

ĐẠI HỌC ĐÀ NẴNG  
TRƯỜNG ĐẠI HỌC BÁCH KHOA  
KHOA ĐIỆN



# ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP

NGÀNH: KỸ THUẬT ĐIỆN  
CHUYÊN NGÀNH: HỆ THỐNG ĐIỆN

## ĐỀ TÀI:

# TỐI ƯU CHIẾN LƯỢC ĐIỀU PHỐI NĂNG LƯỢNG BẰNG PYPISA, TÍCH HỢP DỰ BÁO NĂNG LƯỢNG TÁI TẠO VỚI LSTM

### CÁN BỘ HƯỚNG DẪN

*PGS.TS. Dương Minh Quân*

### SINH VIÊN THỰC HIỆN

*Văn Trọng Nhân – 20DCLC1 – 105200170  
Nguyễn Hồng Duy An – 20DCLC2 – 105200186  
Nguyễn Thị Cát Tường – 20DCLC4 – 105200287*

## NHẬN XÉT ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP

### I. Thông tin chung:

1. Sinh viên thực hiện:

STT	Họ và tên	Lớp sinh hoạt	Mã sinh viên
1	Văn Trọng Nhân	20DCLC1	105200170
2	Nguyễn Hồng Duy An	20DCLC2	105200186
3	Nguyễn Thị Cát Tường	20DCLC4	105200287

2. Tên đề tài: Tối ưu chiến lược điều phối năng lượng bằng Pypsa, tích hợp dự báo năng lượng tái tạo với LSTM

3. Người hướng dẫn: Dương Minh Quân                      Học hàm/ học vị: Phó Giáo Sư/Tiến Sĩ

### II. Nhận xét đồ án tốt nghiệp:

1. Về tính cấp thiết, sáng tạo và ứng dụng của đồ án: (điểm đánh giá tối đa là 2đ)

.....  
.....  
.....

2. Về kết quả giải quyết các nội dung nhiệm vụ yêu cầu của đồ án: (điểm tối đa là 4đ)

.....  
.....  
.....

3. Về hình thức, cấu trúc, bố cục của đồ án tốt nghiệp: (điểm đánh giá tối đa là 2đ)

.....  
.....  
.....

4. NCKH: (nếu có bài báo khoa học hoặc ĐATN là đề tài NCKH: cộng thêm 1đ)

.....  
.....  
.....

5. Các tồn tại, thiếu sót cần bổ sung, chỉnh sửa:

.....  
.....  
.....

III. Tinh thần, thái độ làm việc của sinh viên: (điểm đánh giá tối đa 1đ)

.....  
.....

.....  
**IV.Đánh giá:**

1. Điểm đánh giá: /10 (điểm đánh giá có thể cho lẻ đến mức 0,5)
2. Đề nghị: Được bảo vệ Đồ án/ Bổ sung thêm đề bảo vệ/ Không được bảo vệ

*Đà Nẵng, ngày tháng năm 2025*

**Người hướng dẫn**

## NHẬN XÉT PHẢN BIỆN ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP

### I. Thông tin chung:

#### 1. Sinh viên thực hiện:

STT	Họ và tên	Lớp sinh hoạt	Mã sinh viên
1	Văn Trọng Nhân	20DCLC1	105200170
2	Nguyễn Hồng Duy An	20DCLC2	105200186
3	Nguyễn Thị Cát Tường	20DCLC4	105200287

2. Tên đề tài: Tối ưu chiến lược điều phối năng lượng bằng Pypsa, tích hợp dự báo năng lượng tái tạo với LSTM

3. Người phản biện: Lê Hồng Lâm

Học hàm/ học vị: Tiến Sĩ

### II. Nhận xét, đánh giá đồ án tốt nghiệp:

TT	Các tiêu chí đánh giá	Điểm tối đa	Điểm trừ	Điểm còn lại
<b>1</b>	<b>Sinh viên có phương pháp nghiên cứu phù hợp, giải quyết đủ nhiệm vụ đồ án được giao</b>	<b>80</b>		
1a	- Hiểu và vận dụng được kiến thức Toán và Khoa học tự nhiên trong vấn đề nghiên cứu	15		
1b	- Hiểu và vận dụng được kiến thức cơ sở và chuyên ngành trong vấn đề nghiên cứu	25		
1c	- Có kỹ năng vận dụng thành thạo các phần mềm mô phỏng, tính toán trong vấn đề nghiên cứu	10		
1d	- Có kỹ năng đọc, hiểu tài liệu bằng tiếng nước ngoài ứng dụng trong vấn đề nghiên cứu	10		
1e	- Có kỹ năng làm việc nhóm, kỹ năng giải quyết vấn đề	10		
1f	- Đề tài có giá trị khoa học, công nghệ; có thể ứng dụng thực tiễn:	10		
<b>2</b>	<b>Kỹ năng viết:</b>	<b>20</b>		
2a	- Bố cục hợp lý, lập luận rõ ràng, chặt chẽ, lời văn súc tích	15		
2b	- Thuyết minh đồ án không có lỗi chính tả, in ấn, định dạng	5		
<b>3</b>	<b>Tổng điểm đánh giá: theo thang 100</b>			
	<b>Quy về thang 10 (lấy đến 1 số lẻ)</b>			

4. Các tồn tại, thiếu sót cần bổ sung, chỉnh sửa:

.....  
.....  
.....

5. Ý kiến khác:

.....  
.....  
.....

