

**ĐẠI HỌC QUỐC GIA HÀ NỘI  
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ**



**ĐỖ HẢI SƠN**

**NGHIÊN CỨU NHẬN DẠNG HỆ THỐNG  
VỚI TRI THỨC MỚI CHO HỆ THỐNG TRUYỀN THÔNG  
MIMO KÍCH THƯỚC LỚN**

**LUẬN VĂN THẠC SĨ  
NGÀNH CÔNG NGHỆ KỸ THUẬT ĐIỆN TỬ - VIỄN THÔNG**

**Hà Nội - 2023**

ĐẠI HỌC QUỐC GIA HÀ NỘI  
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ

ĐỒ HẢI SƠN

NGHIÊN CỨU NHẬN DẠNG HỆ THỐNG  
VỚI TRI THỨC MỚI CHO HỆ THỐNG TRUYỀN THÔNG  
MIMO KÍCH THƯỚC LỚN

Ngành: Công nghệ Kỹ thuật Điện tử - Viễn thông

Chuyên ngành: Kỹ thuật Viễn thông

Mã số: 8510302

LUẬN VĂN THẠC SĨ  
NGÀNH CÔNG NGHỆ KỸ THUẬT ĐIỆN TỬ - VIỄN THÔNG

NGƯỜI HƯỚNG DẪN KHOA HỌC: TS. Trần Thị Thúy Quỳnh

ĐẠI HỌC QUỐC GIA HÀ NỘI  
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ

ĐỖ HẢI SƠN

NGHIÊN CỨU NHẬN DẠNG HỆ THỐNG  
VỚI TRI THỨC MỚI CHO HỆ THỐNG TRUYỀN THÔNG  
MIMO KÍCH THƯỚC LỚN

Ngành: Công nghệ Kỹ thuật Điện tử - Viễn thông

Chuyên ngành: Kỹ thuật Viễn thông

Mã số: 8510302

TÓM TẮT LUẬN VĂN THẠC SĨ  
NGÀNH CÔNG NGHỆ KỸ THUẬT ĐIỆN TỬ - VIỄN THÔNG

## LỜI CAM ĐOAN

Tôi xin cam đoan luận văn thạc sĩ **Nghiên cứu nhận dạng hệ thống với tri thức mới cho hệ thống truyền thông MIMO kích thước lớn** là công trình nghiên cứu thực sự của tôi, được thực hiện dựa trên cơ sở lý thuyết, kiến thức chuyên ngành dưới sự hướng dẫn khoa học của TS. Trần Thị Thúy Quỳnh.

Tôi xin cam đoan những công việc trong luận văn thực hiện chưa từng được các tác giả khác đề xuất. Với sự hiểu biết của mình, tôi chắc chắn các số liệu, kết quả trong luận văn là trung thực và chưa được công bố ở đâu và trong bất cứ công trình nào trừ công trình của tác giả và tài liệu tham khảo.

Nếu có gì sai trái, tôi xin hoàn toàn chịu trách nhiệm.

*Hà Nội, ngày ... tháng ... năm 2023*

**Học viên**

**Đỗ Hải Sơn**

## LỜI CẢM ƠN

*Tôi xin chân thành cảm ơn TS. Trần Thị Thúy Quỳnh, người đã dẫn dắt, định hướng cho nghiên cứu nhận dạng hệ thống với tri thức mới cho hệ thống truyền thông MIMO kích thước lớn. Tôi cũng xin cảm ơn các thầy, cô Khoa Điện tử - Viễn thông, các thành viên của Viện Tiên tiến về Kỹ thuật và Công nghệ, cùng các thầy, cô phản biện đã cho nhiều góp ý giúp tôi khắc phục những điểm còn hạn chế trong luận văn.*

*Nghiên cứu này nhận được sự tài trợ từ đề tài: “Kỹ thuật nhận dạng hệ thống: Từ xử lý mù truyền thống sang xử lý có tri thức mới” mã số 01/2019/TN của Quỹ phát triển khoa học và công nghệ Quốc gia (NAFOSTED).*

*Xin gửi lời cảm ơn đến Giáo sư Karim Abed-Meraim và các thành viên thuộc phòng thí nghiệm PRISME, Đại học Orleans, Cộng hoà Pháp đã tận tình giúp đỡ, hướng dẫn tôi trong quá trình tôi là thực tập sinh tại phòng thí nghiệm PRISME từ tháng 09/2022 đến 12/2022.*

*Cuối cùng, tôi xin được gửi lời cảm ơn đến gia đình, bạn bè đã luôn bên cạnh động viên, khích lệ, và giúp đỡ tôi trong suốt thời gian qua.*

*Trong quá trình thực hiện luận văn, do thời gian, kiến thức, và điều kiện nghiên cứu còn một số hạn chế nên không tránh khỏi thiếu sót, rất mong nhận được ý kiến đóng góp từ người đọc để tôi có thể tiếp tục phát triển hướng nghiên cứu này.*

*Hà Nội, ngày ... tháng ... năm 2023*

**Học viên**

**Đỗ Hải Sơn**

## TÓM TẮT

**Tóm tắt:**

***Từ khóa:***

# MỤC LỤC

|  |     |
|--|-----|
| Lời cam đoan . . . . .   |     |
| Lời cảm ơn . . . . .   |     |
| Tóm tắt . . . . .  |     |
| Mục lục . . . . .  | i   |
| Danh mục ký hiệu và chữ viết tắt . . . . .   | iii |
| Danh mục hình vẽ . . . . .   | v   |
| Danh mục bảng biểu . . . . .   | vi  |
| MỞ ĐẦU . . . . .   | 1   |
| CHƯƠNG 1. TỔNG QUAN VỀ CÁC PHƯƠNG PHÁP NHẬN DẠNG HỆ THỐNG TRONG TRUYỀN THÔNG KHÔNG DÂY . . . . . | 5   |
| 1.1. Mô hình hệ thống MIMO/mMIMO . . . . .   | 6   |
| 1.2. Nhận dạng kênh không mù . . . . .   | 7   |
| 1.2.1. Zero Forcing (ZF) . . . . .   | 8   |
| 1.2.2. Minimum Mean Square Error (MMSE) . . . . .  | 9   |
| 1.3. Nhận dạng kênh mù . . . . .   | 9   |
| 1.4. Nhận dạng kênh bán mù . . . . .   | 10  |
| 1.5. Nhận dạng kênh sử dụng học máy . . . . .  | 11  |
| CHƯƠNG 2. NHẬN DẠNG KÊNH TRUYỀN SỬ DỤNG THUẬT TOÁN BÁN MÙ MRE . . . . .                          | 13  |
| 2.1. Sơ lược về thuật toán B-MRE . . . . .   | 13  |
| 2.2. Đề xuất phương pháp nhận dạng hệ thống SB-MRE cho MIMO . . . . .                            | 14  |
| 2.3. Đề xuất giảm thiểu chi phí của thuật toán SB-MRE . . . . .                                  | 15  |
| 2.3.1. Giảm thiểu độ phức tạp của thành phần B-MRE . . . . .                                     | 15  |
| 2.3.2. Giảm thiểu độ dài chuỗi pilot . . . . .   | 16  |
| 2.4. Mô phỏng và đánh giá . . . . .  | 16  |
| CHƯƠNG 3. NHẬN DẠNG HỆ THỐNG SỬ DỤNG MẠNG HỌC SÂU . . . . .                                      | 20  |
| 3.1. Giới thiệu về mạng học sâu DetNet . . . . .   | 20  |
| 3.2. Đề xuất mạng học sâu ISD cho ước lượng kênh truyền . . . . .                                | 20  |
| 3.3. Mô phỏng và đánh giá . . . . .  | 20  |
| KẾT LUẬN . . . . .   | 21  |

|  |    |
|--|----|
| DANH MỤC CÔNG TRÌNH KHOA HỌC CỦA TÁC GIẢ LIÊN QUAN ĐẾN |    |
| LUẬN VĂN . . . . .                                     | 22 |
| TÀI LIỆU THAM KHẢO . . . . .                           | 23 |
| PHỤ LỤC . . . . .                                      | 26 |



## DANH MỤC KÝ HIỆU VÀ CHỮ VIẾT TẮT

| Danh mục ký hiệu |                |            |
|------------------|----------------|------------|
| STT              | Ký hiệu        | Giải thích |
| 1                | in thường      | Vô hướng   |
| 2                | in thường, đậm | Vector     |
| 3                | in hoa, đậm    | Ma trận    |

| <b>Danh mục chữ viết tắt</b> |                     |                             |                                |
|------------------------------|---------------------|-----------------------------|--------------------------------|
| <b>STT</b>                   | <b>Chữ viết tắt</b> | <b>Giải thích tiếng Anh</b> | <b>Giải thích tiếng Việt</b>   |
| 1                            | ADC                 | Analog Digital Converter    | Bộ chuyển đổi tương tự sang số |
| 2                            | AM                  | Amplitude Modulation        | Điều chế biên độ               |

## DANH MỤC HÌNH VẼ

|          |  |    |
|----------|--|----|
| Hình 1.1 | Phân loại các phương pháp ước lượng kênh truyền viễn thông. . . . .    | 5  |
| Hình 1.2 | Mô hình minh hoạ hệ thống truyền thông MIMO. . . . .                   | 6  |
| Hình 2.1 | Proposed SB-MRE for channel estimation. . . . .                        | 17 |
| Hình 2.2 | Performance of proposed SB-MRE with differs $N_p$ and SNR. . . . .     | 18 |
| Hình 2.3 | Performance of proposed SB-MRE with differs $\lambda$ and SNR. . . . . | 19 |

## DANH MỤC BẢNG BIỂU

|          |                                 |    |
|----------|---------------------------------|----|
| Bảng 2.1 | Simulation parameters . . . . . | 17 |
|----------|---------------------------------|----|

# MỞ ĐẦU

## Lý do chọn đề tài

Theo [2], trong năm 2021, chỉ riêng các thiết bị di động đã đòi hỏi tổng lưu lượng truy cập internet đạt 48,27 Petabytes/tháng, và tăng trưởng 46% hàng năm. Tốc độ truy cập của các thế hệ mạng di động phổ biến ở Việt Nam như 4G là trung bình trên 28,2 Megabits/giây và tăng lên từ 29 đến 47% hàng năm. Với sự ra trường nhanh chóng của số lượng các thiết bị di động và đòi hỏi về chất lượng nội dung của người dùng khiến yêu cầu về truyền tải nhanh và hiệu quả trong các hệ thống truyền thông không dây luôn là chủ đề nghiên cứu được quan tâm.

