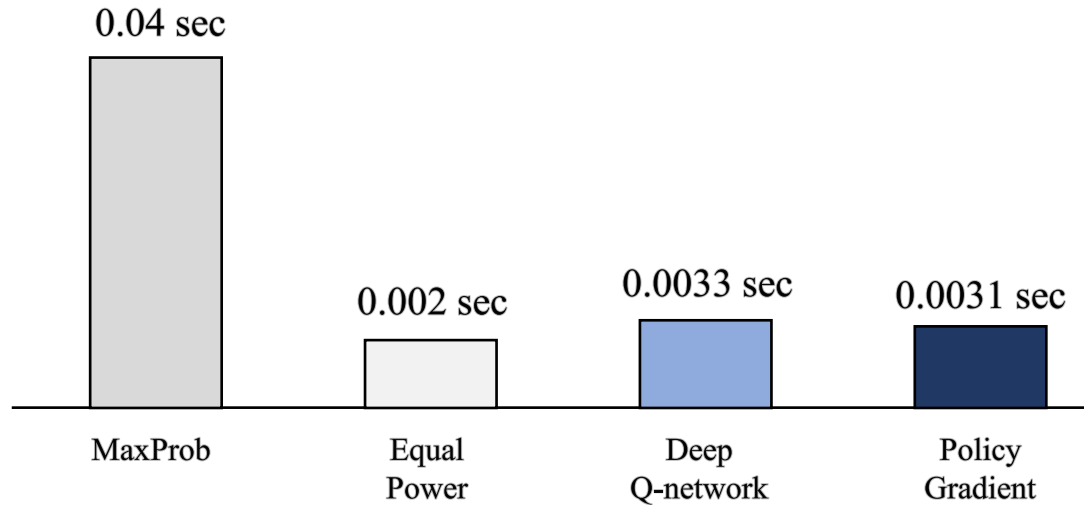


- A. DRL 기반 전송 전력 할당 기법은 안테나 개수 증가에 따른 Spectral efficiency 측면에서 타 기법에 비해 월등히 뛰어남
- B. Cell 개수가 증가함에 따라 인접 셀에서 발생하는 간섭으로 인한 성능 저하가 존재하며, DRL 기반 전송전력 할당 기법이 가장 완만한 감소를 보임

3-3 심층강화학습 기반 전력 할당 기법

성능 분석 - 복잡도

[최적 전송 전력 할당을 위한 탐색 시간]



[심층강화학습 기반 향상된 복잡도 성능]

MaxProb 기법 대비

92.5%

송신 전력 기법 별 탐색 시간

MaxProb	Equal	Deep Q-Network	Policy Gradient
0.04 sec	0.002 sec	0.0033 sec	0.0031 sec



- 심층강화학습 기반의 송신 전력 할당 기법은 **Maxprob 방식 대비 현저히 낮은 복잡도**를 보임
- 특히, 다중 안테나 및 셀 개수에 따라 DRL기반과 Maxprob 기법 간 **복잡도 차이는 기하급수적으로 증가**

4-1

연구 결과 및 후속 연구 실험 요약 및 후속 연구 계획

▶ 연구 배경

- Massive MIMO 시스템은 대규모 안테나를 활용하여, 높은 주파수 효율성을 달성할 수 있음
- 그러나, 안테나 및 사용자 증가에 따른 복잡도 및 전력 소모 등의 문제가 존재하므로 **효과적인 전력 할당 기법**이 요구

▶ 연구 과정

- **복잡도 감소 및 전송 합률의 최대화를 위해** 심층강화학습 알고리즘 기반의 전송 전력 할당 기법을 구현
- 대표적인 DRL 모델인 DQN, Policy Gradient 기법 간 학습 성능을 비교·분석하여 학습 성능을 평가

▶ 연구 결론

- 실험 결과를 통해, DRL 기반의 전송 전력 할당 기법은 **비교적 낮은 복잡도로 Maxprob 방식을 능가**하는 성능을 보임
- 또한 셀 개수 증가에 따른 성능 감소 역시 **가장 완만한 감소**를 보임

▶ 후속 연구 계획

- 후속 연구에서는 전송 합률의 최대화를 위한 심층 강화학습 기반의 **Joint Antenna Selection and Power Allocation 기법** 연구를 수행할 예정



PRESENTATION END

THANK YOU