6. Đề nghị: Được bảo vệ Đồ án/ Bổ sung thêm để bảo vệ/ Không được bảo vệ

*Đà Nẵng, ngày tháng năm 2025*

**Người phản biện**

## CÂU HỎI PHẢN BIỆN ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP

### I. Thông tin chung:

1. Sinh viên thực hiện:

STT	Họ và tên	Lớp sinh hoạt	Mã sinh viên
1	Văn Trọng Nhân	20DCLC1	105200170
2	Nguyễn Hồng Duy An	20DCLC2	105200186
3	Nguyễn Thị Cát Tường	20DCLC4	105200287

2. Tên đề tài: Tối ưu chiến lược điều phối năng lượng bằng Pypsa, tích hợp dự báo năng lượng tái tạo với LSTM.

3. Người phản biện: Lê Hồng Lâm

Học hàm/ học vị: Tiến Sĩ

### II. Các câu hỏi đề nghị sinh viên trả lời

.....  
.....  
.....  
.....  
.....  
.....  
.....  
.....  
.....  
.....

**Đáp án:** (người phản biện ghi vào khi chấm và nộp cùng với hồ sơ bảo vệ)

.....  
.....  
.....  
.....  
.....  
.....  
.....

Đà Nẵng, ngày tháng năm 2024

**Người phản biện**

## PHIẾU NHẬN XÉT BẢO VỆ & CHẤM ĐÒ ÁN TỐT NGHIỆP

### I. Thông tin chung:

1. Sinh viên thực hiện:

STT	Họ và tên	Lớp sinh hoạt	Mã sinh viên
1	Văn Trọng Nhân	20DCLC1	105200170
2	Nguyễn Hồng Duy An	20DCLC2	105200186
3	Nguyễn Thị Cát Tường	20DCLC4	105200287

2. Tên đề tài: Tối ưu chiến lược điều phối năng lượng bằng Pypsa, tích hợp dự báo năng lượng tái tạo với LSTM.

### II. Nhận xét về tình hình bảo vệ và chấm đồ án tốt nghiệp:

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

Đà Nẵng, ngày      tháng      năm 2025

**Chủ tịch HĐ**

**Thư ký HĐ**

# TÓM TẮT

## **Tên đề tài: “Tối ưu chiến lược điều phối năng lượng bằng Pypsa, tích hợp dự báo năng lượng tái tạo với LSTM”**

Sinh viên thực hiện:

STT	Họ và tên	Lớp sinh hoạt	Mã sinh viên
1	Văn Trọng Nhân	20DCLC1	105200170
2	Nguyễn Hồng Duy An	20DCLC2	105200186
3	Nguyễn Thị Cát Tường	20DCLC4	105200287

### **Tóm tắt:**

Việc tích hợp nhanh chóng các nguồn năng lượng tái tạo như điện mặt trời và điện gió vào lưới điện mang lại thách thức do tính không ổn định và khó dự báo, ảnh hưởng đến cân bằng cung cầu và chi phí vận hành. Để giải quyết, các phương pháp tối ưu hóa hiện đại kết hợp trí tuệ nhân tạo (AI), đặc biệt là mạng LSTM, giúp dự báo công suất chính xác hơn, tăng hiệu quả điều phối và giảm lãng phí. Các công cụ như Python, PyPSA và Linopy hỗ trợ mô phỏng, tối ưu hóa phân bổ công suất và giảm chi phí trong thời gian thực. Nghiên cứu này góp phần quan trọng vào sự phát triển bền vững của ngành năng lượng, đảm bảo cung cấp điện liên tục và tối ưu hóa hệ thống điện hiện đại.

### **Kết quả đạt được:**

- ✓ Sử dụng thư viện PyPSA và Linopy trong Python xây dựng hệ thống điện Multiple microgrid bao gồm 3 Microgrid, mỗi MG tích hợp các nguồn năng lượng tái tạo (PV, PW) với hệ thống lưu trữ (ESS) và máy phát điện diesel riêng, từ đó mô phỏng và tối ưu hóa quá trình vận hành.
- ✓ Áp dụng mô hình LSTM để dự báo công suất từ nguồn năng lượng tái tạo, qua đó nâng cao độ chính xác của dự báo so với các phương pháp truyền thống và hỗ trợ điều phối nguồn điện hiệu quả.
- ✓ Đề xuất chiến lược giao dịch năng lượng dựa trên lịch trình Day-Ahead (DA) và Real-Time (RT), cho phép các microgrid (MG) giao dịch năng lượng hai chiều với lưới và với các MG khác, từ đó tối ưu hóa phân bổ trào lưu công suất và giảm thiểu chi phí vận hành.
- ✓ Kết quả mô phỏng cho thấy chiến lược điều phối đề xuất giúp giảm chi phí vận hành, cải thiện độ ổn định của hệ thống điện và đáp ứng linh hoạt với các biến động từ nguồn năng lượng tái tạo.

## NHIỆM VỤ ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP

STT	Họ và tên	Lớp sinh hoạt	Mã sinh viên
1	Văn Trọng Nhân	20DCLC1	105200170
2	Nguyễn Hồng Duy An	20DCLC2	105200186
3	Nguyễn Thị Cát Tường	20DCLC4	105200287

Khoa: Điện

Chuyên ngành: Hệ Thống Điện

1. Tên đề tài đồ án: Tối ưu chiến lược điều phối năng lượng bằng Pypsa, tích hợp dự báo năng lượng tái tạo với LSTM.

2. Đề tài thuộc diện:  Có ký kết thỏa thuận sở hữu trí tuệ đối với kết quả thực hiện.

3. Các số liệu và dữ liệu ban đầu:

4. Nội dung các phần thuyết minh:

Chương 1: Tổng quan về tối ưu chi phí vận hành trong hệ thống điện.

Chương 2: Xây dựng mô hình hệ thống điện qua ngôn ngữ Python.

