

Massive MIMO ve Small Cell'ler: RL Tabanlı Enerji Verimliliği

Hasan Tan

ELE561 - Kablosuz Haberleşme

Temmuz 2025

İçindekiler

Temel Kavramlar

Giriş

Makalenin Amacı

Problemin Formülasyonu

Üç Çözüm Yöntemi

Python ile Simülasyon Ortamı

BS Anten Sayısına Göre Güç

QoS Değişiminin Etkisi

RL Nedir?

RL ile Optimizasyon

RL ile Beamforming

RL ile Gelecek Vizyonu

Özet

Referanslar

MIMO Nedir ve LTE ile Bağlantısı

Multiple-Input Multiple-Output (MIMO):

- Gönderici ve alıcıda birden çok anten kullanılır.
- Aynı frekansta birden fazla veri akışı sağlar.
- Parazit azaltılır, kapasite ve hız artar.

Örnek: 2×2 MIMO \rightarrow 2 gönderici, 2 alıcı anten.

LTE (Long Term Evolution):

- 4G standardıdır, yüksek hız ve düşük gecikme sunar.
- MIMO entegrasyonu ile veri hızı ve kapasite artırılmıştır.
- LTE sistemlerinde genellikle 2×2 , 4×4 MIMO kullanılır.

5G Nedir ve MIMO ile Bağlantısı

5G:

- 1 Gbps hız, 1 ms gecikme, IoT desteği.
- Yeni frekanslar (mmWave) ile çalışır.

Massive MIMO:

- Yüzlerce antenli baz istasyonu.
- Beamforming ile kullanıcıya özel yönlendirme.
- 5G'nin hız ve verimlilik hedeflerine ulaşmasını sağlar.

Massive MIMO and Small Cells: Improving Energy Efficiency by Optimal Soft-Cell Coordination

Emil Björnson^{*†}, Marios Kountouris[‡], and Mérouane Debbah^{*}

^{*}Alcatel-Lucent Chair on Flexible Radio, SUPELEC, Gif-sur-Yvette, France

[‡]Department of Telecommunications, SUPELEC, Gif-sur-Yvette, France

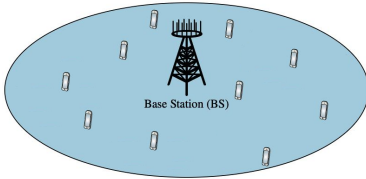
[†]ACCESS Linnaeus Centre, Signal Processing Lab, KTH Royal Institute of Technology, Stockholm, Sweden

Emails: {emil.bjornson, marios.kountouris, merouane.debbah}@supelec.fr

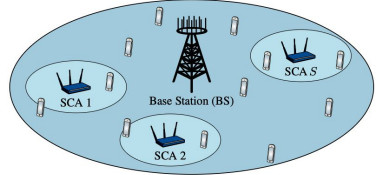
- Konu: Massive MIMO ve Small Cell'ler ile enerji verimli hücresel sistemler
- Anahtar Hedef: QoS sağlanırken toplam güç tüketimini minimize etmek

Makalenin Amacı

- Enerji verimliliği = **İletim gücü + Devre gücü**
- Kullanıcıların QoS (Hizmet Kalitesi) ihtiyaçlarını karşılarken enerji tüketimini en aza indir.
- **Beamforming** (ışın şekillendirme) vektörleri ile kullanıcı atamalarını aynı anda optimize et.



Yalnızca Makro BS



Makro BS + Küçük Hücreler

Amaç: Daha düşük toplam güç tüketimi için **tek BS'li mimariden, BS + SCA koordineli mimariye** geçiş.

Problemin Matematiksel Formülasyonu

Amaç Fonksiyonu

$$\min_W \|W\|_F^2 \quad \text{koşulu ile:} \quad \text{SINR}_k \geq \gamma_k \quad \forall k, \quad \|Q_l^{1/2} W\|_F^2 \leq q_l \quad \forall l$$

- W : Her kullanıcı için anten dizisi üzerinden gönderilen beamforming vektörlerini temsil eder.
- Amaç: Tüm beamforming vektörlerinin Frobenius normunu minimize ederek toplam iletim gücünü azaltmak.
- SINR kısıtı: Her kullanıcının hedef SINR değeri γ_k 'yi karşılaması gerekir (QoS).
- Anten başına güç kısıtı: Her bir antenin yayabileceği maksimum güç sınırlıdır.
- Bu yapı sayesinde problem **konveks optimizasyon** formundadır, yani global optimuma ulaşılır.