Tuy nhiên, việc truyền tải không dây luôn gặp phải một hạn chế cố hữu đó là ảnh hưởng bởi kênh truyền vô tuyến là biến dạng tín hiệu. “**Nhận dạng hệ thống truyền thông**” được hiểu là ước lượng sự ảnh hưởng của kênh truyền vô tuyến đến việc truyền nhận tín hiệu, gọi ngắn gọn là “ước lượng kênh truyền”. Ngay từ các thế hệ mạng di động đầu tiên như 2G [26], các chuỗi tín hiệu hoa tiêu (pilot sequence) được biết trước ở cả bên phát và thu đã được sử dụng để ước lượng sự ảnh hưởng của kênh truyền và khôi phục dạng tín hiệu ở bên thu (NB - Non-blind) [12]. Đến thế hệ mạng di động 4G, 5G, và cao hơn, việc truyền tải đơn ăng-ten (antenna) đã được thay thế bằng các hệ thống đa đầu vào đa đầu ra (MIMO - Multi-input multi-output) hay lớn hơn nữa là MIMO kích thước lớn (mMIMO - massive MIMO). Điều này khiến việc ước lượng kênh truyền trong các hệ thống MIMO, mMIMO trở nên phức tạp, yêu cầu các chuỗi pilot dài hơn [14], dẫn đến hiệu quả về mặt phổ thời gian tần số của việc truyền tải bị giảm đi.

Nhiều phương pháp nghiên cứu đã được đề xuất để giảm thiểu số lượng pilot cần thiết cho việc ước lượng kênh truyền. Mà tiêu biểu trong số đó là ba hướng tiếp cận:

1. Các thuật toán nhận dạng “mù” (B - blind) ở đây được hiểu là khi xử lý (nhận dạng), bộ xử lý “không nhìn thấy” (không có thông tin) của đầu vào. Các thuật toán xử lý tín hiệu mù phát triển mạnh trong thập kỷ 90 [1], tuy nhiên các phương pháp xử lý mù thường yêu cầu các thông số thống kê của tín hiệu mà thông thường không biết trước trong các hệ thống truyền thông thực, hơn nữa, độ chính xác mà các thuật toán này đưa ra cũng thấp hơn đáng kể khi so sánh với các phương pháp sử dụng pilot truyền thống. Do vậy, các thuật toán mù cũng ít được quan tâm trong những thế hệ mạng viễn thông di động trước 5G.

2. Các thuật toán nhận dạng “bán mù” (SB - Semi-blind) là phương pháp cải tiến của B và được quan tâm trong các năm gần đây [8, 9, 20]. Đây là kỹ thuật kết hợp các thông tin từ hướng tiếp cận mù truyền thống và các dạng thông tin khác, ví dụ [18]: số lượng nhỏ pilot, hướng sóng đến (DoA - Direction of Arrival), tọa độ người dùng, ... Điều này giúp giảm đi số lượng pilot cần thiết cho việc nhận dạng hệ thống nhằm tăng hiệu quả phổ nhưng vẫn giữ được độ chính xác cần thiết, giảm độ phức tạp, và cho khả năng ứng dụng rộng rãi hơn.
3. Các thuật toán nhận dạng sử dụng học máy, học sâu (ML - Machine learning; DL - Deep learning) cũng là lĩnh vực nghiên cứu dành được nhiều sự quan tâm [30] trong các năm gần đây. Ưu điểm của các kỹ thuật sử dụng ML, DL là tính đa dạng, khi hướng tiếp cận ML, DL sử dụng cho mục đích xử lý các loại tín hiệu như hình ảnh, âm thanh đã đạt được các bước tiến rõ rệt. Đầu vào của các mạng DL được sử dụng để nhận dạng hệ thống rất linh hoạt, có thể tương ứng với cả ba hướng tiếp cận: pilot, mù, và bán mù kể trên. Sau quá trình huấn luyện, các mô hình (model) học máy có thể hoạt động độc lập như một bộ cân bằng mù/bán mù, khi chỉ cần đưa các tín hiệu thu được đi qua model, và các tín hiệu được khôi phục sẽ được trả về mà không cần đến các chuỗi pilot, hay thông tin về trạng thái kênh truyền (CSI - Channel state information).

Có thể thấy, với SB và DL, thông tin về kênh truyền cần thiết phải được biết trước đó. Thay vào đó, các phương pháp này có thể sử dụng các tín hiệu mẫu được thu thập để đưa ra ước lượng chính xác của thông tin kênh truyền, giảm thiểu sự phụ thuộc vào kiến thức chính xác về kênh truyền. Vì vậy, SB và DL là các phương pháp tiên tiến và hứa hẹn trong việc ước lượng kênh truyền trong các hệ thống truyền thông hiện đại.

Từ thực tế và những phân tích nêu trên, luận văn tập trung nghiên cứu hai mục tiêu sau phương pháp nhận dạng hệ thống bán mù, học máy, học sâu và đề xuất các giải thuật mới để cải thiện các phương pháp nhận dạng này, bao gồm:

1. Phát triển thuật toán bán mù dựa trên một phương pháp nhận dạng mù truyền thống cho các hệ thống MIMO và mMIMO.
2. Phát triển một phương pháp nhận dạng sử dụng DL cho các hệ thống mMIMO.

## **Phương pháp nghiên cứu**

Trong luận văn, để đạt được mục tiêu nghiên cứu học viên đã tìm hiểu các tài liệu, bài báo, tạp chí quốc tế, ... có uy tín, thực hiện việc tính toán mô hình dữ liệu, phân tích

số học để đưa ra các hướng giải quyết hợp lý, và sau đó kiểm nghiệm lại kết quả bằng hình thức mô phỏng trên Matlab, Python.

Cụ thể để phát triển các thuật toán mới như mục tiêu đề ra các bước nghiên cứu sau đã được thực hiện trong luận văn:

1. Tìm hiểu về tổng quan các thuật toán nhận dạng hệ thống trong truyền thông không dây với các hướng tiếp cận khác nhau.
2. Xác định bài toán cụ thể và mục tiêu của nghiên cứu.
3. Lựa chọn thuật toán bán truyền thống phù hợp để phát triển lên SB và một phương pháp sử dụng học sâu để nhận dạng kênh truyền có thể cải tiến.
4. Xây dựng mô hình toán học, huấn luyện mô hình, và tối ưu hóa các thuật toán đề xuất.
5. Đánh giá và phân tích kết quả ở nhiều kịch bản khác nhau, so sánh với các nghiên cứu đi trước.

## **Nội dung nghiên cứu**

- Tìm hiểu về các thuật toán ước lượng kênh truyền trong những năm gần đây.
- Xây dựng mô hình toán học hệ thống MIMO/mMIMO để mô tả quá trình truyền tải tín hiệu qua kênh truyền.
- Phát triển thuật toán SB dựa trên phương pháp bộ cân bằng kênh tham chiếu (MRE - Mutually referenced equalizers).
- Phát triển mạng học sâu phát hiện tuần tự lặp lại (ISD - Iterative Sequential Detection) để ước lượng kênh truyền viễn thông.
- Đánh giá, kiểm tra các thuật toán được đề xuất trên các công cụ mô phỏng Matlab, Python.

## **Đóng góp của đề tài**

Với sự hiểu biết của học viên, những kết quả nghiên cứu trong luận văn đã đạt được mục đích nghiên cứu đề ra. Những kết quả này bao gồm:

- Tổng quan về các thuật toán nhận dạng hệ thống truyền thông MIMO kích thước lớn.

- Đề xuất thuật toán SB-MRE cho ước lượng kênh truyền.
- Đề xuất một mạng học sâu ISD cho việc ước lượng kênh truyền của hệ thống mMIMO.

Kết quả nghiên cứu trong khuôn khổ luận văn đã được công bố trên ...

1.