Chương 3: Đề xuất các chiến lược tối ưu hóa.

Chương 4: Kết quả mô phỏng.

Chương 5: Kết luận và triển vọng tương lai

5. Họ tên người hướng dẫn: **PGS.TS. Dương Minh Quân**

6. Ngày giao nhiệm vụ đồ án: 17/02/2025

7. Ngày hoàn thành đồ án: 14/06/2025

Đà Nẵng, ngày tháng năm 2025

**Trưởng bộ môn Hệ Thống Điện**

(Ký, họ và tên)

**Giảng viên hướng dẫn**

(Ký, họ và tên)

## LỜI NÓI ĐẦU

Sự phát triển mạnh mẽ của quá trình tích hợp các nguồn năng lượng tái tạo, như điện mặt trời và điện gió, vào hệ thống lưới điện đã trở thành một xu thế tất yếu trong bối cảnh toàn cầu hóa và nỗ lực chuyển đổi sang một nền kinh tế năng lượng sạch, bền vững. Tuy nhiên, một trong những trở ngại lớn nhất đối với việc khai thác hiệu quả các nguồn năng lượng tái tạo là tính không ổn định và khó dự đoán của chúng, vốn chịu ảnh hưởng trực tiếp từ các yếu tố tự nhiên như thời tiết. Chẳng hạn, năng lượng mặt trời chỉ có thể được khai thác trong điều kiện có ánh sáng ban ngày, trong khi công suất từ điện gió biến động mạnh mẽ tùy thuộc vào tốc độ và hướng gió. Những đặc tính này tạo ra nguy cơ mất cân bằng giữa cung và cầu, gây khó khăn trong việc đảm bảo nguồn cung điện ổn định và liên tục, đồng thời làm gia tăng áp lực lên hệ thống điện hiện đại trong việc duy trì tính ổn định và hiệu quả vận hành.

Thêm vào đó, sự gia tăng tỷ lệ năng lượng tái tạo trong cơ cấu nguồn cung đòi hỏi những phương pháp quản lý và tối ưu hóa mới nhằm giảm thiểu chi phí vận hành và nâng cao hiệu suất hệ thống. Các phương pháp truyền thống, thường dựa trên các mô hình toán học đơn giản hoặc các công cụ tối ưu hóa cơ bản, tỏ ra không còn phù hợp để quản lý các hệ thống điện phức tạp với nhiều ràng buộc về công suất, chi phí và sự đa dạng của các nguồn phát. Hệ thống điện hiện đại đòi hỏi khả năng điều phối linh hoạt giữa các nguồn phát phân tán, từ các nhà máy điện mặt trời, điện gió, đến các nguồn truyền thống, nhằm tối ưu hóa hiệu suất và giảm thiểu tổn thất năng lượng. Những yêu cầu này đặt ra nhu cầu cấp thiết về các giải pháp công nghệ tiên tiến, có khả năng xử lý hiệu quả các bài toán tối ưu hóa với độ phức tạp cao.

Để đáp ứng những thách thức này, nghiên cứu tập trung vào việc phát triển các phương pháp tối ưu hóa hiện đại, tận dụng sức mạnh của trí tuệ nhân tạo (AI), đặc biệt là mạng nơ-ron hồi tiếp dài ngắn hạn (Long Short-Term Memory – LSTM), để dự báo công suất từ các nguồn năng lượng tái tạo. LSTM, với khả năng xử lý dữ liệu chuỗi thời gian và nhận diện các mối quan hệ phi tuyến giữa các yếu tố đầu vào như cường độ bức xạ mặt trời, tốc độ gió, độ ẩm, nhiệt độ và sản lượng, mang lại độ chính xác cao hơn trong dự báo công suất, từ đó hỗ trợ điều phối nguồn điện một cách hiệu quả, giảm thiểu tổn thất và tối ưu hóa chi phí vận hành. Đồng thời, việc ứng dụng các công cụ lập trình mạnh mẽ trên nền tảng Python, chẳng hạn như thư viện PyPSA (Python for Power System Analysis) và Linopy, đã mở ra một hướng tiếp cận mới trong mô phỏng và tối ưu hóa hệ thống điện. Những thư viện này, khi kết hợp với các

công cụ mã nguồn mở khác như NumPy và Pandas, cho phép xây dựng và phân tích các mô hình hệ thống điện quy mô lớn với hàng loạt ràng buộc phức tạp một cách hiệu quả. So với các phần mềm như MATLAB, vốn thường bị giới hạn về khả năng mở rộng trong các hệ thống lớn, Python cung cấp một hệ sinh thái linh hoạt hơn, đặc biệt trong việc tích hợp các mô hình học sâu như LSTM thông qua các thư viện như TensorFlow và PyTorch, từ đó nâng cao hiệu quả quản lý và tối ưu hóa hệ thống điện hiện đại.

Nghiên cứu này mang tính cấp thiết cao trong bối cảnh ngành năng lượng toàn cầu đang đối mặt với những thách thức lớn liên quan đến quản lý và tối ưu hóa các hệ thống điện tích hợp năng lượng tái tạo, đặc biệt khi các nguồn năng lượng sạch ngày càng trở thành trụ cột trong cơ cấu cung ứng. Việc phát triển các mô hình dự báo và tối ưu hóa hiệu quả không chỉ góp phần giảm chi phí vận hành mà còn đóng vai trò quan trọng trong việc đảm bảo cung cấp điện liên tục, tăng cường hiệu quả khai thác năng lượng tái tạo, và thúc đẩy sự phát triển bền vững của ngành năng lượng trong tương lai.

