

ĐẠI HỌC QUỐC GIA TP. HỒ CHÍ MINH
TRƯỜNG ĐẠI HỌC BÁCH KHOA

LÊ TỶ KHÁNH

THIẾT KẾ GIẢI THUẬT TỐI ƯU HIỆU SUẤT PHỔ
VÀ HIỆU SUẤT NĂNG LƯỢNG TRONG
HỆ THỐNG MIMO NHIỀU NGƯỜI DÙNG

Ngành: Kỹ thuật viễn thông

Mã số ngành: 62.52.02.08

TÓM TẮT LUẬN ÁN TIẾN SĨ

TP. HỒ CHÍ MINH - NĂM 2022

Công trình được hoàn thành tại **Trường Đại học Bách Khoa – ĐHQG-HCM**

Người hướng dẫn 1: TS Nguyễn Minh Hoàng

Người hướng dẫn 2: PGS.TS Hà Hoàng Kha

Phản biện độc lập: PGS.TS Phạm Hồng Liên

Phản biện độc lập: PGS.TS Trần Công Hùng

Phản biện: PGS.TS Đỗ Hồng Tuấn

Phản biện: PGS.TS Nguyễn Thanh Hải

Phản biện: TS Nguyễn Đình Long

Luận án sẽ được bảo vệ trước Hội đồng đánh giá luận án họp tại

.....
.....

vào lúc giờ ngày tháng năm

Có thể tìm hiểu luận án tại thư viện:

- Thư viện Trường Đại học Bách Khoa – ĐHQG-HCM
- Thư viện Đại học Quốc gia Tp.HCM
- Thư viện Khoa học Tổng hợp Tp.HCM

CHƯƠNG 1 GIỚI THIỆU TỔNG QUAN

1.1 Sự cần thiết của nghiên cứu

Cuộc cách mạng công nghệ di động đã trải qua 4 giai đoạn, và chúng ta đang bước sang kỷ nguyên không dây thế hệ thứ 5 nhằm đáp ứng cho các thiết bị hoạt động, cả khi di động cũng như đứng yên, có thể gửi và nhận dữ liệu với tốc độ vượt trội. 5G - Mạng di động thế hệ thứ 5 - được xem là bước tiến lớn về công nghệ di động hứa hẹn mở ra vô vàn cơ hội cho các ứng dụng trong mọi lĩnh vực đem đến làn sóng thiết bị thông minh tràn ngập khắp nơi trong đời sống.

Theo [21], tổng tiêu thụ năng lượng của lĩnh vực công nghệ thông tin và truyền thông (ICT) vào khoảng 3% trên tổng tiêu thụ năng lượng điện toàn thế giới. Với các hệ thống truyền thông không dây 4G đang được triển khai trên thế giới gần đây nhất theo [2]: Tốc độ tăng trưởng tổng hợp hàng năm (CAGR- Compound Annual Growth Rate) dữ liệu di động là 46% từ năm 2017 đến năm 2022. Theo nghiên cứu thống kê của [3], trong quý 4 năm 2019: Tổng số thuê bao di động toàn cầu đạt 7,9 tỷ, bổ sung 49 triệu thuê bao, riêng đăng ký 5G đạt khoảng 13 triệu trong quý. Đến năm 2025: Mạng 5G sẽ mang gần một nửa lưu lượng dữ liệu di động của thế giới. Tổng lưu lượng dự kiến tăng gấp ba, đạt 22 exabyte mỗi tháng.

1.2 Đặt vấn đề và hướng nghiên cứu

Từ các vấn đề về nhu cầu truyền dữ liệu tốc độ cao, sự khan hiếm phổ tần số và tiêu thụ năng lượng ngày càng cao nêu trên, việc nghiên cứu các giải pháp xử lý tín hiệu tối ưu cho các bộ thu phát để cải tiến hiệu quả sử dụng phổ tần số và hiệu quả năng lượng trong các hệ thống thông tin vô tuyến là cấp thiết. Do đó, mục tiêu của Luận án là tìm hiểu, nghiên cứu phát triển các thuật toán tối ưu hóa cho thiết kế các bộ tiền mã hóa phát và các bộ lọc thu trong hệ thống thông tin MIMO (Multiple-Input Multiple-Output) nhiều người dùng nhằm tối ưu các hiệu năng khác nhau của hệ thống. Luận án nghiên cứu các mô hình thông tin khai thác hiệu quả phổ tần số như sau:

- *Hệ thống thông tin MIMO vô tuyến nhận thức.*
- *Hệ thống thông tin MIMO nhiều cell.*
- *Hệ thống thông tin massive MIMO không phân cell.*

Như vậy, mục tiêu chính của Luận án là nghiên cứu các giải pháp tối ưu hóa để thiết kế các khối xử lý tín hiệu thu và phát nhằm tối đa hiệu năng của hệ thống bao gồm hiệu suất phổ, hiệu suất năng lượng với các ràng buộc khác nhau ở lớp vật lý. Đồng thời, nghiên cứu ứng dụng các kỹ thuật, công nghệ khác nhau trong quá trình tính toán để giải quyết vấn đề đặt ra đạt kết quả tối ưu.

1.3 Các nghiên cứu liên quan

- Xử lý can nhiễu trong mạng thông tin vô tuyến
- Học sâu và ứng dụng trong hệ thống mạng di động

1.4 Phương pháp nghiên cứu và những đóng góp chính

Luận án tập trung nghiên cứu 03 mô hình chính bao gồm: Mạng thông tin vô tuyến nhận thức MIMO nhiều người dùng, mạng thông tin MIMO nhiều người dùng nhiều cell và mạng massive MIMO không phân cell. Đối với mỗi mô hình, Luận án đã khảo sát các công trình liên quan, xây dựng mô hình toán và biểu diễn các bài toán thiết kế khối xử lý tín hiệu thu/phát dưới dạng bài toán tối ưu hóa. Sau đó, Luận án đề xuất các thuật toán tối ưu và tiến hành mô phỏng trên MATLAB để phân tích và đánh giá hiệu quả của giải pháp đề xuất so với các giải pháp đang tồn tại khác.

Nội dung thực hiện trong Luận án có các đóng góp chính sau:

- Đề xuất thuật toán tối ưu hóa để thiết kế các khối xử lý tín hiệu thu và phát tối ưu dựa trên phương pháp IA (Interference Alignment) trong mạng thông tin vô tuyến nhận thức.
- Đề xuất thuật toán tối ưu hóa để thiết kế các khối tiền xử lý tín hiệu phát để tối đa hóa hiệu suất năng lượng trong mạng thông tin vô tuyến nhiều người dùng nhiều cell. Phương pháp tối ưu đề xuất là thuật toán tối ưu lặp dựa trên phương pháp hiệu hai hàm lồi và phương pháp tối

ưu Dinkelbach. Các bộ tiền mã hóa tối ưu thu được cho phép hệ thống đạt được hiệu suất năng lượng tốt hơn các phương pháp trước đây sử dụng tối ưu hiệu suất phổ.

- Đề xuất giải pháp sử dụng DNN được huấn luyện để thiết kế tối ưu mức công suất phát và bộ lọc thu nhằm tối đa hóa công bằng theo tỷ lệ SE trong kênh đường lên của hệ thống massive MIMO không phân chia cell. Phương pháp thiết kế các bộ lọc tối ưu và phân bổ công suất phát tối ưu dựa trên DNN có độ phức tạp và thời gian tính toán giảm đáng kể so với các phương pháp tối ưu lặp truyền thống trong khi SE giảm không đáng kể. Kết quả nghiên cứu này cho thấy tính khả thi khi áp dụng DL cho xử lý tín hiệu trong thông tin vô tuyến.

1.5 Cấu trúc của Luận án

Báo cáo gồm 6 chương:

- Chương 1: Giới thiệu tổng quan.
- Chương 2: Tổng quan các vấn đề nghiên cứu và lý thuyết liên quan.
- Chương 3: Thiết kế tối ưu xử lý tín hiệu thu phát để cải tiến hiệu suất phổ kênh MIMO can nhiễu nhiều người dùng.
- Chương 4: Tối đa hóa EE (Energy Efficiency) với ràng buộc năng lượng trên mỗi anten trong mạng nhiều cell sử dụng hiệu các hàm số lồi.
- Chương 5: Phương pháp DL nâng cao hiệu quả phổ đường lên trong các hệ thống massive MIMO không phân cell.
- Chương 6: Kết luận và hướng phát triển.

CHƯƠNG 2 TỔNG QUAN CÁC VẤN ĐỀ NGHIÊN CỨU VÀ LÝ THUYẾT LIÊN QUAN

2.1 Hệ thống MIMO

Vì hệ thống bao gồm nhiều anten nên MIMO có thể được xem như là một kỹ thuật phân tập không gian để làm giảm ảnh hưởng của fading kênh

truyền [54]. Trong kênh truyền fading phẳng, \mathbf{H} là ma trận kênh truyền phức tương ứng với M ngõ vào và N ngõ ra, \mathbf{s} là vector tín hiệu truyền và \mathbf{y} là vector tín hiệu thu:

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{s} + \mathbf{n} \quad (2.5)$$

Nếu xem các nguồn phát là không tương quan và có công suất bằng nhau, dung lượng trung bình được cho bởi:

$$C_{EP} = \mathbb{E} \left[B \log_2 \left[\det \left(I + \frac{\rho}{M} \mathbf{H}\mathbf{H} \right) \right] \right] \text{ bit / sec} \quad (2.6)$$

Massive MIMO là một dạng mở rộng của MIMO đa người dùng, trong đó BTS được trang bị đến vài trăm anten và phục vụ đồng thời hàng trăm thiết bị đầu cuối. So với hệ thống MIMO truyền thống, hệ thống massive MIMO có các đặc điểm riêng biệt sau [55, 56]:

- Số lượng anten ở trạm gốc BTS thường lớn hơn rất nhiều số lượng thiết bị đầu cuối
- Chỉ trạm gốc BTS thực hiện ước lượng kênh truyền.
- Xử lý tín hiệu tuyến tính được dùng cho cả đường tải xuống (DL) và đường tải lên (UL).