## **Bố cục của luận văn**

Nội dung chính của luận văn được trình bày như sau:

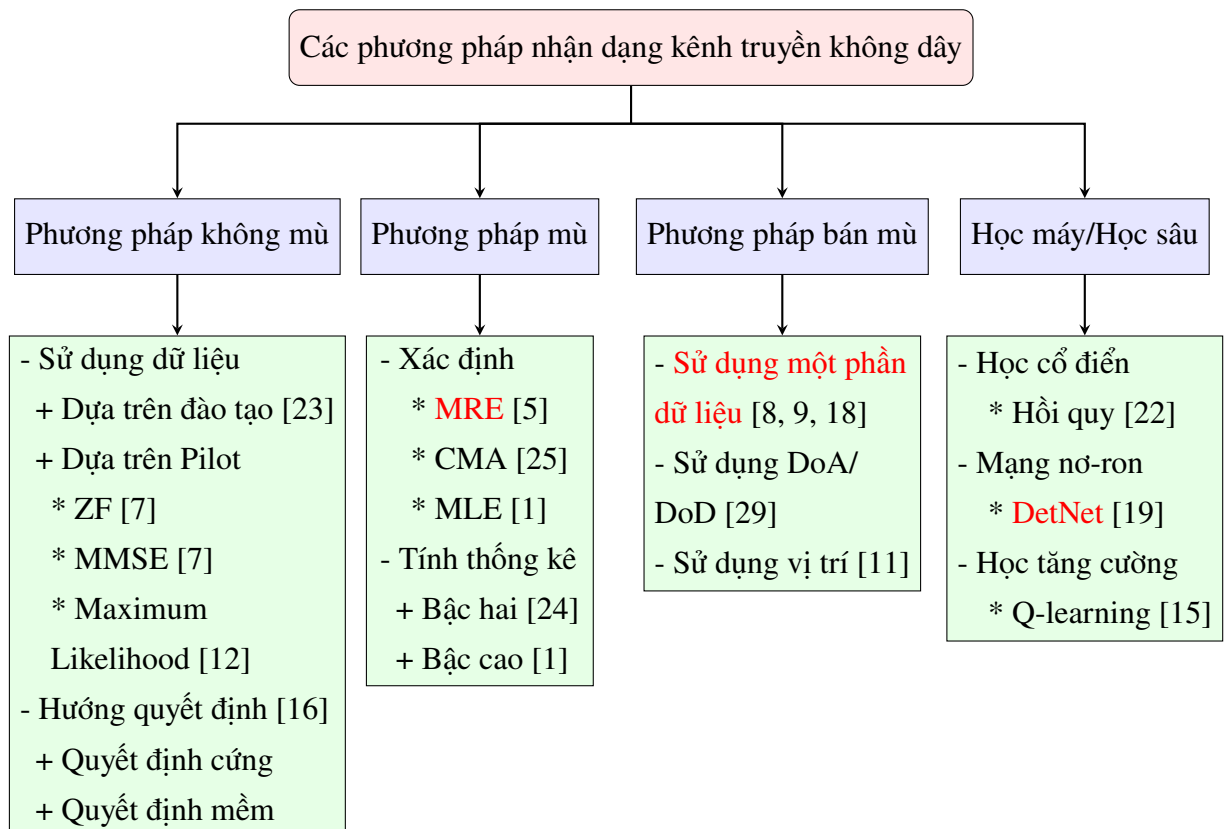
- Mở đầu: Trình bày mục đích, phương pháp nghiên cứu, nội dung, đóng góp và bố cục của luận văn.
- Chương 1: Trình bày mô hình hệ thống viễn thông MIMO/mMIMO và tổng quan về các phương pháp nhận dạng hệ thống trong truyền thông không dây.
- Chương 2: Trình bày sơ lược về thuật toán B-MRE gốc, sau đó đề xuất phương pháp SB-MRE cho MIMO/mMIMO. Kiểm nghiệm và đánh giá kết quả thông qua mô phỏng Matlab.
- Chương 3: Trình bày sơ lược về mạng DetNet (Detection Network) phục vụ cho ước lượng kênh truyền viễn thông. Đề xuất mạng ISD nhằm giảm độ phức tạp cho mô hình đầu ra. Tạo bộ dữ liệu, đào tạo và đánh giá kết quả thông qua mô phỏng Python.
- Kết luận: Đưa ra kết luận về hai thuật toán được đề xuất và đề xuất các giải pháp để cải thiện hệ thống.



# CHƯƠNG 1

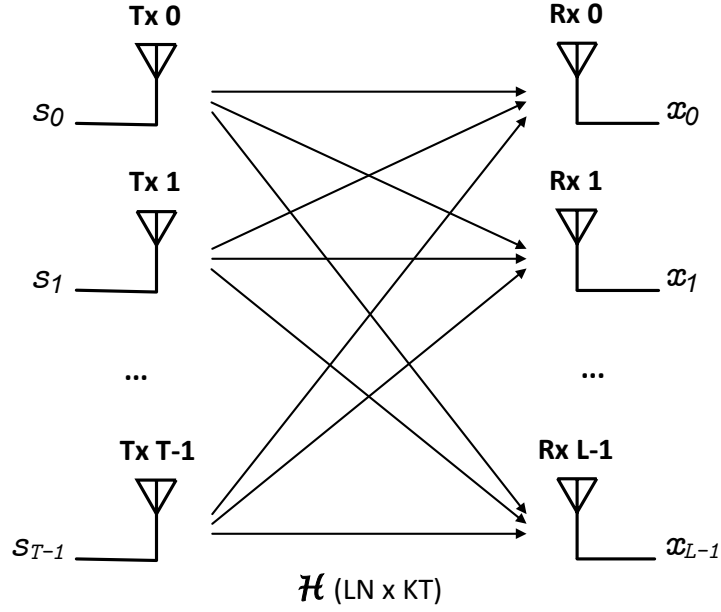
## TỔNG QUAN VỀ CÁC PHƯƠNG PHÁP NHẬN DẠNG HỆ THỐNG TRONG TRUYỀN THÔNG KHÔNG DÂY

Việc nhận dạng hệ thống trong truyền thông không dây đã luôn được phát triển ngay từ những thế hệ mạng không dây đầu tiên [26]. Ngày nay, các thuật toán ước lượng kênh truyền không dây đã đạt được các bước tiến đáng kể về độ chính xác và dựa trên đặc điểm của các thuật toán có thể chia thành bốn hướng tiếp cận chính như trên hình 1.1. Bao gồm phương pháp không mù (Non-blind), mù (B), bán mù (SB), và dựa trên học máy, học sâu (AI-based) [27]. Với mỗi phương pháp, rất nhiều thuật toán đã được đề xuất và cho hiệu quả trong các tình huống cụ thể như các trích dẫn trên hình 1.1. Từ cách phân loại kể trên, chương đầu tiên sẽ đưa ra mô hình hệ thống MIMO/mMIMO sử dụng cho luận văn, sau đó sẽ trình bày đôi nét cơ bản về các phương pháp ước lượng kênh truyền này, trong số đó, một số thuật toán được dùng để so sánh kết quả trong các chương sau của luận văn sẽ được trình bày chi tiết.



Hình 1.1. Phân loại các phương pháp ước lượng kênh truyền viễn thông.

## 1.1. Mô hình hệ thống MIMO/mMIMO



Hình 1.2. Mô hình minh hoạ hệ thống truyền thông MIMO.

Hình 1.2 minh hoạ một hệ thống thu phát MIMO/mMIMO, với  $T$  ăng-ten phát và  $L$  ăng-ten thu. Mỗi kênh truyền vô tuyến giữa ăng-ten phát thứ  $t$  và ăng-ten nhận thứ  $l$  sẽ được mô hình hoá bằng một bộ lọc đáp ứng xung hữu hạn (FIR - Finite impulse response) tương ứng là một véc-tơ của các hệ số bộ lọc có độ dài  $M + 1$ . Giả sử ở mỗi thời điểm  $i$ , mỗi ăng-ten thu sẽ thu thập một chuỗi  $N$  ký hiệu (symbol) liên tiếp. Từ các giả thiết trên, mô hình toán học của hệ thu phát MIMO được biểu diễn dưới dạng ma trận như sau

$$\mathbf{x}(i) = \sum_{t=0}^{T-1} \mathbf{H}_t \mathbf{s}_t(i) + \mathbf{w}_t \quad (1.1)$$

trong đó  $\mathbf{s}_t(i) \in \mathbb{C}^{M+N \times 1}$  là các ký hiệu được gửi đi từ bộ phát thứ  $t$ . Ma trận kênh truyền dạng tích chập (convolution) [5] giữa bộ phát thứ  $t$  và toàn bộ  $L$  ăng-ten thu được ký hiệu  $\mathbf{H}_t$ . Giả sử rằng  $\mathbf{H}_t \in \mathbb{C}^{LN \times K}$  là một ma trận đầy đủ hạng theo cột (full column rank) với hạng  $K = M + N$ . Tiếp đến,  $\mathbf{x}(i) \in \mathbb{C}^{LN \times 1}$  là véc-tơ biểu diễn tín hiệu thu được từ  $L$  ăng-ten. Cuối cùng,  $\mathbf{w}_t \in \mathbb{C}^{LN \times 1}$  đại diện cho tạp âm trắng cộng sinh (AWGN - additive white Gaussian noise). Giả sử kênh truyền và tạp âm ở các kênh khác nhau là độc lập và phân bố giống nhau (i.i.d) với các phân bố lần lượt được chọn là  $\mathcal{CN}(0, \sigma_{\mathbf{H}_t}^2 \mathbf{I})$  và  $\mathcal{CN}(0, \sigma^2 \mathbf{I})$ . Dưới đây là biểu diễn đầy đủ của các thành phần kể trên với  $(\cdot)^\top$  là phép chuyển vị (transpose) ma trận.