## LỜI CẢM ƠN

Trong thời gian thực hiện Đồ án Tốt nghiệp, chúng em đã nhận được nhiều sự giúp đỡ, đóng góp ý kiến và chỉ bảo nhiệt tình từ Thầy/ Cô, gia đình và bạn bè.

Chúng em xin được gửi lời chúc sức khỏe và lời cảm ơn sâu sắc đến các Thầy/Cô trong trường, cũng như các Thầy/Cô khoa Điện, trường Đại học Bách Khoa – Đại học Đà Nẵng, đã nhiệt tình giúp đỡ để nhóm có thể hoàn thành đồ án với đề tài “**Tối ưu chiến lược điều phối năng lượng trong hệ thống điện bằng Pypsa, xem xét đến dự báo năng lượng tái tạo thông qua phương pháp LSTM**”. Đặc biệt, chúng em xin gửi lời cảm ơn tới Thầy **PGS.TS. Dương Minh Quân** đã bên cạnh hướng dẫn và giải đáp thắc mắc cũng như hỗ trợ nhóm trong suốt thời gian làm đồ án. Trong thời gian được Thầy hướng dẫn, chúng em không ngừng tiếp thu thêm nhiều kiến thức bổ ích mà còn học được tinh thần làm việc cũng như thái độ nghiên cứu đề tài nghiêm túc, hiệu quả, đây là những điều cần thiết cho em trong quá trình học tập và công tác sau này. Với điều kiện thời gian hạn chế, bên cạnh đó kiến thức của chúng em còn chưa được đầy đủ, vì thế đồ án không thể tránh khỏi được những thiếu sót.

Vậy nên chúng em rất mong nhận được sự góp ý từ quý Thầy/Cô để đồ án của nhóm hoàn thiện hơn, qua đó có thể nâng cao kiến thức và có thể áp dụng hoàn toàn vào mô hình thực tế sau này.

Chúng em xin chân thành cảm ơn!

## LỜI CAM ĐOAN

Tôi xin cam đoan trong quá trình làm đồ án tốt nghiệp, tôi đã thực hiện nghiêm túc các quy định về liêm chính học thuật:

- Không gian lận, bịa đặt, đạo văn, giúp người học khác vi phạm.
- Trung thực trong việc trình bày, thể hiện các hoạt động học thuật và kết quả từ hoạt động học thuật của bản thân.
- Không giả mạo hồ sơ học thuật.
- Không dùng các biện pháp bất hợp pháp hoặc trái quy định để tạo nên ưu thế cho bản thân.
- Chủ động tìm hiểu và tránh các hành vi vi phạm liêm chính học thuật, chủ động tìm hiểu và nghiêm túc thực hiện các quy định về luật sở hữu trí tuệ.
- Sử dụng sản phẩm học thuật của người khác phải có trích dẫn nguồn gốc rõ ràng.

Tôi xin cam đoan đây là công trình nghiên cứu của riêng tôi. Các số liệu, kết quả nêu trong Đồ án Tốt nghiệp là công trình do chính tôi nghiên cứu, viết ra và tự thực hiện, không mua bán, thuê hay sao chép của người khác. Mọi sự giúp đỡ cho việc thực hiện đồ án này đã được cảm ơn và các thông tin trích dẫn trong đồ án đã được chỉ rõ nguồn gốc rõ ràng và được phép công bố.

Sinh viên thực hiện

Sinh viên thực hiện

Sinh viên thực hiện

# MỤC LỤC

<b>MỤC LỤC .....</b>	<b>v</b>
<b>DANH SÁCH CÁC BẢNG .....</b>	<b>vii</b>
<b>DANH SÁCH CÁC HÌNH VẼ.....</b>	<b>viii</b>
<b>DANH SÁCH CÁC CHỮ VIẾT TẮT.....</b>	<b>x</b>
<b>CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN VỀ TỐI ƯU CHI PHÍ VẬN HÀNH TRONG HỆ THỐNG ĐIỆN.....</b>	<b>1</b>
<b>1.1. Đặt vấn đề.....</b>	<b>1</b>
<b>1.2. Các nghiên cứu trước đây .....</b>	<b>3</b>
<b>1.3. Đề xuất phát triển .....</b>	<b>8</b>
1.3.1. LSTM trong dự báo công suất.....	8
1.3.2. Ngôn ngữ lập trình Python .....	10
1.3.2.1. Giới thiệu Pypsa.....	11
1.3.2.2. Giới thiệu Linopy.....	13
<b>1.4. So sánh với các phương pháp trước đây .....</b>	<b>14</b>
<b>CHƯƠNG 2: XÂY DỰNG MÔ HÌNH HỆ THỐNG ĐIỆN TRONG MÔI TRƯỜNG NGÔN NGỮ PYTHON.....</b>	<b>16</b>
<b>2.1. Tổng quan cấu trúc bài toán tối ưu.....</b>	<b>16</b>
<b>2.2. Cấu trúc tổng thể hệ thống .....</b>	<b>20</b>
<b>2.3. Khung vấn đề .....</b>	<b>21</b>
2.3.1. Mô hình dự báo LSTM.....	21
2.3.2. Mô hình LSTM trong dự báo ngày tới và thời gian thực.....	23
<b>2.4. Vấn đề tối ưu vận hành .....</b>	<b>24</b>
2.4.1. Hoạt động tối ưu của tải .....	24
2.4.2. Hoạt động tối ưu của pin lưu trữ .....	25
2.4.3. Hoạt động tối ưu của MG.....	25
<b>2.5. Công thức vận đề .....</b>	<b>26</b>
2.5.1. Mô hình chi phí máy phát điện Diesel .....	27
2.5.2. Mô hình chi phí ESS .....	28
2.5.3. Mô hình chi phí vận hành microgrid.....	30