Massive MIMO là một công nghệ thông tin vô tuyến trong đó trạm gốc BTS được trang bị một số lượng lớn anten để cải thiện hiệu suất phổ và hiệu suất năng lượng. Các hệ thống massive MIMO có thể có hàng chục, hàng trăm, thậm chí hàng ngàn anten. Kết hợp với các kỹ thuật khác nhưng beamforming và ghép kênh không gian đã làm cho massive MIMO trở thành công nghệ quan trọng trong hệ thống tin thế hệ thứ 5 [5].

2.2 Lý thuyết cơ bản toán tối ưu

Để nâng cao hiệu năng của hệ thống thông tin vô tuyến, các phương pháp thiết kế tối ưu khối xử lý tín hiệu phát và thu là một phần khá quan trọng. Bài toán tối ưu dạng tổng quát [60]:

$$\min_x f_0(x) \quad (2.7a)$$

$$\text{s.t.} \quad f_i(x) \leq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (2.7b)$$

$$h_j(x) = 0, \quad j = 1, 2, \dots, p \quad (2.7c)$$

Bài toán tối ưu lồi là một dạng bài toán có thể tìm lời giải bằng các thuật toán hiệu quả từ những phần mềm phổ biến như CVX, MOSEK. Tuy nhiên, nhiều bài toán liên quan đến cải thiện hiệu năng hệ thống thông tin vô tuyến là bài toán tối ưu không lồi, do đó nghiên cứu biến đổi các bài toán tối ưu xử lý tín hiệu trong thông tin để có thể giải được qua bài toán tối ưu lồi là có ý nghĩa quan trọng.

Bài toán tối ưu hàm mục tiêu phân số có dạng như sau:

$$\max_{x \in K} \quad u(x) = \frac{f(x)}{g(x)} \quad (2.11)$$

Theo phương pháp Dinkelbach, biến đổi bài toán tối ưu phân số thành một bài toán hiệu giữa hàm tử số và mẫu số theo thông số $\lambda^{(n)}$ như sau:

$$F(\lambda^{(n)}) = \max_{x \in \mathcal{F}} (f(x) - \lambda^{(n)} g(x)) \quad (2.13)$$

Thuật toán Dinkelbach đã được chứng minh là hội tụ về điểm tối ưu toàn cục cho bài toán phân số lõm-lồi, và được sử dụng rất phổ biến [62].

Hiệu các hàm lồi (D.C): Một hàm số D.C trên tập lồi Ω nếu nó có thể được biểu diễn bằng hiệu của hai hàm lồi trên Ω , tức là nếu $f(x) = f_1(x) - f_2(x)$, trong đó f_1, f_2 là những hàm lồi trên Ω [63].

Luật Armijo: Để thuật toán Gradient Descent hội tụ nhanh đến lời giải tối ưu cục bộ thì kích thước bước γ_k phải lựa chọn phù hợp cho từng vòng lặp. Trong thực tế, để thực hiện đơn giản, kích thước bước s ban đầu sẽ được giảm bớt theo một tỉ lệ nhất định qua các vòng lặp. Trong luật Armijo, các hằng số s, β, σ với $0 < (\beta, \sigma) < 1$ được chọn trước và $\gamma_k = \beta^{m_k} s$, với m_k là số tự nhiên không âm m tại vòng lặp thứ k được chọn sao cho:

$$f(\mathbf{x}_k) - f(\mathbf{x}_k + \beta^{m_k} s \mathbf{d}_k) \geq -\sigma \beta^{m_k} s \nabla f(\mathbf{x}_k)' \mathbf{d}_k. \quad (2.19)$$

Theo tài liệu [64], việc chọn kích thước bước Luật Armijo sẽ đảm bảo phương pháp Gradient Descent hội tụ.

2.3 Lý thuyết mạng nơ-ron

Mạng nơ-ron (NN-neural networks) nhân tạo là một kỹ thuật máy học được lấy cảm hứng từ nơ-ron sinh học như được mô tả trong Hình \ref{nn01}. Mạng nơ-ron là một cấu trúc gồm các đơn vị tính toán đơn giản được liên kết chặt chẽ với nhau. Mạng nơ-ron có các thành phần cơ bản là: tập các đơn vị xử lý (các nơ-ron nhân tạo), trạng thái kích hoạt hay đầu ra của đơn vị xử lý, liên kết giữa các đơn vị, tham số điều chỉnh độ lệch (bias, offset) của mỗi đơn vị, hàm kích hoạt (activation function) hay hàm truyền (transfer function) [59,65].

2.4 Kết luận chương

Chương này trình bày tổng quan về các vấn đề chính liên quan trực tiếp đến việc nghiên cứu và giải quyết các bài toán trong các chương sau. Các kỹ thuật MIMO, giải pháp truyền thông xanh, lý thuyết cơ bản về toán tối ưu, học sâu đã được trình bày chi tiết. Dựa trên các kiến thức nền tảng này, các chương tiếp theo sẽ giới thiệu việc mô hình hóa, phân tích toán học và phát triển giải thuật cho một số vấn đề tối ưu, học sâu trong mạng thông tin vô tuyến đa người dùng MIMO và massive MIMO.

CHƯƠNG 3 THIẾT KẾ TỐI ƯU XỬ LÝ TÍN HIỆU THU PHÁT ĐỂ CẢI THIỆN VIỆC SỬ DỤNG PHỔ TẦN KÊNH MIMO CAN NHIỀU NHIỀU NGƯỜI SỬ DỤNG

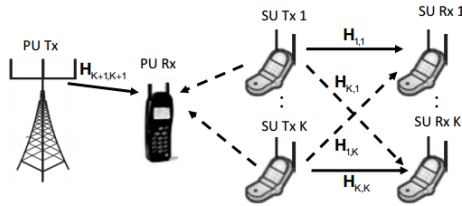
Trong Chương này, việc nghiên cứu để thiết kế các bộ thu phát bằng cách sử dụng các kỹ thuật sắp xếp nhiều được thực hiện. Mục tiêu là để sắp xếp nhiều ở SU và duy trì một mức độ nhiễu rò rỉ có thể chấp nhận từ các SU vào không gian con tín hiệu của người nhận PU. Do sự phi tuyến và không lồi của vấn đề tối ưu hóa của bài toán thiết kế, một thuật toán lặp được xây dựng để giải quyết một cách hiệu quả tối ưu lồi trong mỗi lần lặp. Kết quả mô phỏng được thực hiện để kiểm chứng hiệu quả của thuật toán đề xuất và đánh giá hiệu quả của hệ thống.

3.1 Giới thiệu

Trọng tâm của chương này đề cập đến mạng vô tuyến nhận thức lớp nền, trong đó nhiều *SU* chia sẻ phổ tần số với một *PU* duy nhất. Để khai thác thêm chiều không gian cho quản lý nhiễu, kỹ thuật nhiều anten được sử dụng. Đặc biệt, chương này xem xét các mạng vô tuyến nhận thức trong đó có K cặp *SU* MIMO và một cặp *PU* MIMO. Mỗi *SU* truyền tín hiệu tới người sử dụng mong muốn trong khi gây ra can nhiễu cho *PU* và *SU* nhận khác. Mạng vô tuyến như vậy cũng được gọi là mô hình kênh MIMO can nhiễu [68]. Mục tiêu của chương này là nghiên cứu làm thế nào để giảm thiểu can nhiễu đa người dùng *SU* trong mạng thứ cấp và nhiễu tại *PU* trong mạng sơ cấp.

3.2 Mô hình hệ thống vô tuyến nhận thức MIMO

Xem xét mạng vô tuyến nhận thức MIMO lớp nền như trong Hình 3.1. Trong đó $K+1$ cặp user đồng thời truyền tín hiệu trên cùng một băng tần. Không mất tính tổng quát, người sử dụng trong mạng thứ cấp được ký hiệu là $k = \{1, \dots, K\}$ trong khi người dùng trong mạng sơ cấp ký hiệu là $K+1$. Bộ phát và thu thứ k được trang bị với N_{tk} và N_{rk} anten tương ứng.