$$\mathbf{s}_t(i) = [s(i), s(i-1), \dots, s(i-K+1)]^\top \quad (1.2)$$

$$\mathbf{H}_t = \begin{pmatrix} h_0^{(0)} & \cdots & h_M^{(0)} & \overset{K}{\longleftrightarrow} & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \cdots & \ddots & & \cdots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & & h_0^{(0)} & \cdots & h_M^{(0)} \\ \vdots & \cdots & \vdots & & \cdots & \cdots & \vdots \\ h_0^{(L-1)} & \cdots & h_M^{(L-1)} & & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \cdots & \ddots & & \cdots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & & h_0^{(L-1)} & \cdots & h_M^{(L-1)} \end{pmatrix} \updownarrow LN \quad (1.3)$$

$$\mathbf{x}(i) = [x^{(0)}(i), \dots, x^{(0)}(i - N + 1), \dots, x^{(L-1)}(i), \dots, x^{(L-1)}(i - N + 1)]^\top \quad (1.4)$$

Cần lưu ý rằng, cách biểu diễn toán học dưới dạng ma trận số phức như trên chỉ phù hợp trên lý thuyết và các phần mềm mô phỏng như Matlab. Các phương pháp sử dụng ML/DL nhằm nhận dạng kênh thường được phát triển trên ngôn ngữ Python và các thư viện nền tảng thông dụng như Tensorflow<sup>1</sup> của Google hay Pytorch<sup>2</sup> của Facebook, cả hai thư viện này không trực tiếp hỗ trợ các phép toán/toán tử với số phức. Do vậy, không làm mất đi tính tổng quát, ở chương 3, các ma trận trên mô hình kênh kể trên sẽ được biểu diễn dưới dạng ma trận của các thành phần thực ( $\Re$ ) và ảo ( $\Im$ ) riêng biệt như sau

$$\mathbf{s}_t = \begin{bmatrix} \Re(\mathbf{s}_t) \\ \Im(\mathbf{s}_t) \end{bmatrix}; \mathbf{x} = \begin{bmatrix} \Re(\mathbf{x}) \\ \Im(\mathbf{x}) \end{bmatrix}; \mathbf{w}_t = \begin{bmatrix} \Re(\mathbf{w}_t) \\ \Im(\mathbf{w}_t) \end{bmatrix} \quad (1.5)$$

$$\mathbf{H}_t = \begin{bmatrix} \Re(\mathbf{H}_t) & -\Im(\mathbf{H}_t) \\ \Im(\mathbf{H}_t) & \Re(\mathbf{H}_t) \end{bmatrix} \quad (1.6)$$

## 1.2. Nhận dạng kênh không mù

Như trên hình 1.1, các phương pháp nhận dạng kênh không mù có thể chia làm hai nhóm chính, bao gồm các phương pháp sử dụng dữ liệu (Data-aided) [27] và các phương pháp dựa trên hướng quyết định (Decision-directed) [16]. Các thuật toán sử dụng dữ liệu có thể chia làm hai loại nhỏ hơn, gồm có các phương pháp dựa trên việc đào tạo (Training-based) và các phương pháp dựa trên tín hiệu hoa tiêu (Pilot-assisted). Khác biệt chính giữa hai phương pháp là loại tín hiệu được dùng để ước lượng kênh truyền. Với Training-based, bên phát sẽ phát các dữ liệu huấn luyện gốc, bên thu chỉ biết thời điểm dữ liệu huấn luyện này được truyền nhưng không biết trước thông tin của dữ liệu. Tín hiệu bên thu nhận được gồm tín hiệu gốc và tín hiệu đã bị méo, từ đó, một mô hình

<sup>1</sup><https://github.com/tensorflow/tensorflow>

<sup>2</sup><https://github.com/pytorch/pytorch>

ước lượng được huấn luyện bằng cách tối ưu hóa một hàm mất mát (loss function) giữa kết quả ước lượng kênh truyền và giá trị thực tế của kênh truyền. Với Pilot-assisted, các ký hiệu pilot được chèn trực tiếp vào khung dữ liệu gửi đi, và bên phát biết cả thời gian, vị trí, và giá trị gốc của các ký hiệu pilot này. Từ đó, bên thu có thể ước lượng ra ảnh hưởng của kênh truyền đến các tín hiệu pilot và nội suy ra ảnh hưởng của kênh truyền đến toàn bộ khung dữ liệu. Các giải thuật phổ biến được sử dụng cho phương pháp Data-aided có thể kể đến như bộ phát hiện ép về không (ZF - Zero Forcing), lỗi trung bình phương sai tối thiểu (MMSE - Minimum Mean Square Error) [7]. Hai giải thuật này là các giải thuật tuyến tính và sẽ được trình bày chi tiết hơn ở mục 1.2.1 và 1.2.2. Tuy phổ biến và được áp dụng trong các hệ truyền thông thực tế, nhưng các phương pháp sử dụng dữ liệu để ước lượng kênh truyền có một nhược điểm đó là giảm hiệu quả sử dụng phổ do một phần băng thông bị lãng phí để truyền tải các dữ liệu huấn luyện hoặc pilot.

Phương pháp hướng quyết định (DDCE - Decision-directed channel estimation) cũng dựa trên việc sử dụng dữ liệu, tuy nhiên, thay vì ước lượng kênh truyền chỉ trong một bước DDCE có thêm một bước nữa [27]. Cụ thể, tại bước một, DDCE vẫn ước lượng kênh truyền dựa trên một trong hai phương pháp Training-based hoặc Pilot-assisted như Data-aided. Sau đó, khôi phục các tín hiệu dựa trên trạng thái kênh truyền vừa ước lượng được. Ở bước tiếp theo, các dữ liệu mới được khôi phục sẽ tiếp tục được đưa vào thuật toán ước lượng nhằm cập nhật trạng thái thông tin về kênh truyền cho đến khi các ký hiệu trong một phiên được truyền hết. Chi tiết hơn, bộ thu sẽ so sánh ký tự đã nhận được với ký tự được dự đoán dựa trên ký tự trước đó và ước lượng kênh truyền hiện tại. Nếu có sai sót giữa ký tự đã nhận và ký tự dự đoán, bộ thu sẽ điều chỉnh ước lượng kênh truyền để cải thiện độ chính xác của dự đoán ký tự tiếp theo. Quá trình này được lặp lại cho mỗi ký tự nhận được. Vậy ra quyết định bit là 0 hay 1 trong DDCE sẽ được thực hiện theo hai giải thuật gồm quyết định mềm (soft) và quyết định cứng (hard). Quyết định mềm [17] sẽ xác định giá trị của các bit dữ liệu bằng cách tính toán xác suất bit đó được truyền qua kênh truyền. Ngược lại, với quyết định cứng [21], một ngưỡng xác định được đưa ra, nếu lớn hơn ngưỡng này sẽ là bit 1, ngược lại là bit 0. Tuy nhiên, phương pháp DDCE có điểm hạn chế đó là quá trình ước lượng lại bị phụ thuộc vào các dữ liệu cũ, dẫn đến việc, có thể kênh truyền hiện tại không còn tương ứng với các dữ liệu từ thời điểm quá khứ. Điều này dẫn đến các lỗi tích lũy và làm giảm hiệu năng của hệ thống nhận dạng.

### **1.2.1. Zero Forcing (ZF)**

Các giải thuật nhận dạng tuyến tính dựa trên các phép biến đổi tuyến tính của các tín hiệu nhận được  $x$ . Các giải thuật tuyến tính thường có độ phức tạp thấp, hoặc trung bình. Nhưng độ phức tạp sẽ tăng lên nếu hệ thống có số chiều lớn, ví dụ số lượng ăng-

ten  $T$  hay  $L$  rất lớn trong mMIMO dẫn đến phép nghịch đảo ma trận tiêu tốn nhiều tài nguyên tính toán hơn. Một bộ nhận dạng tuyến tính có thể biểu diễn như bên dưới

$$\mathbf{s} = \mathbf{G}\mathbf{x} \quad (1.7)$$

ZF là phương pháp đơn giản nhất của các thuật toán nhận dạng tuyến tính. Trong đó, ma trận kênh truyền  $\mathbf{H}$  sẽ được nghịch đảo để loại bỏ ảnh hưởng của kênh truyền. Ma trận làm bằng (equalizer matrix)  $\mathbf{G}_{ZF}$  của bộ nhận dạng ZF như sau

$$\mathbf{G}_{ZF} = \left( \mathbf{H}^H \mathbf{H} \right)^{-1} \mathbf{H}^H \quad (1.8)$$

với  $\mathbf{G}_{ZF}$ , tín hiệu gốc được khôi phục bằng cách

$$\hat{\mathbf{s}}_{ZF} = \left( \mathbf{H}^H \mathbf{H} \right)^{-1} \mathbf{H}^H \mathbf{x} \quad (1.9)$$

### 1.2.2. Minimum Mean Square Error (MMSE)

Hiệu năng của bộ nhận dạng ZF thường bị ảnh hưởng bởi nhiễu AWGN. Do vậy, MMSE là giải thuật tốt hơn bằng việc kết hợp thêm thông tin phương sai của nhiễu trước khi nghịch đảo ma trận. Ma trận làm bằng  $\mathbf{G}_{MMSE}$  của bộ nhận dạng MMSE được biểu diễn dưới dạng

$$\mathbf{G}_{MMSE} = \left( \mathbf{H}^H \mathbf{H} + \frac{\sigma^2}{E_x} \mathbf{I} \right)^{-1} \mathbf{H}^H \quad (1.10)$$

với  $\sigma^2$  là phương sai của nhiễu AWGN,  $E_x$  là công suất của tín hiệu thu được, và  $\mathbf{I}$  là ma trận đơn vị. với  $\mathbf{G}_{MMSE}$ , tín hiệu gốc được khôi phục như sau

$$\hat{\mathbf{s}}_{MMSE} = \left( \mathbf{H}^H \mathbf{H} + \frac{\sigma^2}{E_x} \mathbf{I} \right)^{-1} \mathbf{H}^H \mathbf{x} \quad (1.11)$$

Ưu điểm của MMSE, các giá trị thấp trong quá trình đảo ngược có thể dẫn đến hiện tượng khuếch đại tạp âm (deep null) khi sử dụng ZF, được khắc phục bởi công suất tạp âm khác không. Tuy nhiên, có thể nhận thấy cả hai giải thuật ZF và MMSE cần các chuỗi pilot để ước lượng kênh truyền, sau đó nội suy ra ma trận  $\mathbf{H}$ .