Üç Farklı Yaklaşım

1. Sadece BS

Tüm kullanıcılar sadece makro baz istasyonundan (BS) hizmet alır. CVX ile beamforming matrisleri optimize edilir. Hesaplama maliyeti düşüktür fakat enerji verimliliği de düşüktür.

2. Multiflow-RZF (Önerilen)

BS ve tüm Small Cell'ler aktif. Kullanıcılar birden fazla istasyondan aynı anda sinyal alabilir. Regularized Zero-Forcing (RZF) ile düşük karmaşıklıkla beamforming yapılır. Optimal çözüme yakındır.

3. Optimal Soft-Cell (CVX ile)

Hem BS hem SCA'lar kullanılır. CVX ile çözülen optimizasyon sayesinde hangi kullanıcıya hangi baz istasyonu hizmet vereceği belirlenir. En düşük güç tüketimi elde edilir fakat hesaplama yükü fazladır.

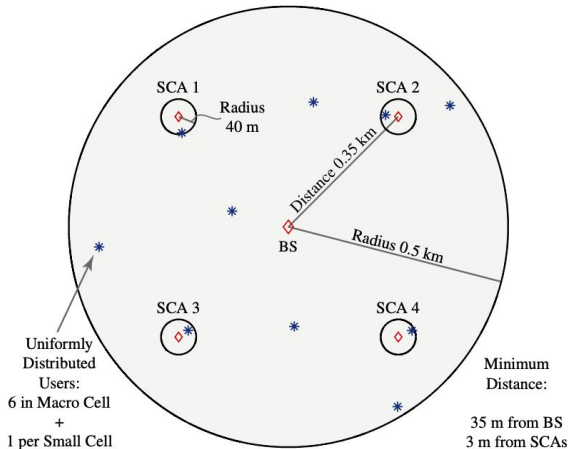
Yöntemlerin Kıyaslaması

Yöntem	Enerji Verimliliği	Hesaplama Maliyeti
Sadece BS	Düşük	Düşük
Multiflow-RZF	Orta-Yüksek	Düşük-Orta
Optimal Soft-Cell	Yüksek	Yüksek

Bu yöntemler arasında Multiflow-RZF, hesaplama maliyeti ve performans açısından iyi bir denge sağlar.

Simülasyon Ortamı (Python)

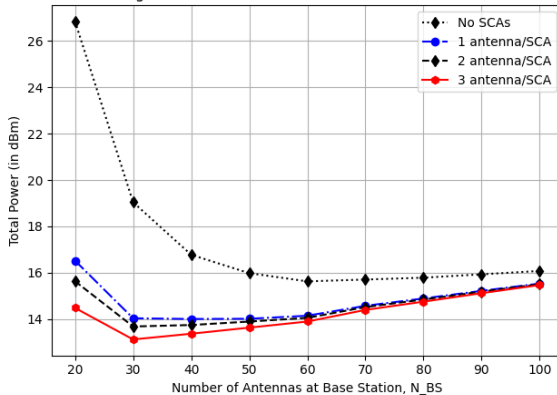
- Kanal modeli: Rayleigh + shadow fading
- Topoloji: 1 BS + 4 SCA, 10 kullanıcı
- CVXPY + MOSEK ile optimizasyon



BS Anten Sayısının Etkisi

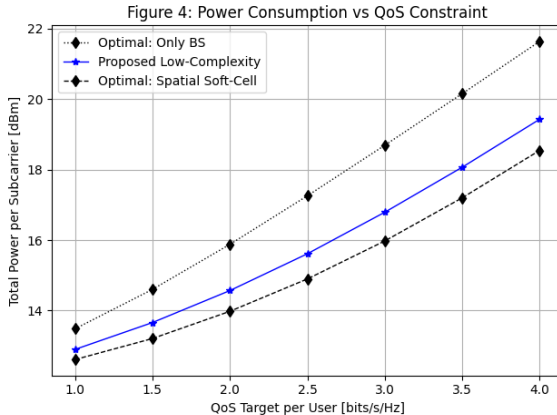
- Artan anten sayısı → daha iyi beamforming → daha az güç
- SCAs ilave edilirse toplam güç daha da düşer

Figure 3: Total Power vs. Number of BS Antennas



QoS Hedefinin Etkisi

- Yüksek QoS talepleri → daha fazla güç ihtiyacı
- Multiflow-RZF, optimal çözüme yakın sonuçlar verir



Reinforcement Learning (Pekiştirmeli Öğrenme)

- Bir yapay zeka ajanı, bir ortamda deneyerek en iyi stratejiyi öğrenir.
- Ajan bir **eylem (action)** alır, ortam bir **durum (state)** ve **ödül (reward)** ile geri döner.
- Amaç: Zamanla maksimum ödül getiren stratejiyi öğrenmek.