Hình 3.1 Mạng vô tuyến nhận thức MIMO với K *SU* và một *PU*

Bộ phát k gửi $x_k = [x_{k,1}, x_{k,2}, \dots, x_{k,d_k}]^T \in \mathbb{C}^{d_k \times 1}$ đến máy thu thứ k , với $d_k \leq \min\{N_{tk}, N_{rk}\}$ là số luồng dữ liệu của người dùng thứ k . Giả sử rằng tín hiệu x_k được phát đi là độc lập và thỏa mãn $\mathbb{E}[x_k x_k^H] = I_{d_k}$. Các tín hiệu dữ liệu được xử lý tuyến tính bởi các ma trận tiền mã hóa $F_k \in \mathbb{C}^{N_{tk} \times d_k}$ để tạo ra tín hiệu $s_k = F_k x_k$. $H_{k,\ell}$ là kênh truyền được giả định là không thay đổi

trong một frame và thay đổi một cách độc lập cho mỗi frame [77]. Tín hiệu thu được tại bộ thu thứ cấp k được cho bởi:

$$\mathbf{y}_k = \underbrace{\mathbf{H}_{k,k}\mathbf{s}_k}_{\text{tín hiệu mong muốn}} + \underbrace{\sum_{\ell=1, \ell \neq k}^K \mathbf{H}_{k,\ell}\mathbf{s}_\ell}_{\text{can nhiễu giữa người dùng}} + \underbrace{\mathbf{n}_k}_{\text{nhiều}} \quad \text{với } k \in \mathcal{K}, \quad (3.6)$$

Trong đó, $\mathbf{y}_k \in \mathbb{C}^{N_{r,k}}$ với k là vec-tơ tín hiệu nhận được tại SU thứ k , $\mathbf{n}_k \in \mathbb{C}^{N_{r,k}}$ là vector nhiễu được giả định có phân bố Gauss phức có giá trị trung bình là 0 với $\mathbf{n}_k \sim CN(0, \sigma_k^2 I_{N_{r,k}})$ và độc lập với \mathbf{s}_k và các kênh $H_{k,\ell}$. Tín hiệu \mathbf{y}_k được xử lý tuyến tính bởi ma trận thu W_k để loại can nhiễu và khôi phục tín hiệu mong muốn x_k . Tốc độ bit của các người dùng trong mạng thứ cấp được xác định bởi [79]:

$$R_{sum} = \sum_{k=1}^K \log_2 |I_{N_{r,k}} + H_{k,k}F_k F_k^H H_{k,k}R_k^{-1}|. \quad (3.10)$$

Công thức (3.10) là hàm phi tuyến và không lồi trong các biến ma trận thiết kế. Sử dụng kết quả [9, 51, 80], DoF là số lượng chiều tín hiệu tự do không bị can nhiễu. Điều kiện sắp xếp can nhiễu trong [52] có thể được mở rộng cho các mạng không dây vô tuyến nhận thức như sau.

$$W_{K+1}^H H_{K+1,k} F_k = 0, \quad k \in \mathcal{K} \quad (3.12a)$$

$$W_k^H H_{k,\ell} F_k = 0, \quad k, \ell \in \mathcal{K} \quad k \neq \ell \quad (3.12b)$$

$$\text{rank}(W_k^H H_{k,k} F_k) = d_k, \quad k \in \mathcal{K}. \quad (3.12c)$$

Điều kiện (3.12a) đảm bảo rằng không có can nhiễu từ các máy phát SU hiện diện trong không gian con tín hiệu mong muốn ở máy thu PU . Ràng buộc (3.12b) đảm bảo rằng không có can nhiễu từ SU không mong muốn rơi vào không gian của mỗi bộ thu SU trong khi ràng buộc (3.12c) đảm bảo chiều d_k của không gian con tín hiệu mong muốn.

Công suất can nhiễu từ bộ phát SU k đến PU thu được cho bởi:

$$\mathcal{I}_k(F_k) = \langle W_{K+1}^H H_{K+1,k} F_k F_k^H H_{K+1,k}^H W_{K+1} \rangle \quad (3.13)$$

Tổng can nhiễu từ các SU nằm trong không gian tín hiệu mong muốn của PU thu:

$$\mathcal{I} = \sum_{k=1}^K \mathcal{I}_k(F_k) \quad (3.14)$$

3.3 Chiến lược truyền dẫn với IA

3.3.1 Truyền dẫn của kênh truyền sơ cấp

Trong mạng vô tuyến nhận thức, người sử dụng sơ cấp không quan tâm sự hiện diện của các bộ phát thứ cấp, do đó, chiến lược truyền dẫn của mạng sơ cấp có thể áp dụng phương pháp truyền theo chế độ giá trị riêng. Sau khi tính toán ta được ma trận thu ở PU:

$$W_{K+1} = \psi_{max}^{d_{K+1}} [H_{K+1, K+1}] \quad (3.16)$$

với $\psi_{max}^{d_{K+1}} [H_{K+1, K+1}]$ là vec-tơ tương ứng d_{K+1} giá trị riêng lớn nhất của ma trận $H_{K+1, K+1}$. Nghĩa là, PU sử dụng d_{K+1} kiểu trị riêng cho truyền tín hiệu, vì vậy, các máy phát SU có thể sắp xếp tín hiệu của chúng vào các chế độ riêng trống của kênh PU.

3.3.2 Truyền dẫn của các kênh truyền thứ cấp

Mỗi SU phát d_k luồng dữ liệu mà không bị can nhiễu từ các người sử dụng không mong muốn khác. Do đó, số chiều của không gian con chứa tín hiệu mong muốn là d_k và tất cả các tín hiệu can nhiễu giới hạn vào không gian con khác với số chiều $N_{r_k} - d_k$. Định nghĩa $U_k \in \mathbb{C}^{N_{r_k} \times (N_{r_k} - d_k)}$ là một cơ sở trực chuẩn của không gian con can nhiễu thu U_k tại SU thứ k . Ý tưởng chính của sắp xếp nhiễu là để tìm kiếm các không gian con thu tín hiệu và ma trận tiền mã hóa để tất cả can nhiễu nằm trong không gian con can nhiễu. Sau khi tính toán, vấn đề tối ưu được xác định:

$$\min_{\{Q_k \geq 0\}_{k=1}^K} \sum_{k=1}^K \sum_{\ell=1, \ell \neq k}^K \langle H_{k, \ell} (I_{N_{r_\ell}} - U_k U_k^H) H_{k, \ell} Q_\ell \rangle, \quad (3.21a)$$

$$s.t. \langle Q_k \rangle = P_{k, max} \quad \forall k \in K \quad (3.21b)$$

$$\sum_{k=1}^K \langle H_{K+1,k}^H W_{K+1} W_{K+1}^H H_{K+1,k} Q_k \rangle \leq I_{th} \quad (3.21c)$$

với $Q_k = F_k F_k^H \in C^{N_t \times N_t}$. Bài toán (3.21) là một bài toán tối ưu nửa xác định dương thuộc dạng tối ưu lồi, nó có thể tìm được một cách hiệu quả bằng phương pháp điểm nội [63]. Phân tích giá trị riêng ma trận Q_k , từ đây xác định các không gian con can nhiễu tối ưu [52, 76]:

$$U_k = \psi_{max}^{N_{rd}-d_k} \left(\sum_{\ell=1, \ell \neq k}^K F_{\ell}^H H_{k,\ell}^H H_{k,\ell} F_{\ell} \right). \quad (3.25)$$

Chi tiết các bước tối ưu xen kẽ để tìm ma trận tiền mã hóa và ma trận thu được trình bày trong Thuật toán IAO (Interference Alignment Optimization) như sau:

Thuật toán IAO: Sắp xếp can nhiễu trong mạng vô tuyến nhận thức MIMO

1: **Khởi tạo:** Chọn ngẫu nhiên $U_k^H U_k = I, \forall k \in \mathcal{K}$.

2: **Lặp lại**

3: Giải bài toán tối ưu lồi (3.21) để đạt được ma trận tiền mã hóa.

4: Tìm không gian con can nhiễu bằng công thức (3.25).

5: **Cho đến khi** Hội tụ hoặc lặp lại đến số lần đủ lớn.

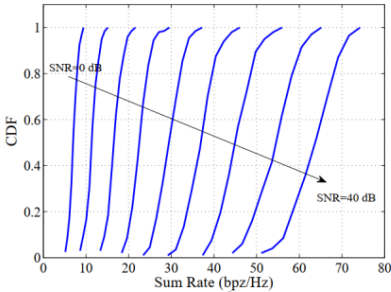
3.4 Kết quả mô phỏng

Mô phỏng đầu tiên kiểm tra hiệu năng của hệ thống MIMO can nhiễu đa người dùng trong mạng vô tuyến nhận thức và so sánh với hiệu năng của mạng MIMO đa người dùng truyền thống (vô tuyến không nhận thức). Xét trường hợp tất cả người dùng đều được trang bị cùng một số lượng anten như nhau, $N_{ik}=N_{rk}=6$, và mỗi người dùng truyền $d_k=2$ luồng dữ liệu. Không mất tính tổng quát, phương sai nhiễu được chuẩn hóa $\sigma_k^2 = \sigma^2 = 1$, mức can nhiễu cho phép tại PU là 0 dB, công suất tối đa truyền ở tất cả các máy phát là giống nhau, tức là, $P_{k,max}=P_{max}$, và tỷ lệ giữa tín hiệu và nhiễu (noise) được xác định là $SNR=P_{max}/\sigma^2$. Hai kịch bản được thực hiện: không có PU và 3 SU , và 1 PU và 3 SU .

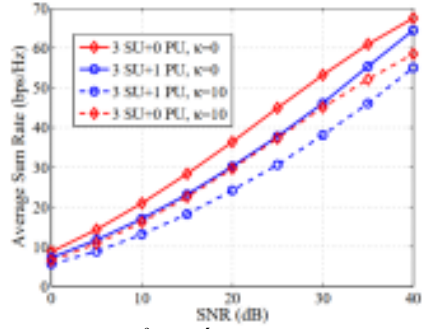
Mô phỏng cho các trường hợp kênh Rayleigh ($\kappa_{k,\ell}=\kappa=0$) và kênh Rician với ($\kappa_{k,\ell}=\kappa=10$). Kết quả mô phỏng thấy rằng các kênh Rician cho tổng tốc độ bit thấp hơn so với các kênh Rayleigh, Hình 3.2.