### 1.3. Nhận dạng kênh mù

Các kỹ thuật nhận dạng hệ thống mù (hoặc tương tự như giải mã mù hoặc cân bằng mù) đã được biết đến từ đầu những năm 1980. Theo [27], có thể chia các thuật toán mù vào hai nhóm chính. Thứ nhất là các kỹ thuật ước lượng kênh truyền dựa trên đặc tính

thông kê của tín hiệu thu được, có thể là đặc tính thống kê bậc hai (SOS - Second-order statistics), hoặc bậc cao (HOS - Higer-order statistics). Cách tiếp cận SOS được đề xuất trong [24] yêu cầu các tín hiệu có đặc tính chu kỳ hoặc đa dạng kênh (channel diversity) với các hệ thống đơn đầu đơn vào đầu ra (Single-input single-output). SOS có ưu điểm là yêu cầu lượng dữ liệu ít hơn để có được các ước tính thống kê đáng tin cậy tương đương với phương pháp HOS. Tuy nhiên, HOS [6] có lợi thế là cung cấp thông tin về pha mà không cần đa dạng kênh với đánh đổi là cần một lượng lớn dữ liệu lấy mẫu và khả năng tính toán cao hơn.

Nhóm kỹ thuật thứ hai đó là khai thác các thông tin đã xác định (deterministic) của tín hiệu hoặc hệ thống. Có thể kể đến như thuật toán mô-đun không đổi (CMA - Constant modulus algorithm) [25] khai thác đặc trưng là giá trị mô-đun không đổi của các tín hiệu phức khi sử dụng các bộ điều chế như điều chế pha (PSK - Phase-shift keying), điều chế biên độ cầu phương 4 điểm (4-QAM - Quadrature amplitude modulation). Từ đó, nhóm tác giả đề xuất cân bằng kênh truyền bằng một bộ lọc thích nghi (adaptive filter) để đưa mô-đun của tín hiệu thu được về các giá trị chuẩn của PSK hay 4-QAM. Thuật toán MRE [5] khai thác đặc trưng tham chiếu của hệ thống gồm nhiều cảm biến thu (sensor) hay được hiểu là đa ăng-ten trong một hệ đơn đầu vào đa đầu ra (SIMO - Single-input multi-output). Nhóm tác giả đề xuất phương pháp ước lượng một tập  $N$  bộ lọc để làm bằng kênh, tương ứng với  $N$  mẫu độ trễ ở các ăng-ten khác nhau. Trong [3], nhóm tác giả đặc trưng thưa (sparsity) của tín hiệu thường xuất hiện nhiều trong các kênh truyền mMIMO hay bước sóng mi-li-mét (mmWave - millimeter Wave) hiện nay. Bằng cách sử dụng tính chất thưa, các tín hiệu gốc có thể được khôi phục trong trường hợp hệ thống dưới mức xác định (underdetermined). Trong một số điều kiện cụ thể, việc áp dụng ràng buộc thưa có thể làm cải thiện hiệu năng của việc nhận dạng hệ thống mù.

#### **1.4. Nhận dạng kênh bán mù**

Các phương pháp nhận dạng kênh bán mù được sinh từ sự kết hợp của các kỹ thuật Non-blind (NB) và Blind. Giải pháp lai (hybrid) này được kỳ vọng sẽ giảm thiểu lượng pilot cần thiết mà vẫn bù đắp lại được độ chính xác bằng các thông tin từ kỹ thuật mù mang lại. Các tiếp cận đơn giản nhất đó là kết hợp trực tiếp các bộ nhận dạng như ZF, MMSE với các thông tin thống kê SOS, HOS đã được trình bày ở trên. Các công bố [8, 18, 28] đi theo hướng tiếp cận này đều cho ra các kết quả vượt trội khi so với NB truyền thống trong một số điều kiện nhất định. Ngoài ra, việc kết hợp các thông tin xác định của các bộ cân bằng mù như được trình bày ở mục 1.3 cũng là các hướng nghiên cứu tiềm năng trong tương lai.

Tiếp đến, ngoài các đặc trưng của tín hiệu, các thông tin bên lề (side-information) của hệ thống thu phát cũng có thể được xem xét để cải thiện khả năng nhận dạng kênh truyền. Có thể kể đến như sử dụng thêm thông tin hướng sóng đến/đi (DoA/DoD) như trong [29], nhóm tác giả đã đề xuất sử dụng DoA của các người dùng khác nhau để giảm thiểu/loại bỏ sự ảnh hưởng của ô nhiễm pilot (PC - Pilot contamination) qua đó hiệu suất của việc nhận dạng kênh truyền đã được cải thiện. Tiếp đến, [11] đề xuất sử dụng thông tin về tọa độ/vị trí (location) người dùng để đánh giá đáp ứng tần số kênh truyền mmWave. Kết quả mô phỏng cho thấy cả độ chính xác và độ phức tạp của mô hình ước lượng đều giảm đi khi có thêm loại thông tin bên lề này.

### 1.5. Nhận dạng kênh sử dụng học máy

Nhận dạng kênh truyền sử dụng ML/DL là hướng tiếp cận bùng nổ trong các năm trở lại đây. Do các bước tiến đã đạt được trước đó của việc xử lý các loại tín hiệu âm thanh, hình ảnh sử dụng các mạng học sâu. Việc chuyển tiếp các kỹ thuật sẵn có này sang viễn thông được xảy ra nhanh chóng và bước đầu các nghiên cứu đã chỉ ra các kết quả tiềm năng. Điểm khác biệt của hướng tiếp cận này đó là nó bao hàm được lý thuyết của cả ba hướng tiếp cận kể trên bao gồm mù, bán mù, và không mù. Tuy nhiên, thay vì việc tìm các phương pháp tối ưu và nghiệm chính xác, ML/DL sử dụng các thuật toán ML cơ bản, mạng nơ-ron (NN - Neuron network), hay học tăng cường (RL - Reinforcement learning) cho các đầu vào của hệ thống nhận dạng B, SB, NB.

Các phương pháp sử dụng học cổ điển để nhận dạng kênh truyền được phát triển trước tiên, do độ phức tạp ở mức thấp. Trong [22], việc ước lượng ma trận làm bằng  $G_{MMSE}$  được thay thế bằng thuật toán hồi quy Gaussian (GPR - Gaussian process regression). Các ưu điểm của GPR như tỷ lệ lỗi bit (BER - Bit error rate) thấp hơn MMSE truyền thống; (ii) nội suy chính xác hơn các ước tính kênh ở giữa các pilot symbol so với các kỹ thuật nội suy tuyến tính. Ngoài phương pháp hồi quy, các giải thuật cổ điển của học máy như giảm số chiều của dữ liệu (PCA - Principal components analysis, ICA - Independent component analysis), học Bayesian cũng được đề xuất và cho thấy sự hiệu quả [27].

Các phương pháp nhận dạng sử dụng các mạng nơ-ron còn có những bước tiến rõ ràng hơn, khi NN phức tạp hơn và số lượng tham số đào tạo cũng là rất lớn để đáp ứng được các mô hình kênh phức tạp. Các nghiên cứu trong mục 1.4 như [11, 28] cũng sử dụng các thông tin bên lề cho SB nhưng thay vì các phương pháp tối ưu, các mạng nơ-ron sâu (DNN - Deep-neural network) đã được đề xuất để ước lượng kênh truyền. Một trong những mạng DNN đầu tiên được đề xuất cho việc nhận dạng hệ thống MIMO đó

là mạng phát hiện (DetNet - Detection network) [19]. Với kiến trúc là các phép lặp của thuật toán giảm độ dốc dự kiến kết (gradient descent) hợp thành một mạng. DetNet đã cho kết quả về độ chính xác vượt trội các phương pháp nhận dạng tuyến tính ở mức BER đạt  $10^{-3}$  dB tại tỷ số tín trên tạp (SNR - Signal noise ratio) 10 dB. Tuy nhiên, do số lượng tham số cần đào tạo là lớn nên quá trình đào tạo có thể tốn chi phí, từ đó một số mạng ISD đã được đề xuất [10, 13], với độ chính xác tốt hơn DetNet nhưng số lượng tham số đào tạo chỉ dưới 100. Ngoài ra, rất nhiều các mô hình mạng NN khác đã được đề xuất, như mạng trí nhớ ngắn hạn định hướng dài hạn (LSTM - Long/short-term memory), bộ tự mã hoá (Autoencoders), ... [27].