2.6. Xây dựng mô hình hệ thống điện qua Pypsa.....	31
2.6.1. Quy trình mô phỏng một hệ thống điện trên Pypsa .....	32
2.6.2. Các thông số ảnh hưởng đến hệ thống .....	32
<b>CHƯƠNG 3: PHƯƠNG PHÁP ĐỀ XUẤT .....</b>	<b>34</b>
<b>3.1. Chiến lược giao dịch được đề xuất.....</b>	<b>34</b>
3.1.1. Lịch trình ngày tới (Day a-head).....	36
3.1.2. Lịch trình vận hành thời gian thực (REALTIME) .....	37
<b>3.2. Sử dụng LSTM để dự báo công suất.....</b>	<b>37</b>
<b>3.3. Tối ưu hàm mục tiêu bằng Linopy.....</b>	<b>40</b>
<b>3.4. Xây dựng mô hình MMG trên Python .....</b>	<b>41</b>
3.4.1. Các cơ sở ban đầu.....	42
3.4.2. Liên kết giữa các nút trong mô hình lưới điện .....	42
3.4.3. Các thành phần được mô hình hóa trong Microgrid .....	43
3.4.4. Hàm tối ưu chi phí.....	44
<b>CHƯƠNG 4: KẾT QUẢ MÔ PHỎNG .....</b>	<b>45</b>
<b>4.1. Giới thiệu .....</b>	<b>45</b>
<b>4.2. Dữ liệu đầu vào của LSTM.....</b>	<b>45</b>
<b>4.3. Cài đặt mô phỏng.....</b>	<b>45</b>
4.3.1. Các thông số của máy phát điện diesel và hệ thống lưu trữ năng lượng..	45
<b>4.4. Kết quả mô phỏng và thảo luận.....</b>	<b>46</b>
4.4.1. Dữ liệu dự báo của 2 phương pháp .....	47
4.4.2. Mô hình hệ thống điện .....	49
4.4.2.1. Trường hợp 1: Các chiến lược giao dịch theo lịch trình Real-time không có giao dịch năng lượng giữa các MG .....	49
4.4.2.2. Trường hợp 2: Các chiến lược giao dịch theo lịch trình Real-time có sự giao dịch năng lượng giữa các MG .....	53
<b>CHƯƠNG 5: KẾT LUẬN VÀ TRIỂN VỌNG TƯƠNG LAI.....</b>	<b>58</b>
<b>5.1. Kết luận.....</b>	<b>58</b>
<b>5.2. Triển vọng tương lai .....</b>	<b>59</b>
<b>TÀI LIỆU THAM KHẢO .....</b>	<b>60</b>

## DANH SÁCH CÁC BẢNG

Bảng 4.1.	Các thông số liên quan của máy phát điện diesel [20].....	46
Bảng 4.2.	Các thông số liên quan của ESS [21].....	46
Bảng 4.3.	So sánh chỉ số MAE và chỉ số RMES của 2 phương pháp.....	49
Bảng 4.4.	Công suất truyền tải trên các đường dây với dữ liệu đầu vào LSTM trong trường hợp 1.....	50
Bảng 4.5.	Công suất truyền tải trên các đường dây với dữ liệu đầu vào RFR trong trường hợp 1.....	52
Bảng 4.6.	Công suất truyền tải trên các đường dây với dữ liệu đầu vào LSTM trong trường hợp 2.....	54
Bảng 4.7.	Công suất truyền tải trên các đường dây với dữ liệu đầu vào RFR trong trường hợp 2.....	55

## DANH SÁCH CÁC HÌNH VẼ

Hình 1.1.	Các Nguồn Năng Lượng Tái Tạo Phổ Biến Hiện Nay .....	2
Hình 1.2.	Sự phát triển của hệ thống năng lượng .....	3
Hình 1.3.	Phối hợp DOCR một cách tối ưu bằng cách sử dụng nhiều phương pháp tối ưu hoá khác nhau.....	5
Hình 1.4.	Sơ đồ lưới điện thông minh .....	6
Hình 1.5.	Mô hình tổng quát của mạng LSTM.....	8
Hình 1.6.	Giới thiệu ngôn ngữ Python.....	10
Hình 1.7.	Mô hình tổng quan PyPSA.....	11
Hình 1.8.	Cấu trúc hoạt động của thư viện .....	13
Hình 2.1.	Lưu đồ thuật toán cấu trúc bài toán tối ưu bằng phương pháp truyền thống .....	16
Hình 2.2.	Lưu đồ thuật toán cấu trúc bài toán tối ưu bằng phương pháp đề xuất.....	18
Hình 2.3.	Cấu trúc hệ thống tổng thể .....	20
Hình 2.4.	Phát triển các chức năng khách quan trong quy hoạch hệ thống điện .....	26
Hình 2.5.	Đường cong chi phí phát sinh .....	28
Hình 3.1.	Khung vấn đề cho các chiến lược giao dịch năng lượng trong thị trường năng lượng và dự trữ .....	35
Hình 3.2.	Biểu đồ thể hiện sự tương quan của dữ liệu đầu vào .....	38
Hình 3.3.	Cấu trúc mô hình LSTM .....	40
Hình 3.4.	Dữ liệu đầu vào và ràng buộc của một MG .....	43
Hình 4.1.	Pnetload của MG1 trong LSTM và RFR .....	47
Hình 4.2.	Pnetload của MG2 trong LSTM và RFR .....	48
Hình 4.3.	Pnetload của MG3 trong LSTM và RFR .....	48
Hình 4.4.	Công suất truyền tải trên các đường dây với dữ liệu đầu vào LSTM trong trường hợp 1 .....	51
Hình 4.5.	Công suất truyền tải trên các đường dây với dữ liệu đầu vào RFR trong trường hợp 1 .....	53
Hình 4.6.	Chi phí vận hành tối ưu đối với đầu vào LSTM và RFR trong trường hợp 1 .....	53
Hình 4.7.	Công suất truyền tải trên các đường dây với dữ liệu đầu vào LSTM trong trường hợp 2 .....	55