Hình 3.3 minh họa xác suất dừng của mạng vô tuyến nhận thức khi SNR thay đổi.

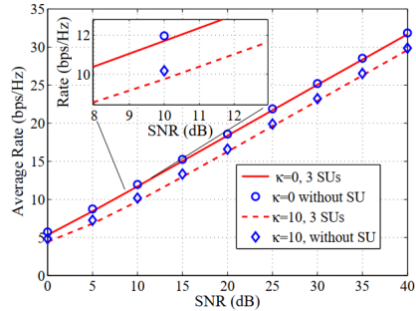
Ngoài ra, còn xem xét, đánh giá tổng tốc độ của *PU* trong các trường hợp có và không có *SU*, từ mô phỏng chứng minh rằng *PU* chịu sự suy giảm tốc độ tổng không đáng kể khi có sự hiện diện của 3 *SU*. Nguyên nhân là do các tín hiệu của *SU* được điều chỉnh thành các chế độ eigen không sử dụng của *PU*, Hình 3.4.



Hình 3.3: Phân bố tích lũy của tổng tốc độ bit của mô hình 3 SU và 1 PU



Hình 3.2: Tổng tốc độ bit trung bình theo SNR cho MIMO can nhiễu vô tuyến nhận thức.



Hình 3.4: Tốc độ bit trung bình theo SNR của PU khi có 3 SU và khi không có SU.

3.5 Kết luận

Chương này trình bày một chiến lược tối ưu để khai thác phổ hiệu quả trong các mạng vô tuyến nhận thức lớp nền MIMO. Các *PU* khai thác chế độ truyền theo vec-tơ riêng của kênh trong khi *SU* phối hợp để sắp xếp tất cả can nhiễu vào không gian con can nhiễu vào từng máy thu *SU* và đồng thời

đảm bảo mức công suất can nhiễu cho phép tại PU . Phương pháp tối ưu hóa xen kẽ đã được sử dụng để tìm ra chiến lược ở SU . Kết quả mô phỏng đã chỉ ra rằng các kỹ thuật IA có thể áp dụng vào các mạng vô tuyến nhận thức để sắp xếp can nhiễu vào không gian con mà PU không sử dụng. Có thể thấy rằng tổng tốc độ của PU không bị suy giảm đáng kể nếu không gian con của tín hiệu nhận tại PU được nhận biết tại các SU . Kỹ thuật sắp xếp can nhiễu là một phương thức truyền dẫn vô tuyến mang tính cách mạng, có thể làm giảm mạnh ảnh hưởng của can nhiễu.

CHƯƠNG 4 TỐI ĐA HÓA HIỆU SUẤT NĂNG LƯỢNG VỚI RÀNG BUỘC CÔNG SUẤT TRÊN MỖI ANTEN TRONG MẠNG ĐA TẾ BÀO

4.1 Giới thiệu

Chương này tập trung vào tối ưu hiệu suất năng lượng của mạng (NEE) không dây đa cell đa người dùng MIMO thay vì tối ưu hóa hiệu suất phổ như phần lớn các công trình trước đây. Động cơ thúc đẩy từ kết quả trước đó của [33,83], Chương này tập trung vào thiết kế ma trận tiền mã hóa tại các BS để tối đa hóa toàn bộ NEE. Vấn đề thiết kế trong Chương này sẽ bổ sung thêm một thực tế, đó là ràng buộc công suất trên từng anten.

4.2 Mô hình kênh truyền xuống đa tế bào (cell) và xây dựng bài toán thiết kế

Xem xét mô hình kênh truyền xuống trong mạng không dây phối hợp K cell, trong đó BS k trang bị N_k anten phát phục vụ L_k người dùng đồng thời trong cell của nó. Tập hợp của các BS được biểu thị bởi $\mathcal{K} = \{1, 2, \dots, K\}$ và tập các anten ở BS k là $\mathcal{N}_k = \{1, 2, \dots, N_k\}$. Tập tất cả người dùng trong cell k được định nghĩa $\mathcal{L}_k = \{k_1, k_2, \dots, k_{L_k}\}$, và tập hợp tất cả người dùng trong mạng là $\mathcal{L} = \{k_i | k \in \{1, 2, \dots, K\}, i \in \{1, 2, \dots, L_k\}\}$. Người dùng i trong cell k được trang bị với M_k anten thu. BS k phát d_k luồng dữ liệu đến người dùng k_i trong cell của nó. Để phát tín hiệu $x_{k_i} \in \mathbb{C}^{d_{k_i} \times 1}$ đến MT k_i , BS k áp dụng tiền

mã hóa tuyến tính ma trận $F_{k_i} \in \mathbb{C}^{N_k \times d_{k_i}}$ để xử lý tín hiệu trước khi phát. Tín hiệu phát từ BS k là

$$s_k = \sum_{i=1}^{L_k} F_{k_i} x_{k_i} \quad (4.1)$$

Tín hiệu thu tại MT k_i , là

$$r_{k_i} = \underbrace{\sqrt{\eta_{k_i,k}} H_{k_i,k} F_{k_i} x_{k_i}} + \underbrace{\sum_{m=1, m \neq i}^{L_k} \sqrt{\eta_{k_i,k}} H_{k_i,k} F_{k_m} x_{k_m}} + \underbrace{\sum_{j=1, j \neq k}^K \sum_{\ell=1}^{L_j} \sqrt{\eta_{k_i,j}} H_{k_i,j} F_{j\ell} x_{j\ell}} + n_{k_i}, \forall k_i \in \mathcal{L} \quad (4.2)$$

Tương tự những nghiên cứu trong [33, 83], thông tin trạng thái kênh toàn cục (CSI) là hoàn hảo được biết ở các BS. Bằng xử lý xem can nhiễu như nhiễu, xác định được tốc độ bit thu được của người dùng k_i , công suất phát BS, công suất phát anten j , từ đó NEE được định nghĩa như tỷ số của tổng tốc độ bit thu được trên toàn bộ năng lượng tiêu thụ được cho bởi [86]:

$$\eta_{NEE}(F) = \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{L_k} \mathcal{R}_{k_i}(F)}{\sum_{k=1}^K P_k(F)}. \quad (4.7)$$

Tương tự nghiên cứu trong [83], mục tiêu nghiên cứu này là tối đa hóa NEE với ràng buộc năng lượng trên từng anten. Vấn đề thiết kế quan tâm có thể được biểu diễn theo toán học:

$$\max_F \quad \eta_{NEE}(F) = \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{L_k} \mathcal{R}_{k_i}(F)}{\sum_{k=1}^K P_k(F)} \quad (4.8a)$$

$$s.t. \quad \sum_{i=1}^{L_k} \langle F_{k_i} F_{k_i}^H \rangle \leq P_{k,max}, \quad k \in \mathcal{K}, \quad (4.8b)$$

$$\sum_{i=1}^{L_k} \langle e_j^{kH} F_{k_i} F_{k_i}^H e_j^k \rangle \leq P_{k_j,max}, \quad k \in \mathcal{K}, j \in \mathcal{N}_k. \quad (4.8c)$$

Trong đó, $P_{k,max}$ là quỹ công suất phát tại BS k và $P_{k_j,max}$ là công suất phát cho phép tối đa tại anten j của BS k . Có thể nhận biết rằng vấn đề tối ưu

trong công thức (4.8) là hàm dạng phân số không lồi, và do đó rất khó để giải quyết trực tiếp.

4.1 Đề xuất thuật toán lặp sử dụng tối ưu D.C và phương pháp Dinkelbach

Thách thức toán học để giải quyết (4.8) là do sự không lồi của hàm tốc độ bit. Để khắc phục khó khăn này, hàm tốc độ bit sẽ được viết lại như sau [33, 53]

$$\mathcal{R}_{k_i}(Q) = f_{k_i}(Q) - g_{k_i}(Q) \quad (4.9)$$

với

$$f_{k_i}(Q) = \log \left| \sum_{\ell_j \in \mathcal{L}} \eta_{k_i, \ell} H_{k_i, \ell} Q_{\ell_j} H_{k_i, \ell}^H + \sigma_{k_i}^2 I \right|, \quad (4.10)$$

$$g_{k_i}(Q) = \log \left| \sum_{\ell_j \in \mathcal{L}, \ell_j \neq k_i} \eta_{k_i, \ell} H_{k_i, \ell} Q_{\ell_j} H_{k_i, \ell}^H + \sigma_{k_i}^2 I \right|. \quad (4.11)$$

Trong đó, định nghĩa các ký hiệu sau: $Q_{k_i} = F_{k_i} F_{k_i}^H$ và $Q = \{Q_{k_i} | k_i \in \mathcal{K}\}$. Rõ ràng $f_{k_i}(Q)$ và $g_{k_i}(Q)$ là hàm lồi, vì vậy công thức (4.9) là hàm D.C. Bằng cách khai thác tính lồi của $g_{k_i}(Q)$, chúng ta có thể tìm thấy giới hạn dưới cho tốc độ bit của người dùng tại điểm \tilde{Q} cho trước, kết quả thu được là tối đa hàm phân số với tử số là hàm lồi và mẫu số là hàm lồi trên một tập hợp các ràng buộc lồi. Do đó, thuật toán Dinkelbach [33, 83] có thể được áp dụng để tìm ra giải pháp tối ưu. Bằng cách định nghĩa hàm tham số

$$\begin{aligned} \mathcal{G}(\lambda, Q) = & \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{L_k} \left(f_{k_i}(Q) - g_{k_i}(\tilde{Q}) - \left\langle R_{k_i}^{-1}(\tilde{Q}) [Z_{k_i}(\tilde{Q}) - Z_{k_i}(Q)] \right\rangle \right) \\ & - \lambda \sum_{k=1}^K \left(\rho_k \sum_{i=1}^{L_k} \langle Q_{k_i} \rangle + P_{c_k} \right) \end{aligned} \quad (4.14)$$