Tương tự như hai phương pháp kể trên, RL cũng được đưa sang ứng dụng cho nhận dạng kênh truyền. Trong nghiên cứu [15], nhóm các tác giả đã trình bày một phương pháp khử nhiễu trên miền tần số dựa trên RL không cần kiến thức kênh tiền nghiệm và dữ liệu được dán nhãn trước. Cụ thể, thuật toán cung cấp một cải tiến đáng kể so với phương pháp ước lượng bình phương nhỏ nhất thực tế (LS - Least square) và mang lại hiệu suất tiệm cận với ước lượng lỗi bình phương trung bình nhỏ nhất tuyến tính (LMMSE - Linear MMSE) lý tưởng với toàn bộ thông tin về trạng thái kênh (CSI - Channel state information).



## CHƯƠNG 2

### NHẬN DẠNG KÊNH TRUYỀN SỬ DỤNG THUẬT TOÁN BÁN MÙ MRE

Trong chương này, tác giả sẽ trình bày các tìm hiểu sơ lược về một thuật toán ước lượng kênh truyền mù truyền thống là bộ cân bằng kênh tham chiếu (MRE - Mutually referenced equalizers). Trước hết, B-MRE sẽ được phát triển để hoạt động với các hệ thống MIMO. Sau đó, phương pháp SB-MRE được đề xuất bằng cách sử dụng thêm một số lượng nhỏ pilot cùng với thông tin từ B-MRE. Sau đó, các hai phương pháp nhằm giảm thiểu chi phí của thuật toán SB-MRE được đề xuất, bao gồm giảm độ phức tạp của B-MRE và giảm thiểu độ dài chuỗi pilot. Cuối cùng, các mô phỏng được thực hiện để kiểm chứng thuật toán đề xuất và đưa ra kết luận.

#### 2.1. Sơ lược về thuật toán B-MRE

Generally, MRE uses an  $N$ -taps linear equalizer to filter each channel. Let  $\mathbf{g}_{t,i} \in \mathbb{C}^{LN \times 1}$  be an  $i$ -delay equalizer and  $t$ -th transmitter. For  $i = 0, \dots, K-1$ , at time  $n$ , we have

$$\mathbf{g}_{t,i}^H * \mathbf{x}(n) = \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{N-1} g_{t,i}^H(k) x^{(l)}(n-k) \approx \mathbf{s}_t(n-i) \quad (2.1)$$

$$\mathbf{g}_{t,i} = [g_{t,i}^{(0)}(0), \dots, g_{t,i}^{(0)}(N-1), \dots, g_{t,i}^{(L-1)}(0), \dots, g_{t,i}^{(L-1)}(N-1)]^\top \quad (2.2)$$

The equalizers matrix for  $t$ -th transmitter is  $\mathbf{G}_t \in \mathbb{C}^{LN \times K}$  as follows

$$\mathbf{G}_t = [\mathbf{g}_{t,0}, \dots, \mathbf{g}_{t,K-1}] \quad (2.3)$$

In the noise-free case, the transmitted symbols can be perfectly recovered with  $\bar{\mathbf{G}}$  is any left inverse of  $\mathbf{H}$  since

$$\begin{aligned} [\mathbf{G}_0, \dots, \mathbf{G}_{T-1}]^H \mathbf{x}(i) &= [\mathbf{s}_0^\top(i), \dots, \mathbf{s}_{T-1}^\top(i)]^\top \\ \bar{\mathbf{G}}^H \mathbf{x}(i) &= \bar{\mathbf{s}}(i) \end{aligned} \quad (2.4)$$

In noisy case, to estimate  $\bar{\mathbf{G}}$ , the MRE method exploits the delay diversity from multi-channel,  $\mathbf{g}_i^H \mathbf{x}(i) = \mathbf{g}_{i+1}^H \mathbf{x}(i+1)$ , to determine the full set of channel inverses. Where  $\mathbf{g}$  is the vector form of  $\bar{\mathbf{G}}$  equalizers matrix as shown in Eq. 2.11. The unconstrained

MRE cost function of  $\bar{\mathbf{G}}$  is given by

$$\mathcal{L}(\bar{\mathbf{G}}) = \mathbf{g}^H \mathbf{R} \mathbf{g} \quad (2.5)$$

where  $\mathbf{R} \in \mathbb{C}^{LNKT \times LNKT}$  is the matrix of  $\mathbf{x}(i)$  and  $\mathbf{x}(i+1)$  observed signals, which is given by

$$\mathbf{R} \stackrel{\text{def}}{=} E \left( \mathbf{U}^H \mathbf{U} \right) \quad (2.6)$$

with

$$\mathbf{U} = (\mathbf{I}_{T(K-1)}, \mathbf{0}) \otimes \mathbf{x}^H(i) - (\mathbf{0}, \mathbf{I}_{T(K-1)}) \otimes \mathbf{x}^H(i+1) \quad (2.7)$$

Under the quadratic constraint [5], the unique stable minimum of  $\mathbf{g}$  is estimated by selecting the smallest eigenvector of  $\mathbf{R}$ .

## 2.2. Đề xuất phương pháp nhận dạng hệ thống SB-MRE cho MIMO

In each transmitter, a block data  $\mathbf{s}_t$  is considered to send, including  $N_p$  pilot symbols and  $N_s - N_p$  data symbols.

$$\mathbf{s}_t = [s(0), \dots, s(N_p-1), s(N_p), \dots, s(N_s-1)] \quad (2.8)$$

Pilot signals estimate the full set of channel inverse by the least-square method.

$$\hat{\mathbf{G}} = \arg \min_{\bar{\mathbf{G}} \in \mathbb{C}^{LN \times KT}} \sum_{i=N-1}^{N_p-1} \|\bar{\mathbf{s}}(i) - \bar{\mathbf{G}}^H \mathbf{x}(i)\|_F^2 \quad (2.9)$$

The combining of pilot-based and blind MRE is a constrained optimization that can readily solve by the Lagrange multiplier method [4]. The total cost function of SB-MRE will be

$$\mathcal{L}(\bar{\mathbf{G}}) = \sum_{i=N-1}^{N_p-1} \|\bar{\mathbf{s}}(i) - \bar{\mathbf{G}}^H \mathbf{s}(i)\|_F^2 + \lambda \mathbf{g}^H \mathbf{R} \mathbf{g} \quad (2.10)$$

with  $\lambda$  is a weighting factor,  $\mathbf{R}$  in the quadratic form of the blind MRE criterion as shown in Eq. 2.6, and  $\mathbf{g}$  is the vector form of  $\bar{\mathbf{G}}$ .

$$\begin{aligned} \mathbf{g} = \text{vec}(\bar{\mathbf{G}}) &= \left[ \bar{\mathbf{G}}_0^\top, \bar{\mathbf{G}}_1^\top, \dots, \bar{\mathbf{G}}_{K-1}^\top \right]^\top \\ \bar{\mathbf{G}}_i &= \left[ \mathbf{g}_{0,i}^\top, \mathbf{g}_{1,i}^\top, \dots, \mathbf{g}_{T-1,i}^\top \right]^\top \end{aligned} \quad (2.11)$$

Without loss of generality, the least-square expression of Eq. 2.10 is conjugate transposed and the sum operator is turned into matrix forms of  $\tilde{S}$  and  $\tilde{X}$ . The cost func-

tion is expressed as follows

$$\begin{aligned}\mathcal{L}(\bar{\mathbf{G}}) &= \sum_{i=N-1}^{N_p-1} \left\| \bar{\mathbf{s}}(i)^H - \mathbf{x}(i)^H \bar{\mathbf{G}} \right\|_F^2 + \lambda \mathbf{g}^H \mathbf{R} \mathbf{g} \\ &= \left\| \tilde{\mathbf{S}}^H - \tilde{\mathbf{X}}^H \bar{\mathbf{G}} \right\|_F^2 + \lambda \mathbf{g}^H \mathbf{R} \mathbf{g}\end{aligned}\quad (2.12)$$

where  $\tilde{\mathbf{S}}, \tilde{\mathbf{X}}$  are the matrices of shape  $\mathbb{C}^{KT \times (N_p - N + 1)}$  and  $\mathbb{C}^{LN \times (N_p - N + 1)}$ , respectively.

$$\tilde{\mathbf{S}} = [\bar{\mathbf{s}}(N-1), \dots, \bar{\mathbf{s}}(N_p-1)]$$

$$\tilde{\mathbf{X}} = [\mathbf{x}(N-1), \dots, \mathbf{x}(N_p-1)]$$

The least-square expression is vectorized and thanks to the property for vector, i.e.,  $\text{vec}(\mathbf{AXB}) = (\mathbf{B}^\top \otimes \mathbf{A}) * \text{vec}(\mathbf{X})$ . The SB-MRE cost function turned into

$$\begin{aligned}\mathcal{L}(\mathbf{g}) &= \left\| \text{vec}(\tilde{\mathbf{S}}^H) - (\mathbf{I}_{KT} \otimes \tilde{\mathbf{X}}^H) \text{vec}(\bar{\mathbf{G}}) \right\|_F^2 + \lambda \mathbf{g}^H \mathbf{R} \mathbf{g} \\ &= \|\bar{\mathbf{s}} - \mathbf{A} \mathbf{g}\|_F^2 + \lambda \mathbf{g}^H \mathbf{R} \mathbf{g} \\ &= \mathbf{g}^H \mathbf{A}^H \mathbf{A} \mathbf{g} + \|\bar{\mathbf{s}}\|_F^2 - 2\Re(\mathbf{g}^H \mathbf{A}^H \bar{\mathbf{s}}) + \lambda \mathbf{g}^H \mathbf{R} \mathbf{g}\end{aligned}\quad (2.13)$$