Örnek: Bir robot, labirentte çıkışı bulmaya çalışır. Pozitif ödül: çıkışa yaklaşmak Negatif ödül: duvara çarpmak Sonuç: Robot, en kısa çıkışı öğrenir.

RL ve Supervised Learning Karşılaştırması

Özellik	Supervised L.	Reinforcement L.
Eğitim Verisi	Etiketli (X, Y) veriler	Etiketli veri yok
Amaç	Doğru tahmin	Maksimum ödül
Geri Bildirim	Anlık, doğru/yanlış	Ödül
Uygulama Alanı	Görüntü, sınıflandırma	Optimizasyon

RL ile Optimizasyon Problemleri

- RL, klasik optimizasyondan farklı olarak modelleme gerektirmez.
- Ortamla etkileşerek öğrenir, özellikle şu durumlarda uygundur:
 - Problem hakkında tam bilgi yoksa
 - Sürekli ve çok boyutlu kararlar gerekiyorsa
 - Ortam değişkense (örneğin kullanıcı dağılımı, kanal koşulları)
- RL ajanı, zamanla minimum güçle QoS sağlayan stratejileri öğrenebilir.

RL ile Beamforming Problemi

Makalede 3 çözüm yöntemi tanımlandı:

1. Sadece BS (Only Macro BS)
2. Multiflow-RZF (Önerilen)
3. Optimal Soft-Cell (CVX ile)

RL ile 4. bir çözüm önerisi:

- **Ajan:** Beamforming kararlarını verir.
- **Ortam:** Kullanıcı konumları, kanal bilgisi, QoS hedefleri.
- **Eylem:** Beamforming vektörlerini ve kullanıcı atamasını belirleme.
- **Ödül:** Toplam güç \downarrow , QoS karşılanma \uparrow

RL ile Beamforming: Bileşenler

Durum (State):

- Anlık kanal matrisi H
- Kullanıcı yerleşimi
- Önceki tahsis kararları

Eylem (Action):

- Beamforming vektörleri W
- Anten-kullanıcı eşlemeleri

Ödül (Reward):

- $r = -\text{Toplam Güç} + \lambda \cdot \text{QoS Uygunluğu}$

RL Kullanmanın Potansiyel Avantajları

- Çevrim içi öğrenme: Ortama uyum sağlar.
- Hesaplama yükü daha düşüktür (CVX'e göre).
- Karmaşık optimizasyon fonksiyonlarını yaklaşık çözebilir.
- 5G/6G gibi dinamik sistemlere uygundur.

Hedef: Enerji verimli, öğrenen, ölçeklenebilir beamforming stratejileri.

Özet

Problem Tanımı:

- Kullanıcıların QoS taleplerini karşılarken toplam güç tüketimini minimize etmek hedeflenmiştir.
- Beamforming vektörleri ve kullanıcı atamaları birlikte optimize edilmiştir.

Yaklaşılan Çözüm Yöntemleri:

- Only Macro BS
- Multiflow-RZF
- Optimal Soft-Cell (CVX)

Simülasyon Sonuçları:

- BS anten sayısı arttıkça toplam güç düşmektedir.
- Multiflow-RZF, optimuma yakın sonuçlar vermektedir.
- QoS arttıkça toplam güç ihtiyacı da artmaktadır.

Özet

RL Perspektifi:

- RL, çevrim içi öğrenme ile değişken kanal koşullarına adapte olabilir.
- Klasik CVX çözümleyicilere kıyasla daha ölçeklenebilir ve hızlı olabilir.
- RL ile hem kullanıcı tahsisi hem beamforming öğrenilebilir.

Sonuç:

RL tabanlı çözümler gelecekte Massive MIMO sistemleri için güçlü alternatifler sunabilir.

Referanslar

- Björnson, E., Kountouris, M., Debbah, M. (2013, May). Massive MIMO and small cells: Improving energy efficiency by optimal soft-cell coordination. In ICT 2013 (pp. 1-5). IEEE.
- Kaelbling, L. P., Littman, M. L., Moore, A. W. (1996). Reinforcement learning: A survey. Journal of artificial intelligence research, 4, 237-285.

Teşekkürler

Sorularınızı elimden geldiğince memnuniyetle yanıtlarım.