Cho trước λ , phương pháp Dinkelbach lặp giải quyết vấn đề sau

$$\max_Q \mathcal{G}(\lambda, Q) \quad (4.15a)$$

$$s.t. \sum_{i=1}^{L_k} \langle Q_{k_i} \rangle \leq P_{max, k}, \quad k \in \mathcal{K}, \quad (4.15b)$$

$$\sum_{i=1}^{L_k} \langle e_j^{kH} Q_{k_i} e_j^k \rangle \leq P_{max, k_j}, \quad j \in \mathcal{N}_k. \quad (4.15c)$$

Như đã được chứng minh trong [88], lời giải tối ưu Q_{opt} cho vấn đề (4.15) cũng là lời giải tối ưu cho (4.13) nếu $\mathcal{G}(\lambda_{opt}, Q_{opt}) = 0$ tại λ_{opt} . Do đó, thuật toán lặp để giải (4.8) có thể được mô tả trong Thuật toán lặp để tối đa hiệu suất năng lượng (NEEMax).

Thuật toán NEEMax: Thuật toán lặp để tối đa NEE

1: Thông số ngõ vào: Các thông số hệ thống và hệ số kênh.

2: Khởi tạo: $n = 0$, tạo bộ tiền mã hóa $\tilde{Q}^{(0)}$ và $Q^{(0)}$

3: **Lặp lại**

4: **Lặp lại**

5: Tính $\lambda^{(n)} = \eta_{NEE}(Q^{(n)})$ từ (4.8a) bằng cách đặt $Q_{k_i} = F_{k_i} F_{k_i}^H$

6: Từ giá trị $\lambda^{(n)}$ và $\tilde{Q}_{k_i}^{(n)}$, giải bài toán tối ưu (4.15) thu được Q_{opt}

7: Gán $Q^{(n)} \leftarrow Q_{opt}$

8: **Cho đến khi** $|\mathcal{G}(\lambda^{(n)}, Q^{(n)})| \leq \varepsilon$

9: Gán $n \leftarrow n+1$, $Q^{(n)} \leftarrow Q_{opt}$ và $\tilde{Q}^{(n)} \leftarrow Q^{(n)}$

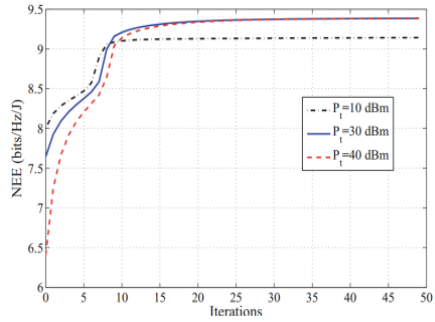
10: **Cho đến khi** NEE hội tụ

11: Ngõ ra: Q_{opt} và $\eta_{NEE}(Q^{(n)})$

4.2 Kết quả mô phỏng

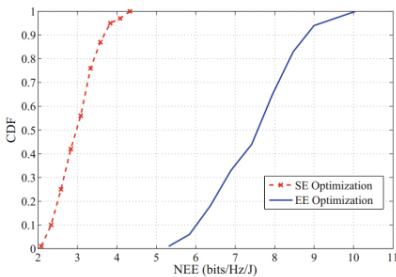
Ví dụ 1: Khảo sát đặc tính hội tụ của thuật toán NEEMax. Công suất phát BS được xem xét cho các mức khác nhau $P_{k,max} = \{10, 30, 40\} dBm$.

Các kết quả mô phỏng cho thấy rằng giá trị NEE không giảm qua các lần lặp và hội tụ trong khoảng 10 lần lặp. Ngoài ra, khi công suất phát tăng từ 10dBm đến 30dBm, NEE cũng được tăng lên. Tuy nhiên, khi nguồn công suất phát tăng từ 30dBm lên 40dBm thì NEE được hội tụ với cùng một giá trị, Hình 4.1.

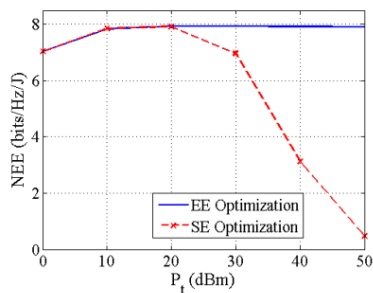


Hình 4.1: Đặc tính hội tụ của thuật toán lặp MEEMax

Ví dụ 2: Hiệu suất năng lượng toàn mạng của thuật toán NEEMax sẽ được khảo sát và so sánh với phương pháp tối ưu hóa SE. Xem xét về trường hợp quỹ công suất phát $P_t = 40\text{dBm}$. Để tạo sự so sánh EE, hàm phân bố tích lũy (cdf) của NEE cho số lượng lớn kênh ngẫu nhiên. Có thể thấy rằng việc tối ưu hóa EE tốt hơn đáng kể so với tối ưu hóa SE về cùng số liệu NEE. Ví dụ, tối ưu hóa SE cung cấp NEE gần như ít hơn 5bits/Hz/J trong khi tối ưu hóa EE có thể có đạt được NEE lớn hơn 5bit/Hz/J cho tất cả các kênh truyền, Hình 4.2.



Hình 4.2: Hiệu năng NEE thu được bằng cách tối ưu hóa EE và SE



Hình 4.3: Hiệu năng NEE thu được bằng cách tối ưu hóa EE và SE theo mức công suất khác nhau.

Ví dụ 3: Để đánh giá đầy đủ hơn hiệu suất năng lượng của mạng, ví dụ này tối ưu hóa hiệu EE và SE cho các mức công suất khác nhau $P_i = \{0, 10, 20, 30, 40, 50\}$ dBm. Với kết quả thu được, chúng ta có thể nhận xét rằng phương pháp tối ưu EE cho NEE tốt hơn hoặc bằng phương pháp tối ưu SE. Lý do là khi công suất phát tăng, việc sử dụng công suất phát lớn cải thiện tốc độ bit tăng không đáng kể nhưng năng lượng tiêu thụ tăng nhanh. Do đó, phương pháp tối đa hiệu suất năng lượng không sử dụng hết công suất phát do đó dẫn đến NEE cao trong khi phương pháp tối đa hiệu suất phổ sử dụng hết công suất phát nên dẫn đến NEE thấp, Hình 4.3.

4.3 Kết Luận

Chương này đã nghiên cứu tối ưu hóa hiệu suất năng lượng trong các mạng không dây đa cell nhiều người dùng. Trong đó, các bộ tiền mã hóa đã được thiết kế để tối đa hóa hiệu suất năng lượng của mạng đối với các ràng buộc công suất phát trên mỗi anten và trạm gốc. Đề giải quyết khó khăn trong tìm lời giải tối cho bài toán tối ưu phân số, nghiên cứu này đề xuất khai thác phương pháp tối ưu D.C và phương pháp Dinkelbach để xây dựng thuật toán lặp tìm các bộ tiền mã hóa tối ưu. Các kết quả mô phỏng số đã chứng minh rằng các thuật toán lặp D.C được hội tụ nhanh cho các nguồn công suất phát khác nhau. Ngoài ra, kết quả thống kê đã chứng minh rằng tối ưu hóa EE vượt trội so với phương pháp SE về mặt hiệu suất năng lượng mạng.

CHƯƠNG 5 TỐI ƯU HIỆU SUẤT PHỔ KÊNH ĐƯỜNG LÊN TRONG HỆ THỐNG MASSIVE MIMO KHÔNG PHÂN CELL BẰNG PHƯƠNG PHÁP HỌC SÂU

5.1 Giới thiệu

Chương này nghiên cứu tối ưu hiệu suất phổ của kênh đường lên trong hệ thống massive MIMO không phân cell. Để cân bằng tốc độ bit của các người dùng với tổng tốc độ bit của hệ thống, nghiên cứu đề xuất sử dụng hàm mục tiêu tối đa hóa công bằng theo tỷ lệ của hiệu suất phổ của người

dùng. Vấn đề tối đa hóa công bằng theo tỷ lệ (PF) của hiệu suất phổ là vấn đề tối ưu hóa không lồi (các biến thiết kế). Tiếp theo nghiên cứu đề xuất sử dụng DNN lấy các chuỗi pilot và hệ số suy hao kênh truyền của người dùng làm đầu vào và nhận được công suất phát tối ưu ở đầu ra. Kết quả mô phỏng cho thấy, so với thuật toán tối ưu hóa lặp thông thường, phương pháp đề xuất sử dụng DNN có độ phức tạp tính toán thấp hơn rất nhiều trong khi hiệu suất phổ chỉ giảm khoảng 1% so với phương pháp tối ưu. Điều này chứng tỏ rằng DNN được đề xuất phù hợp để xử lý tín hiệu thời gian thực trong các hệ thống massive MIMO không phân cell.

Vấn đề nghiên cứu sử dụng mạng học sâu để cực đại PF hiệu suất phổ kênh đường lên trong hệ thống massive MIMO không phân cell chưa được nghiên cứu trước đây.