In order to find minimum cost of Eq. 2.13, let derivative  $\mathcal{L}(\mathbf{g})$  with respect to  $\mathbf{g}$  as follows

$$\begin{aligned}\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \mathbf{g}}(\mathbf{g}) &= 0 \\ (\mathbf{A}^H \mathbf{A} + \lambda \mathbf{R}) \mathbf{g} &= \mathbf{A}^H \bar{\mathbf{s}}\end{aligned}\quad (2.14)$$

The final equalizers matrix in vector form of the proposed SB-MRE method is obtained through

$$\mathbf{g}_{SB} = (\mathbf{A}^H \mathbf{A} + \lambda \mathbf{R})^{-1} \mathbf{A}^H \bar{\mathbf{s}} \quad (2.15)$$

### 2.3. Đề xuất giảm thiểu chi phí của thuật toán SB-MRE

In the ensuing,

#### 2.3.1. Giảm thiểu độ phức tạp của thành phần B-MRE

In the original work, the overall complexity of the blind MRE method is  $\mathcal{O}(LNKT)$  [5]. All  $K$  equalizers are estimated for each transmitter, but only one is used in the final. This burden computation is not necessary when  $N$  becomes bigger. Hence, in this section, we considerably reduce the number of equalizers to 2, i.e., the 0-th and  $(K-1)$ -th equalizer. Now, the overall complexity is  $\mathcal{O}(LNT)$  and equalizers matrix for  $t$ -th transmitter is

given by

$$\mathbf{V}_t = [\mathbf{g}_{t,0}, \mathbf{g}_{t,K-1}] \quad (2.16)$$

Followed by the estimated signal source of  $t$ -th transmitter will be

$$\mathbf{V}_t^H \mathbf{x}(i) = [s_t(i), s_t(i - K + 1)]^T = \mathbf{s}_t(i) \quad (2.17)$$

Following that, we do not have to compute the full rank of  $\mathbf{R}$  as the blind approach. Eq. 2.7 is modified to

$$\mathbf{U} = (\mathbf{I}_T, \mathbf{0}) \otimes \mathbf{x}^H(i) - (\mathbf{0}, \mathbf{I}_T) \otimes \mathbf{x}^H(i + K - 1)$$

// Proof

### 2.3.2. Giảm thiểu độ dài chuỗi pilot

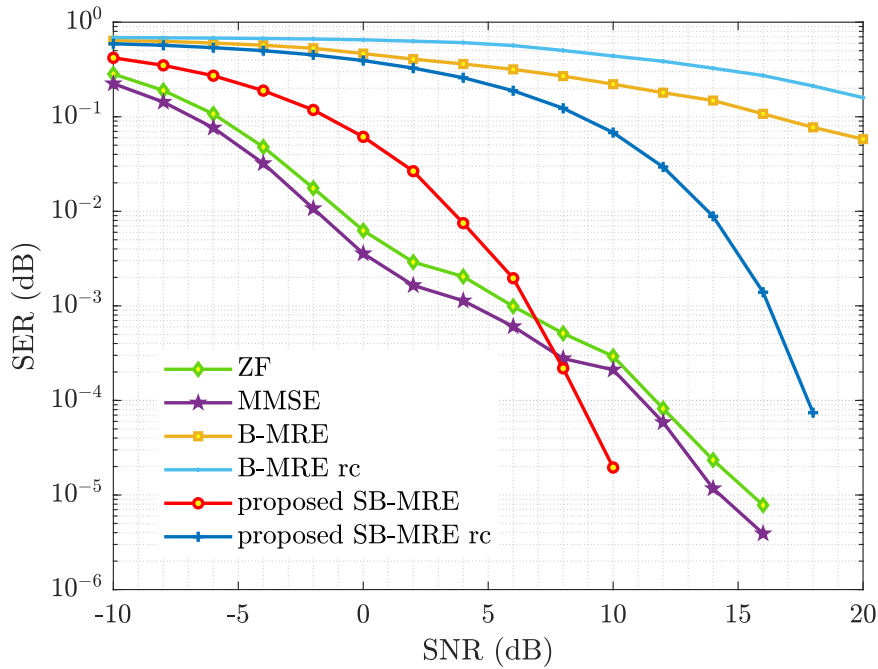
In this section, we tried to find the minimum number of pilots ...

## 2.4. Mô phỏng và đánh giá

In this section, we illustrate the behavior of the proposed SB-MRE with the simulation parameters as shown in Table 2.1. The simulation results are averaged of 1000 running times. We first compare the performance of proposed SB-MRE versus traditional channel estimation algorithms, i.e., Zero Forcing (ZF) and Minimum mean square error (MMSE) [7], in terms of symbol error rate (SER). Fig. 2.1 shows that at lower SNR values, ZF and MMSE outperformance the proposed SB-MRE. Because the effect of B-MRE at lower SNR is negligible. However, the proposed SB-MRE hits the SER of ZF and MMSE at SNR = 7 dB. Moreover, SB-MRE's SER is better than both traditional channel estimation methods at higher SNR. Note that the proposed SB-MRE in this simulation only uses 32/256 symbols for pilots. On the other hand, ZF and MMSE require full acknowledgment of channel state information (CSI). After reducing the cost of B-MRE component, the performance of SB-MRE\_rc is still better than that of original B-MRE and B-MRE\_rc. With SNR values of 19 dB and higher, SB-MRE\_rc finally hits the perfect SER.

Bảng 2.1. Simulation parameters

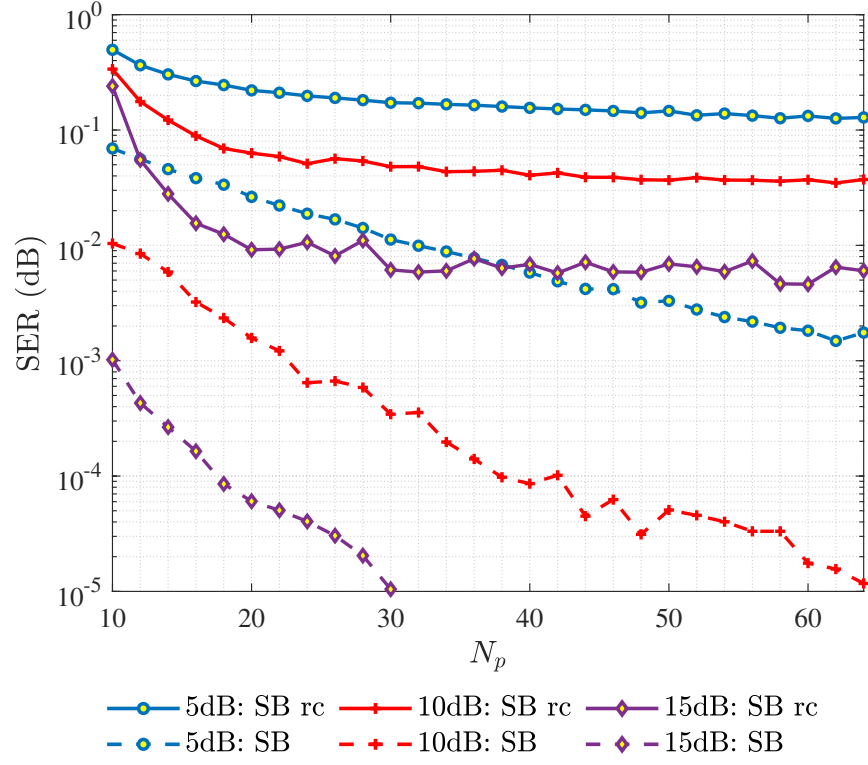
| Parameters                 | Specifications  |
|----------------------------|-----------------|
| MIMO                       | $T = 2, L = 4$  |
| Modulation                 | QPSK            |
| Channel order              | $M = 3$         |
| Windows size               | $N = 10$        |
| Sample size                | $N_s = 256$     |
| Pilots                     | $N_p = 32$      |
| Number of blind equalizers | 2               |
| Weighting factor           | $\lambda = 0.1$ |



Hình 2.1. Proposed SB-MRE for channel estimation.