Hình 4.8. Công suất truyền tải trên các đường dây với dữ liệu đầu vào RFR trong trường hợp 2 .....	56
Hình 4.9. Chi phí vận hành tối ưu đối với đầu vào LSTM và RFR trong trường hợp 2.....	57

## DANH SÁCH CÁC CHỮ VIẾT TẮT

RES	Nguồn năng lượng tái tạo
DER	Nguồn năng lượng phân tán
MG	Microgrid
MMG	Multi-microgrid
PV	Năng lượng mặt trời
PW	Năng lượng gió
ESS	Pin lưu trữ
DG	Máy phát điện diesel
DA	Lịch trình ngày trước
RT	Lịch trình thời gian thực
SoC	Trạng thái sạc
DoD	Độ sâu phóng điện
$C_{dg, i}(t)$	Chi phí vận hành của máy phát
$P_{dg, I}(t)$	Công suất phát
$P_{ch}$	Công suất sạc của Pin
$P_{dis}$	Công suất xả của Pin
$P_{dg, i, min}$ và $P_{dg, i, max}$	Giới hạn min và max đầu ra của máy phát
$P_{PV}$	Công suất phát của năng lượng mặt trời
$P_{PW}$	Công suất phát của năng lượng gió
$C_{ESS, j}$	Chi phí lắp đặt
$\eta_{ESS, j, ch}$ và $\eta_{ESS, j, dis}$	Chi phí sạc và xả
$P_{ESS, j, min}$	Giới hạn công suất thấp nhất của Pin
$P_{ESS, j, max}$	Giới hạn công suất tối đa của Pin
$SOC_{ESS, j, max}$ và $SOC_{ESS, j, min}$	Điều kiện giới hạn max và min của Pin
$\lambda_{inter}(t)$	Giá mua bán
$P_{inter}(t)$	Công suất trao đổi giữa các MG

## **CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN VỀ TỐI ƯU CHI PHÍ VẬN HÀNH TRONG HỆ THỐNG ĐIỆN**

### **1.1. Đặt vấn đề**

Trong bối cảnh toàn cầu hóa và nhận thức ngày càng sâu sắc về các vấn đề môi trường, việc chuyển dịch từ các nguồn năng lượng dựa trên nhiên liệu hóa thạch sang các hệ thống năng lượng tái tạo đã nổi lên như một chiến lược then chốt nhằm giảm thiểu biến đổi khí hậu và thúc đẩy phát triển bền vững. Các nguồn năng lượng tái tạo, bao gồm thủy điện – một dạng năng lượng tái tạo truyền thống phổ biến (như được minh họa trong hình 1.1), cùng với các nguồn năng lượng mới như điện gió và điện mặt trời, đang đóng vai trò ngày càng quan trọng trong cơ cấu năng lượng toàn cầu. Đặc biệt, điện mặt trời và điện gió, với tiềm năng cung cấp năng lượng sạch và gần như vô hạn, đã trở thành trọng tâm của các chiến lược chuyển đổi năng lượng, hứa hẹn mang lại một hệ thống cung cấp điện thân thiện với môi trường và giảm thiểu đáng kể lượng phát thải khí nhà kính.

Tuy nhiên, sự gia tăng nhanh chóng của các nguồn năng lượng tái tạo, đặc biệt là điện mặt trời và điện gió, đã đặt ra những thách thức đáng kể về mặt kỹ thuật và vận hành đối với hệ thống lưới điện hiện đại. Khác với các nguồn năng lượng truyền thống như nhiệt điện hoặc thủy điện lớn, vốn có khả năng cung cấp công suất ổn định và dễ điều chỉnh, điện mặt trời và điện gió phụ thuộc chặt chẽ vào các yếu tố tự nhiên. Điện mặt trời chỉ đạt hiệu suất tối ưu trong điều kiện ánh sáng ban ngày, trong khi công suất điện gió biến động liên tục tùy thuộc vào tốc độ và hướng gió, dẫn đến tính chất bất định và khó dự đoán của nguồn cung. Sự không ổn định này tạo ra áp lực lớn trong việc duy trì sự cân bằng giữa cung và cầu, một yếu tố cốt lõi để đảm bảo độ tin cậy và ổn định của hệ thống điện.

Sự biến động trong nhu cầu tiêu thụ điện, kết hợp với tính không đồng đều của nguồn năng lượng tái tạo, làm gia tăng nguy cơ mất cân bằng trong hệ thống, có thể dẫn đến các sự cố như quá tải hoặc thiếu hụt công suất. Những thách thức này đòi hỏi ngành điện phải đổi mới trong các phương pháp quản lý và vận hành lưới điện, đồng thời ứng dụng các giải pháp công nghệ tiên tiến để tối ưu hóa việc điều phối nguồn cung. Các công cụ như hệ thống lưu trữ năng lượng, công nghệ dự báo thời tiết chính xác hơn, và các thuật toán tối ưu hóa thông minh đang trở thành những thành phần thiết yếu để tích hợp hiệu quả năng lượng tái tạo vào lưới điện. Ngoài ra, việc nâng cấp cơ sở hạ tầng lưới điện, chẳng hạn như mở rộng các đường dây truyền tải và triển khai lưới điện thông minh, cũng đóng vai trò quan trọng trong việc giảm thiểu các rủi ro liên quan đến tính biến động của các nguồn năng lượng tái tạo.