5.2 Mô hình hệ thống

Mô hình nghiên cứu là hệ thống massive MIMO không phân cell, trong đó có M AP chứa đơn anten phục vụ K user cũng chứa đơn anten [48]. Các AP được kết nối đến đơn vị xử lý trung tâm (CPU) qua mạng backhaul. Nghiên cứu này tập trung vào truyền tín hiệu huấn luyện và dữ liệu đường lên. Trong giai đoạn huấn luyện đường lên, các hệ số kênh từ user đến AP được ước lượng. Biểu thị hệ số kênh giữa AP m và user k như [48]:

$$h_{mk} = \sqrt{\beta_{mk}} \tilde{h}_{mk} \quad (5.1)$$

Trong đó $\tilde{h}_{mk} \sim CN(0, 1)$ biểu thị suy hao tầm hẹp, β_{mk} biểu thị suy hao tầm rộng. Liên quan đến ước lượng kênh, chuỗi pilot gồm τ symbols được truyền từ user k được ký hiệu là $\sqrt{\tau} \varphi_k \in \mathbb{C}^{\tau \times 1}$. Chuỗi pilot được chọn từ một tập cho trước [48]. Vec-tơ pilot được truyền đến AP m .

Gọi p_k với $0 \leq p_k \leq 1$ là hệ số công suất truyền được chuẩn hóa của người dùng k . Trước khi truyền tín hiệu nhận được tới CPU, AP m nhân tín hiệu nhận được với liên hợp của hệ số kênh từ user k để giải mã symbol truyền từ user k . Ngoài ra, trong [90], CPU nhân tín hiệu được truyền từ các AP với hệ số bộ lọc máy thu, $t_k = [t_{1k}, \dots, t_{Mk}]^T$, $\|t_k\| = 1$, để cải thiện tỷ lệ có thể đạt được của user. Do đó, tín hiệu xếp chồng nhau nhận được tại CPU có thể được cung cấp bởi:

$$s_k = \sum_{m=1}^M \sum_{i=1}^K t_{mk} \hat{h}_{mk}^* h_{mi} \sqrt{\rho} \sqrt{p_i} x_i + \sum_{m=1}^M t_{mk} \hat{h}_{mk}^* n_m. \quad (5.6)$$

CPU chỉ sử dụng nguyên tắc về thống kê kênh để giải mã thông tin của người dùng k . Bằng cách sử dụng thuộc tính *channel hardening* [48], tốc độ bit của người dùng k có thể đạt được trong trường hợp nhiễu Gauss không tương quan được đưa ra bởi biểu thức (5.7).

$$R_k = \log_2 \left(1 + \frac{\rho p_k \left(\sum_{m \in \mathcal{M}} t_{mk} \xi_{mk} \right)^2}{A_1 + A_2 + A_3} \right) \quad (5.7)$$

Trong đó ;

$$A_1 = \sum_{i \in \mathcal{K}} \rho p_i \left(\sum_{m \in \mathcal{M}} t_{mk}^2 \xi_{mk} \beta_{mi} \right)$$

$$A_2 = \sum_{i \in \mathcal{K} \setminus k} \rho p_i |\varphi_k^H \varphi_i|^2 \left(\sum_{m \in \mathcal{M}} t_{mk} \xi_{mk} \frac{\beta_{mi}}{\beta_{mk}} \right)^2 \quad \text{và} \quad A_3 = \sum_{m \in \mathcal{M}} t_{mk}^2 \xi_{mk}$$

Trong Chương này nghiên cứu đề xuất sử dụng hàm mục tiêu PF [91, 92] để đạt được sự cân bằng giữa tổng tốc độ bit có thể đạt được và sự công bằng giữa những người sử dụng. Vấn đề tối đa hóa PF trong mạng massive MIMO không phân cell có thể được xây dựng theo toán học như sau:

$$\mathcal{P}_1 : \quad \max_{t, p} \quad f(t, p) \triangleq \sum_{k=1}^K \log_2(R_k), \quad (5.8a)$$

$$s.t. \quad \|t_k\| = 1, \quad k \in \mathcal{K}, \quad (5.8b)$$

$$0 \leq p_k \leq 1 \quad (5.8c)$$

trong đó $t = (t_k)_{k \in \mathcal{K}}$, $p = (p_k)_{k \in \mathcal{K}}$. Vấn đề tối ưu \mathcal{P}_1 là tối đa hóa phi tuyến và không lồi do sự kết hợp giữa các hệ số bộ lọc máy thu t và các biến công suất p .

5.3 Thuật toán tối ưu hóa lặp

Để huấn luyện DNN, tập dữ liệu của trạng thái kênh, các bộ lọc tối ưu tương ứng và phân bổ công suất cho Bài toán \mathcal{P}_1 được thu thập. Để tạo dữ liệu huấn luyện DNN, phần này tóm tắt một thuật toán lặp trong [93] dựa trên cách tiếp cận phép chiếu Gradient để giải quyết vấn đề \mathcal{P}_1 . Nghiệm tối ưu cục bộ cho Bài toán \mathcal{P}_1 có thể đạt được bằng cách luân phiên tìm bộ lọc thu tối ưu khi các biến công suất được cố định và ngược lại. Các hệ số bộ lọc máy thu được cập nhật sau đó được cố định để cập nhật giá trị của các biến công suất cho lần lặp tiếp theo.

5.3.1 Thiết kế hệ số lọc bộ thu

Khi giữ các biến công suất là giá trị cố định, lời giải tối ưu t_k có thể thu được bằng cách giải quyết vấn đề sau:

$$\mathcal{P}_2 : \max_{t_k} \text{SINR}_k \quad (5.10a)$$

$$\text{s.t.} \quad \| \mathbf{t}_k \| = 1, k \in \mathcal{K} \quad (5.10b)$$

trong đó

$$\text{SINR}_k = \frac{t_k^H (\rho p_k \xi_k \xi_k^H) t_k}{t_k^H \left(\sum_{i \in \mathcal{K}} \rho p_i Y_{ki} + \sum_{i \in \mathcal{K} \setminus k} \rho p_i \zeta_{ki} \zeta_{ki}^H + \Xi_k \right) t_k} \quad (5.11)$$

Đặt $D_k = \sum_{i \in \mathcal{K}} \rho p_i Y_{ki} + \sum_{i \in \mathcal{K} \setminus k} \rho p_i \zeta_{ki} \zeta_{ki}^H + \Xi_k$ và $N_k = \rho p_k \xi_k \xi_k^H$. Bài toán (5.11) là bài toán giá trị riêng tổng quát [96] của cặp ma trận N_k và D_k . Do đó, t_k tối ưu là vec-tơ riêng được chuẩn hóa tương ứng với giá trị riêng tổng quát lớn nhất.

5.3.2 Cập phát công suất

Bằng cách xem các hệ số bộ lọc thu là không đổi, sau khi tính toán thu được:

$$\mathcal{P}_3 : \max_p f_{t_k^*}(p) \triangleq \sum_{i \in \mathcal{K}} \log_2(R_k), \quad (5.13a)$$

$$\text{s.t. } 0 \leq p_k \leq 1, \quad k \in \mathcal{K} \quad (5.13b)$$

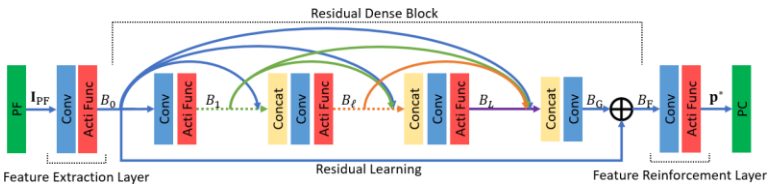
Khi đó, lời giải tối ưu cục bộ cho Bài toán \mathcal{P}_3 có thể tìm được bằng cách sử dụng thuật toán lặp chiều gradient (GP) [97, 98] được tóm tắt trong Thuật toán PFMMax.

Thuật toán PFMMax: Thuật toán lặp tìm lời giải cho bài toán \mathcal{P}_1

- 1: Ngõ vào: $\kappa = 1$, search = true, φ_k , $\varepsilon = 10^{-3}$.
 - 2: Khởi tạo: $\varphi_k, p_k^{(1)}, \forall k$
 - 3: **Lặp lại**
 - 4: Giải bài toán \mathcal{P}_2 với $p_k^{(\kappa)}$ xác định thu được $t^{*(\kappa+1)}$.
 - 5: Giải bài toán \mathcal{P}_3 với $t^{*(\kappa+1)}$ xác định thu được $p^{(\kappa+1)}$.
 - (Kiểm tra điều kiện kết thúc)
 - $$\frac{f(t^{\kappa+1}, p^{\kappa+1}) - f(t^{\kappa}, p^{\kappa})}{f(t^{\kappa}, p^{\kappa})} \leq \varepsilon$$
 - 6: **Nếu** **thì** search = false
 - 7: **Ngược lại** $\kappa = \kappa + 1$
 - 8: **Cho đến khi** search = false
- Thu được kết quả: $t^{\kappa+1}, p^{\kappa+1}$
-

5.4 Đề xuất phương pháp sử dụng học sâu

Liên quan đến bài toán \mathcal{P}_1 , vấn đề tối đa hóa gồm hai biến, tức là, hệ số bộ lọc thu t và hệ số công suất p , nếu chúng ta biết các giá trị tối ưu của các hệ số bộ lọc thu, chúng ta có thể tìm được các hệ số công suất tối ưu và ngược lại. Sử dụng mạng nơ-ron để dự đoán hệ số công suất tối ưu sẽ dẫn đến các giải pháp tốt hơn cho bài toán, vì số lượng hệ số công suất ít hơn nhiều so với số lượng bộ lọc thu. Trong phần sau đây, trình bày kiến trúc nơ-ron sâu được đề xuất, cụ thể là PowerRDN, được sử dụng để dự đoán công suất tối ưu.