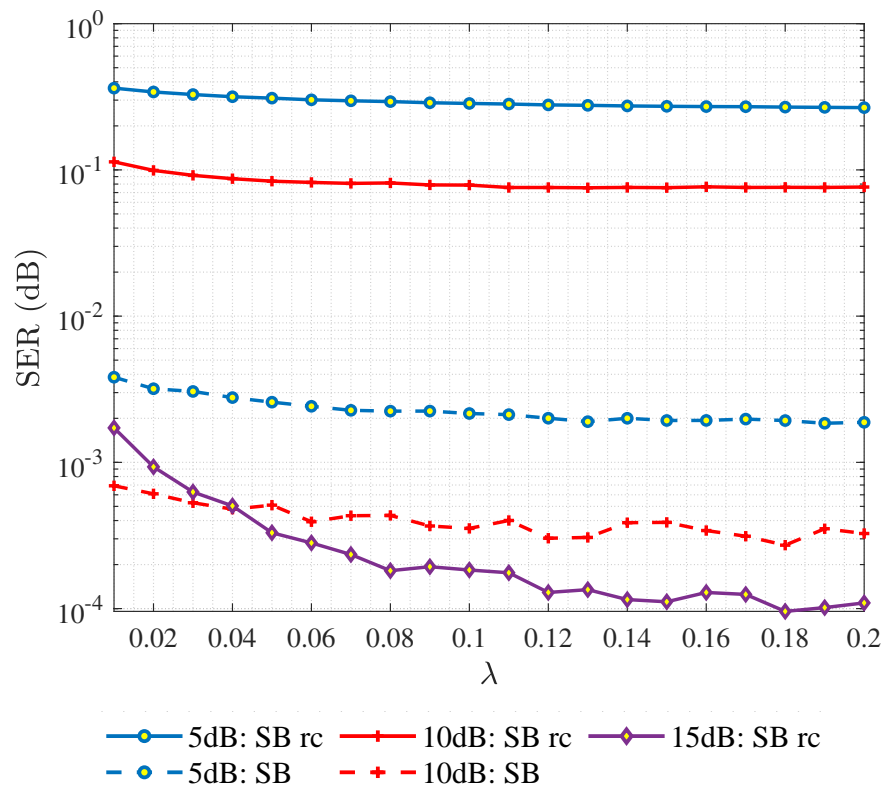
After that, we simulate to verify the performance of proposed SB-MRE in different numbers of pilots ( $N_p$ ) and SNR values. As shown in Fig. 2.2,  $N_p$  and SNR are turned in range  $[10 \ 64]$  pilot symbols and  $[5, 10, 15]$  dB, respectively. Overall, the SER curves of SB-MRE and SB-MRE\_rc gradually decrease when  $N_p$  and SNR are larger. The behavior is the trade-off between spectrum efficiency and the accuracy of channel estimation algorithm. At  $\text{SNR} = 15$  dB, SB-MRE with  $N_p > 30$  archives to perfect SER. For SB-MRE\_rc, when  $N_p$  increases in range  $[10 \ 20]$ , SER curves clearly improve. But if  $N_p > 20$ , the SER curves almost keep stable.

Finally, we consider the effect of weighting factor ( $\lambda$ ) between pilot-based and B-MRE. The  $\lambda$  is turned in range  $[0.01 \ 0.2]$ . As illustrated in Fig. 2.3, at lower SNR,



Hình 2.2. Performance of proposed SB-MRE with differs  $N_p$  and SNR.

i.e., 5, 10 dB, the SER curves slightly reduce as  $\lambda$  increases. However, SNR = 15 dB, the B-MRE component's performance becomes significant, leading to the SER curve of SB-MRE\_rc markedly decreasing. At the same SNR level, the proposed SB-MRE gets perfect accuracy, as shown in Fig. 2.1.



Hình 2.3. Performance of proposed SB-MRE with differs  $\lambda$  and SNR.

## **CHƯƠNG 3**

### **NHẬN DẠNG HỆ THỐNG SỬ DỤNG MẠNG HỌC SÂU**

**3.1. Giới thiệu về mạng học sâu DetNet**

**3.2. Đề xuất mạng học sâu ISD cho ước lượng kênh truyền**

**3.3. Mô phỏng và đánh giá**



## KẾT LUẬN

**DANH MỤC CÔNG TRÌNH KHOA HỌC CỦA TÁC GIẢ LIÊN QUAN  
ĐẾN LUẬN VĂN**

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Abed-Meraim K., Qiu W., and Hua Y. (1997), “Blind system identification”, *Proceedings of the IEEE* 85(8), pp. 1310–1322.
- [2] Al Mtawa Y., Haque A., and Bitar B. (2019), “The mammoth internet: Are we ready?”, *IEEE Access* 7, pp. 132894–132908.
- [3] Aïssa-El-Bey A., Abed-Meraim K., and Laot C. (2011), “Adaptive blind estimation of sparse simo channels”, in *International Workshop on Systems, Signal Processing and their Applications, WOSSPA*, pp. 348–351.
- [4] Bertsekas D. P. (1982), *Constrained optimization and Lagrange multiplier methods*, Academic press, New York, United States.
- [5] Gesbert D., Duhamel P., and Mayrargue S. (1997), “On-line blind multichannel equalization based on mutually referenced filters”, *IEEE Transactions on Signal Processing* 45(9), pp. 2307–2317.
- [6] Giannakis G. (1997), “Filterbanks for blind channel identification and equalization”, *IEEE Signal Processing Letters* 4(6), pp. 184–187.
- [7] Jiang Y., Varanasi M. K., and Li J. (2011), “Performance analysis of zf and mmse equalizers for mimo systems: An in-depth study of the high snr regime”, *IEEE Transactions on Information Theory* 57(4), pp. 2008–2026.
- [8] Ladacyia A., Belouchrani A., Abed-Meraim K., and Mokraoui A. (2019), “Semi-blind mimo-ofdm channel estimation using expectation maximisation like techniques”, *IET Communications* 13(20), pp. 3452–3462.
- [9] Ladacyia A., Mokraoui A., Abed-Meraim K., and Belouchrani A. (2017), “Performance bounds analysis for semi-blind channel estimation in mimo-ofdm communications systems”, *IEEE Transactions on Wireless Communications* 16(9), pp. 5925–5938.
- [10] Liao J., Zhao J., Gao F., and Li G. Y. (2020), “A model-driven deep learning method for massive mimo detection”, *IEEE Communications Letters* 24(8), pp. 1724–1728.
- [11] Lin X., Zhang L., and Jiang Y. (2020), “Location aided intelligent deep learning channel estimation for millimeter wave communications”, in *2020 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC)*, pp. 489–494.
- [12] Ljung L. (1999), *System Identification: Theory for the User*, Prentice Hall information and system sciences series, Prentice Hall PTR, United States.

- [13] Mandloi M., and Bhatia V. (2017), “Low-complexity near-optimal iterative sequential detection for uplink massive mimo systems”, *IEEE Communications Letters* 21(3), pp. 568–571.
- [14] Michelusi N. (2009), Semi-Blind Channel Estimation for LTE DownLink, PhD thesis, Technical University Of Denmark.
- [15] Oh M. S., Hosseinalipour S., Kim T., Brinton C. G., and Love D. J. (2021), “Channel estimation via successive denoising in mimo ofdm systems: A reinforcement learning approach”, in *ICC 2021 - IEEE International Conference on Communications*, pp. 1–6.
- [16] Ozdemir M. K., and Arslan H. (2007), “Channel estimation for wireless ofdm systems”, *IEEE Communications Surveys & Tutorials* 9(2), pp. 18–48.
- [17] Park S., Shim B., and Choi J. W. (2015), “Iterative channel estimation using virtual pilot signals for mimo-ofdm systems”, *IEEE Transactions on Signal Processing* 63(12), pp. 3032–3045.
- [18] Rekik O., Mokraoui A., Thuy Quynh T. T., Le T.-T., and Abed-Meraim K. (2021), “Side information effect on semi-blind channel identification for mimo-ofdm communications systems”, in *2021 55th Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers*, pp. 443–448.
- [19] Samuel N., Diskin T., and Wiesel A. (2019), “Learning to detect”, *IEEE Transactions on Signal Processing* 67(10), pp. 2554–2564.
- [20] Shaik N., and Malik P. K. (2021), “A comprehensive survey 5g wireless communication systems: open issues, research challenges, channel estimation, multi carrier modulation and 5g applications”, *Multimedia Tools and Applications* 80(19), pp. 28789–28827.
- [21] Shi K., Serpedin E., and Ciblat P. (2005), “Decision-directed fine synchronization in ofdm systems”, *IEEE Transactions on Communications* 53(3), pp. 408–412.
- [22] Simeon R., Kim T., and Perrins E. (2022), “Machine learning with gaussian process regression for time-varying channel estimation”, in *ICC 2022 - IEEE International Conference on Communications*, pp. 3400–3405.
- [23] Singh V. K., Flanagan M. F., and Cardiff B. (2019), “Generalized least squares based channel estimation for fbmc-oqam”, *IEEE Access* 7, pp. 129411–129420.
- [24] Tong L., Xu G., and Kailath T. (1994), “Blind identification and equalization based on second-order statistics: a time domain approach”, *IEEE Transactions on Information Theory* 40(2), pp. 340–349.
- [25] Treichler J., and Agee B. (1983), “A new approach to multipath correction of constant modulus signals”, *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing* 31(2), pp. 459–472.

- [26] Tse D., and Viswanath P. (2005), *Fundamentals of Wireless Communication*, Cambridge University Press, United States.
- [27] Vilas Boas E. C., de Figueiredo F. A., Mendes L. L., de Souza R. A. et al. (2022), “Artificial intelligence for channel estimation in multicarrier systems for b5g/6g communications: a survey”, *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking* 2022(1), pp. 1–63.
- [28] Wan F., Zhu W.-P., and Swamy M. N. S. (2008), “A semiblind channel estimation approach for mimo–ofdm systems”, *IEEE Transactions on Signal Processing* 56(7), pp. 2821–2834.
- [29] Wang Z., Zhao P., Qian C., and Chen S. (2016), “Location-aware channel estimation enhanced tdd based massive mimo”, *IEEE Access* 4, pp. 7828–7840.
- [30] Zhang C., Patras P., and Haddadi H. (2019), “Deep learning in mobile and wireless networking: A survey”, *IEEE Communications Surveys & Tutorials* 21(3), pp. 2224–2287.

## **PHỤ LỤC**