Việc tích hợp các nguồn năng lượng tái tạo như điện mặt trời và điện gió vào hệ thống điện không chỉ mang lại cơ hội để xây dựng một tương lai năng lượng sạch và bền vững, mà còn đặt ra những yêu cầu cấp thiết về đổi mới công nghệ và quản lý hệ thống. Những thách thức này không chỉ là vấn đề kỹ thuật mà còn liên quan đến các chính sách năng lượng, đầu tư cơ sở hạ tầng, và sự phối hợp quốc tế, tất cả đều hướng tới mục tiêu chung là đảm bảo một hệ thống điện ổn định, hiệu quả và thân thiện với môi trường trong bối cảnh chuyển đổi năng lượng toàn cầu.



Hình 1.1. Các nguồn năng lượng tái tạo phổ biến hiện nay [23]

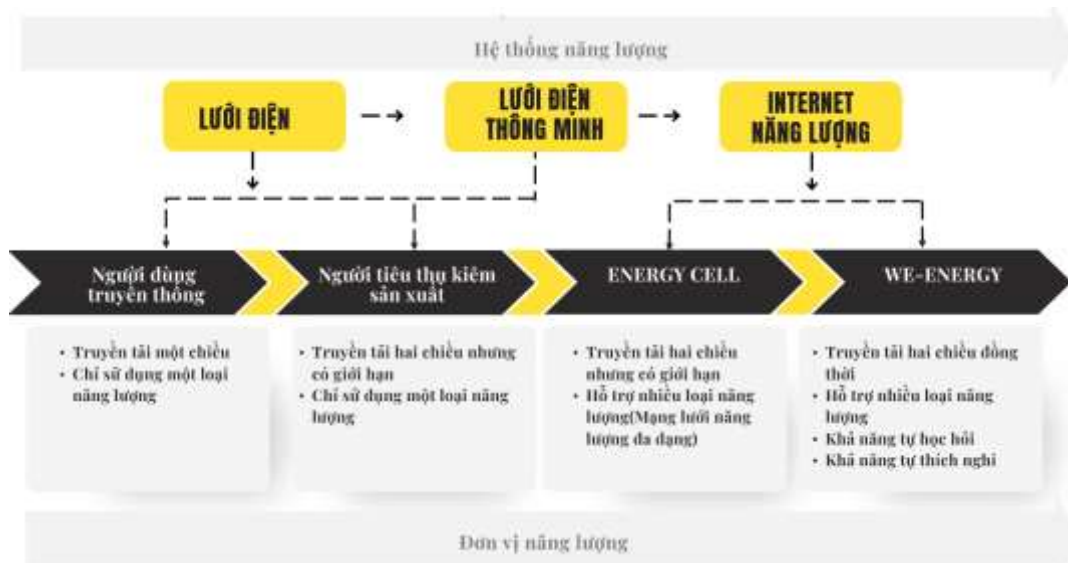
Trong bối cảnh hệ thống điện ngày càng mở rộng và tích hợp đa dạng nguồn năng lượng, các phương pháp quản lý và tối ưu hóa truyền thống, thường dựa trên các mô hình toán học phức tạp hoặc các thuật toán tối ưu hóa tuyến tính, đang bộc lộ những hạn chế về tính linh hoạt. Những phương pháp này khó đáp ứng được các ràng buộc ngày càng khắt khe liên quan đến công suất, chi phí vận hành và sự biến động của các nguồn phát. Do đó, việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo (AI) vào các khâu từ thu thập, phân tích dữ liệu đến xây dựng các mô hình tính toán và quản lý đã trở thành một xu hướng tất yếu để giải quyết các bài toán tối ưu hóa trong lĩnh vực năng lượng. Đặc biệt, mạng nơ-ron hồi tiếp dài ngắn hạn (LSTM) đã chứng tỏ hiệu quả vượt trội trong việc dự báo công suất từ các nguồn năng lượng tái tạo, nhờ khả năng nhận diện các mối quan hệ phi tuyến phức tạp giữa các yếu tố khí tượng như cường độ bức xạ mặt trời, tốc độ gió, áp suất khí quyển và nhiệt độ môi trường. Với độ chính xác cao trong dự báo, LSTM không chỉ giúp hệ thống điện tối ưu hóa việc khai thác năng lượng từ các nguồn tái tạo, mà còn giảm thiểu rủi ro từ sự phân bố công suất không đồng đều, hạn chế tổn thất năng lượng và từ đó cắt giảm đáng kể chi phí vận hành [1][2].

Song song với việc áp dụng mô hình LSTM để dự báo các thông số đầu vào quan trọng, nghiên cứu này tận dụng ngôn ngữ lập trình Python cùng với các thư viện chuyên

dụng như PyPSA (Python for Power System Analysis) và Linopy nhằm mô phỏng và tối ưu hóa hệ thống điện. Các công cụ này không chỉ cho phép xây dựng, thiết kế các mô hình hệ thống điện phức tạp gồm nhiều loại nhà máy, nguồn phát, hệ thống lưu trữ, đường dây truyền tải,..bên cạnh đó là khả năng mô phỏng dòng chảy công suất một cách chính xác theo thời gian thực, mà còn hỗ trợ việc tích hợp dữ liệu lịch sử và dữ liệu thời gian thực để điều chỉnh lịch trình vận hành một cách linh hoạt. Ngoài ra, Python còn hỗ trợ rất nhiều thư viện mạnh mẽ cho học máy như TensorFlow, Keras và Scikit-learn, giúp phát triển các mô hình dự báo tiên tiến và tối ưu hóa hiệu quả. Qua đó, các dữ liệu này sẽ trở thành các biến đầu vào cho hàm mục tiêu đã được mô hình hóa nhằm tối ưu hóa chi phí vận hành, giảm tổn thất năng lượng và nâng cao hiệu suất hệ thống. Sự kết hợp này giúp tạo ra một hệ thống quản lý năng lượng hiệu quả, đáp ứng được các yêu cầu khắt khe về độ chính xác và hiệu quả trong việc điều phối nguồn điện, mở ra hướng tiếp cận hiện đại hơn so với các phương pháp truyền thống.