Hình 5.2 Mạng deep nơ-ron đề xuất

5.4.1 Kiến trúc mạng nơ-ron sâu

Kiến trúc của PowerRDN được chỉ ra tại Hình 5.2. Đặt $\mu \in \mathbb{N}^K$, $\mu_k \in [1; \tau]$, $\tau < K$ là một vector có các phần tử là số nguyên tương ứng với các thứ tự của chuỗi pilot của user trong tập pilot được xác định trước. Đặt μ là vector thứ tự pilot (POV). Đặt

$$I_{PF} = \begin{bmatrix} \mu_1 & \beta_1^T \\ \mu_2 & \beta_2^T \\ \vdots & \vdots \\ \mu_K & \beta_K^T \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{K \times (M+1)}. \quad (5.14)$$

Cột đầu tiên của I_{PF} là vec-tơ POV, cột thứ n của I_{PF} , $n=2, \dots, M+1$, chứa hệ số suy hao tầm rộng từ K user đến AP thứ $(n-1)$. Ma trận I_{PF} sẽ được sử dụng làm đầu vào của mạng nơ-ron sâu. Đặt $p^* \in \mathbb{R}^K$, $p_k^* \in [0; 1]$, $k \in K$ là đầu ra của mạng. Vec-tơ p^* chứa công suất tối ưu được dự đoán của người dùng. Kiến trúc mạng bao gồm ba phần: lớp trích xuất đặc trưng (FEL), khối dày đặc dư (RDB) [42] và lớp gia cố đặc trưng (FRL).

5.4.2 Luận giải

PowerRDN được đề xuất dựa vào từ các nghiên cứu trước đó, đặc biệt là mạng dày đặc dư (RDN) trong [42]. So với RDN trong [42] bao gồm một số RDB với học dư toàn cục (GRL), PowerRDN của chỉ có một RDB. Việc giảm bớt giúp đơn giản hóa mô hình, do đó giảm thời gian tính toán. Ngoài ra, với FRL, nghiên cứu chương này cũng sử dụng các hàm *sigmoid* và *tanh* thay hàm ReLU để làm các hàm kích hoạt.

5.4.3 Phân tích độ phức tạp tính toán

Tổng số tham số huấn luyện trong PowerRDN tổng hợp trong Bảng 5.1.

Bảng 5.1 Tổng hợp các thông số huấn luyện

Layer	No. of weight	bias
FEL	$G \times (M+1)$	G
RDB(L Layers)	$9 \frac{L \times (L+1)}{2} G^2$	$L \times G$
FRL	9G	1

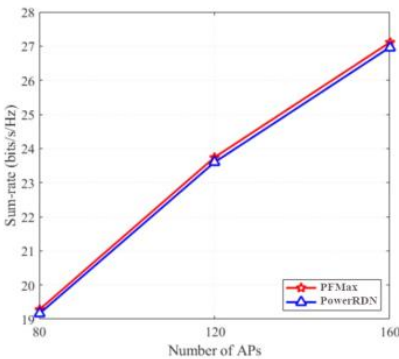
5.4.4 Tập dữ liệu và tiến trình huấn luyện

Với mỗi cấu hình hệ thống massive MIMO không phân cell, ví dụ với 80 AP và 20 user, Thuật toán PFMax được triển khai để tạo ra 12.000 mẫu để huấn luyện và kiểm tra PowerRDN. Cụ thể, tập huấn luyện chứa 11.000 mẫu trong đó 10.000 được sử dụng cho huấn luyện và 1.000 mẫu được sử dụng để đánh giá trong quá trình huấn luyện. PowerRDN được huấn luyện qua 40 vòng lặp với từng nhóm nhỏ là 128 mẫu. Tốc độ học ban đầu là 10^{-4} . Hệ số suy giảm tốc độ học tập được chọn là 0,1 cho mỗi 20 vòng lặp. Tối ưu hóa Adam [104] được sử dụng để huấn luyện PowerRDN.

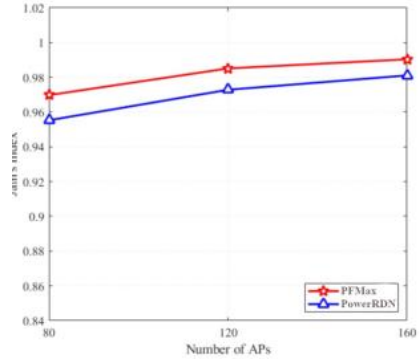
5.5 Các kết quả mô phỏng

Ví dụ 1: Ví dụ này tiến hành đánh giá tổng tốc độ đạt được của Thuật toán PFMax và PowerRDN với mô hình có 20 người sử dụng. Từ đồ thị cho thấy tổng tốc độ bit đạt được của PowerRDN gần giống với tổng tốc độ bit đạt được của Thuật toán PFMax, Hình 5.3.

Ví dụ 2: Trong ví dụ này, chỉ số của Jain được sử dụng để đánh giá PF của hiệu suất phổ đạt được bằng Thuật toán PFMax và PowerRDN. Các chỉ số của Jain do PowerRDN cung cấp xấp xỉ khoảng 98,5% so với các giá trị được đưa ra bởi Thuật toán PFMax, Hình 5.4.



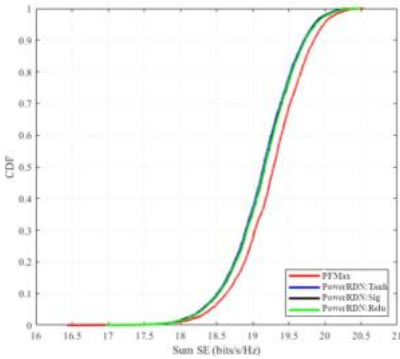
Hình 5.3: Tổng tốc độ của 20 user



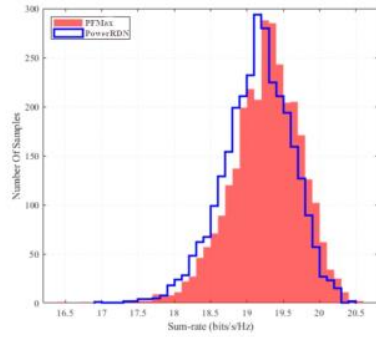
Hình 5.4: Chỉ số Jain của 20 user

Ví dụ 3: Đánh giá phân phối tổng tốc độ bit đạt được theo PowerRDN và Thuật toán PFMax. Mô phỏng cho thấy các hàm phân phối tích lũy (Hình

5.5) và biểu đồ tổng tốc độ bit trong trường hợp 20 người sử dụng thu được khá giống nhau (Hình 5.6).



Hình 5.5: Phân phối tích lũy của tổng SE



Hình 5.6: Biểu đồ tốc độ bit của 20 user

5.6 Kết luận Chương

Chương này đã đề xuất mạng nơ-ron sâu PowerRDN để giải quyết vấn đề tối ưu PF cực đại hiệu suất phổ trong kênh đường lên của hệ thống massive MIMO không phân cell. Bởi vì các biến bộ lọc thu và công suất phát ảnh hưởng tương hỗ lẫn nhau, hàm mục tiêu của vấn đề thiết kế là không lồi. Một thuật toán tối ưu lặp được sử dụng để giải quyết vấn đề tối ưu nhằm tạo ra tập dữ liệu huấn luyện cho mạng học sâu PowerRDN. Ngõ vào của mạng PowerRDN là các chuỗi pilot và hệ số suy hao của kênh truyền. Công suất phát tối ưu sẽ được dự đoán từ mạng học sâu PowerRDN. Dựa trên công suất phát dự đoán, bộ lọc thu tối ưu được tính toán từ trị riêng và vector riêng tổng quát. Các kết quả mô phỏng cho thấy mạng PowerRDN phù hợp cho xử lý tín hiệu thời gian thực trong mạng massive MIMO không phân cell bởi vì mạng PowerRDN có thời gian tính toán thấp hơn nhiều so với thuật toán tối ưu lặp tuy nhiên hiệu suất phổ chỉ giảm khoảng 1% so với thuật toán lặp tối ưu.

CHƯƠNG 6 KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

6.1 Kết luận chung

Luận án đã nghiên cứu các giải pháp tối ưu nhằm tăng hiệu năng hệ thống thông tin vô tuyến MIMO đa người dùng. Nội dung luận án tập trung vào kỹ thuật MIMO đa người dùng trong mạng vô tuyến nhận thức, hệ thống MIMO đa người dùng trong hệ thống thông tin đa tế bào và hệ thống thông tin đa người dùng massive MIMO không phân cell. Các hiệu năng của hệ thống được tập trung nghiên cứu tối đa hóa là hiệu suất phổ, hiệu suất năng lượng. Dựa vào mô hình hệ thống thông tin và cấu trúc bài toán tối ưu, luận văn đã đề xuất các giải pháp tối ưu khác nhau dựa trên tối ưu hiệu hai hàm lồi, phương pháp Dinkelbach, phương pháp tối ưu luân phiên và mạng nơ-ron học sâu. Luận án đã thực hiện các đóng góp sau:

Đầu tiên, luận án khảo sát tổng quan về sự phát triển của các ứng dụng và yêu cầu kỹ thuật của hệ thống thông tin vô tuyến, các công nghệ mới để đáp ứng các yêu cầu sử dụng hiệu quả phổ tần số và năng lượng trong truyền thông tin. Tiếp theo, luận án trình bày lý thuyết cơ sở về hệ thống thông tin MIMO, massive MIMO và hệ thống massive MIMO không phân cell. Cơ sở lý thuyết toán tối ưu làm nền tảng cho sự phát triển các thuật toán trong thiết kế các hệ thống tối ưu trong chương tiếp theo cũng được trình bày. Sau đó, luận án giới thiệu lý thuật mạng nơ-ron để làm cơ sở cho phát triển mạng học sâu trong thiết kế phân bổ công suất phát và bộ lọc thu trong hệ thống massive MIMO không phân cell. Luận án tập trung vào thiết kế các khối xử lý tín hiệu thu phát để tối ưu hiệu năng của 03 mô hình thông tin vô tuyến bao gồm hệ thống vô tuyến nhận thức MIMO, hệ thống MIMO đa cell đa người dùng và hệ thống massive MIMO không phân cell. Trong từng mô hình cụ thể, luận án khảo sát các công trình liên quan, xây dựng mô hình toán học và đề xuất giải pháp tối ưu hóa nhằm tăng hiệu năng của hệ thống. Hiệu quả của từng mô hình được đánh giá thông qua mô phỏng Monte Carlo và kết quả của các giải pháp đề xuất có so sánh đối chiếu với các phương

pháp khác. Cụ thể, luận án đã thực hiện nghiên cứu các mô hình và đề xuất giải pháp tối ưu hóa sau:

- Luận án đã nghiên cứu mô hình hệ thống thông tin MIMO vô tuyến nhận thức đa người dùng. Mô hình vô tuyến nhận thức xem xét cho phép nhiều người dùng thứ cấp chia sẻ phổ tần của người dùng sơ cấp. Đây là một trong những giải pháp hiệu quả để nhiều người dùng có thể sử dụng phổ tần số khan hiếm đã được cấp phép cho người dùng sơ cấp. Vấn đề nghiên cứu là thiết kế các khối xử lý tín hiệu thu phát nhằm tối đa hóa tốc độ bit của người dùng thứ cấp trong khi đảm bảo can nhiễu gây đến người dùng sơ cấp giới hạn trong phạm vi cho phép. Luận án đã đề xuất thuật toán tối ưu hóa luân phiên dựa trên kỹ thuật sắp xếp can nhiễu. Bằng cách tối ưu hóa không gian con tín hiệu và không gian con can nhiễu, các kết quả mô phỏng cho thấy mạng thứ cấp có thể hiệu quả tận dụng lại phổ tần được cấp phép cho mạng sơ cấp để truyền dữ liệu mà không làm suy giảm hiệu năng của mạng sơ cấp. Ngoài ra, các thuật toán tối ưu cũng đảm bảo can nhiễu do người dùng thứ cấp gây ra đến người dùng sơ cấp nằm trong giới hạn cho phép.

- Tiếp theo, Luận án nghiên cứu một giải pháp tăng hiệu quả sử dụng phổ tần số bằng cách triển khai nhiều cell nhỏ. Việc tăng nhanh số lượng thiết bị vô tuyến và triển khai nhiều trạm gốc trong các cell nhỏ sẽ dẫn đến một vấn đề tiêu thụ năng lượng. Luận án nghiên cứu giải pháp tối ưu hóa các khối xử lý tín hiệu phát nhằm tối đa hóa hiệu suất năng lượng. Việc tối đa hóa hiệu suất năng lượng được định nghĩa là tỷ số giữa tốc độ bit và công suất phát sẽ dẫn đến bài toán tối ưu phân số phức tạp. Ngoài ra, mô hình nghiên cứu cũng xem xét đến ràng buộc công suất phát trên từng ăng-ten cho phù hợp thực tế hơn các nghiên cứu trước. Để giải quyết những khó khăn trong giải bài toán tối ưu hiệu suất năng lượng trong mạng đa người dùng đa cell, luận án đã đề xuất phương pháp lập dựa trên phương pháp tối ưu hiệu hàm lồi và phương pháp Dinkelbach. Các kết quả mô phỏng cho

thấy phương pháp đề xuất cho mạng thông tin có hiệu suất năng lượng cao hơn các phương pháp dựa trên tối đa hiệu suất phổ.

- Các hệ thống MIMO đa người dùng vô tuyến nhận thức và hệ thống MIMO đa người dùng đa cell là những kỹ thuật hiệu quả sử dụng phổ tần số. Việc tăng số lượng anten thu phát sẽ cho phép cải thiện hiệu suất phổ của hệ thống. Tuy nhiên, do giới hạn của thiết bị phần cứng, đặc biệt là thiết bị vô tuyến di động, việc trang bị một lượng lớn anten trên thiết bị di động sẽ khó khăn và không khả thi. Luận án tiếp tục nghiên cứu một giải pháp khác để tăng cường hiệu suất sử dụng phổ là hệ thống thông tin massive MIMO không phân chia cell. Trong hệ thống này, một lượng lớn các AP phân bố sử dụng đơn anten để phục một lượng người dùng thông qua đơn vị xử lý trung tâm. Để đảm bảo các người dùng có chất lượng dịch vụ gần bằng nhau nhưng không làm giảm tổng tốc độ bit của hệ thống, luận án đề xuất tối đa hóa công bằng tỷ lệ hiệu suất phổ của các người dùng. Hơn nữa, để giảm thời gian thực hiện tính toán tìm mức công suất phát tối ưu và bộ lọc thu, luận án đề xuất mô hình tìm công suất phát và bộ lọc thu tối ưu bằng mạng nơ-ron học sâu. Các kết quả cho thấy phương pháp sử dụng mạng nơ-ron học có thể đạt hiệu năng xấp xỉ phương pháp tối ưu lặp tuy nhiên thời gian tính toán giảm đáng kể.

Luận án đã nghiên cứu các hệ thống thông tin hiệu đại nhằm tăng hiệu suất phổ và hiệu suất năng lượng bằng các đề xuất thuật toán tối ưu hiệu quả cho từng mô hình.

6.2 Hướng phát triển

Dựa trên các kết quả đạt được trong luận án, các hướng nghiên cứu có thể phát triển trong tương lai như sau:

- Nghiên cứu các mô hình thông tin trạng thái kênh không hoàn hảo trong các hệ thống đã được nghiên cứu trong luận án. Các nghiên cứu trong luận án giả sử thông tin trạng thái kênh hoàn hảo. Tuy nhiên, trong thực tế thông tin trạng thái kênh có được là do ước lượng kênh hoặc hệ thống phản

hồi, và thông tin trạng thái kênh có thể thay đổi theo thời gian. Do đó, thông tin trạng thái kênh đạt được có sai số, vì vậy việc nghiên cứu thiết kế các chiến lược xử lý tín hiệu thu phát tối ưu trong các hệ thống cần xem xét đến ảnh hưởng của sai số thông tin trạng thái kênh. Khi đó, các thuật toán tối ưu bền vững với sai số thông tin trạng thái kênh cần được nghiên cứu.

- Nghiên cứu tối ưu đa mục tiêu trong các hệ thống đã nghiên cứu trong luận án. Luận án chỉ tập trung nghiên cứu một mục tiêu hiệu suất phổ hoặc hiệu suất năng lượng với các ràng buộc khác nhau. Trong hệ thống thông tin thế hệ mới, hệ thống được thiết kế cần đáp ứng nhiều mục tiêu khác nhau như hiệu suất phổ, hiệu suất năng lượng, tốc độ bảo mật, thời gian trễ, vân vân. Do đó, việc nghiên cứu tối ưu đa mục tiêu trong thiết kế khối xử lý tín hiệu thu phát là cần thiết để đánh giá đầy đủ sự tương nhượng giữa các hiệu năng khác nhau trong hệ thống.

DANH MỤC CÔNG TRÌNH ĐÃ CÔNG BỐ

Tạp chí quốc tế

1. Le Ty Khanh, Viet Quoc Pham, Ha Hoang Kha, Nguyen Minh Hoang. “Deep Learning for Uplink Spectral Efficiency in Cell-Free Massive MIMO Systems,” **Journal of Advances in Information Technology**, vol. 12, no. 2, pp. 119-127, May 2021. DOI: 10.12720/jait.12.2.119-127 **Scopus (Since 2020), EBSCO; Google Scholar; CrossRef.**

Tạp chí trong nước

1. Le Ty Khanh, Ha Hoang Kha, Nguyen Minh Hoang, “Transceiver Designs To Improve Spectrum Utilization in MIMO Interference Channels,” *Journal of Science and Technology –The University of DaNang*, vol. 1, no. 1, p. 47-52, Aug. 2015. ISSN: 1859-1531. DOI:10.31130/jst.2015.11 (**tạp chí thuộc danh mục tạp chí được tính điểm theo quy định của Hội đồng chức danh giáo sư nhà nước**)

Kỹ yếu hội nghị quốc tế trong nước

1. Le Ty Khanh, Ha Hoang Kha, and Nguyen Minh Hoang, “Energy efficiency maximization with per-antenna power constraints for multicell networks using d.c. programming,” *Industrial Networks and Intelligent Systems, Computing (InisCom)*, Danang, Vietnam, pages 286–295, Cham, 2018. **Springer International Publishing.**