Đứng trước những thách thức và triển vọng của cuộc cách mạng năng lượng toàn cầu, nghiên cứu này hướng tới việc phát triển các phương pháp và công cụ tối ưu hóa tiên tiến, tận dụng sức mạnh của ngôn ngữ lập trình Python, nhằm đáp ứng nhu cầu vận hành hiệu quả và bền vững của các hệ thống điện trong kỷ nguyên mới. Thông qua việc nâng cao khả năng quản lý và điều phối các nguồn năng lượng, nghiên cứu không chỉ góp phần tối ưu hóa hiệu suất của hệ thống điện mà còn đặt nền móng cho một ngành công nghiệp năng lượng xanh, hài hòa với các mục tiêu phát triển bền vững và xu hướng chuyển đổi sang năng lượng tái tạo trên toàn thế giới.

## 1.2. Các nghiên cứu trước đây

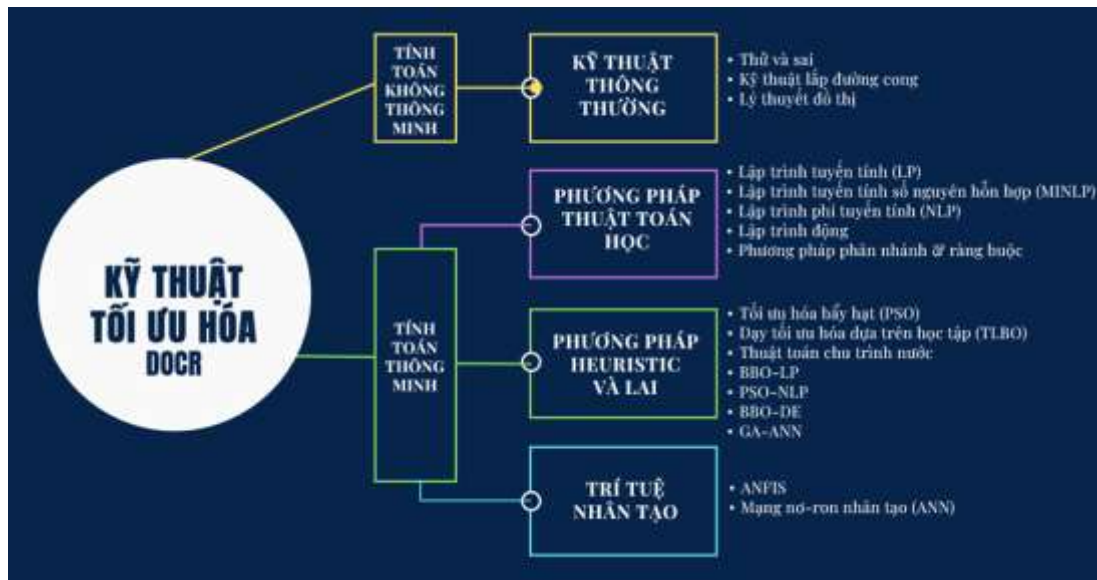


Hình 1.2. Sự phát triển của hệ thống năng lượng [3]

Trong bối cảnh hiện đại, hệ thống điện đang trải qua một quá trình chuyển đổi quan trọng, từ mô hình lưới điện truyền thống (Traditional Grid) sang lưới điện thông minh (Smart Grid) và xa hơn nữa là khái niệm Internet năng lượng (Energy Internet). Như minh họa trong Hình 1.2, sự chuyển đổi này không chỉ thay đổi công nghệ và phương thức vận hành mà còn định hình lại vai trò của người dùng điện.

Ban đầu, người dùng điện đơn thuần (Traditional User) thường chỉ tiếp nhận điện năng theo một chiều (one-way) và sử dụng một loại năng lượng (single-energy carrier). Khi lưới điện phát triển thành lưới điện thông minh, một bộ phận người dùng trở thành người vừa tiêu thụ vừa sản xuất điện (Prosumer), có thể tham gia trao đổi điện năng theo bán song công (half-duplex), dù vẫn sử dụng một loại năng lượng (single-energy carrier). Tiếp đó, mô hình tế bào năng lượng (Energy Cell) ra đời, cho phép trao đổi năng lượng đa chiều (multi-energy carrier) và nâng cao khả năng tương tác giữa các thực thể trong lưới. Xa hơn nữa, mô hình năng lượng-chúng ta (We-Energy) phát triển thành một hệ thống song công hoàn toàn (full-duplex), tích hợp nhiều loại năng lượng khác nhau (multi-energy carrier) và có khả năng tự học hỏi (self-learning) cũng như tự thích nghi (self-adaptation).

Sự thay đổi và phát triển này đòi hỏi những giải pháp điều phối năng lượng hiệu quả và linh hoạt hơn, trong đó trí tuệ nhân tạo (AI) đóng vai trò then chốt. Nếu trước đây, mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) thường được áp dụng chủ yếu cho việc tối ưu hóa vận hành ở cấp độ thiết bị đơn lẻ, thì với xu hướng phát triển đa chiều của hệ thống điện hiện đại, AI ngày càng được triển khai ở quy mô tổng thể, nhằm bảo đảm sự ổn định và hiệu quả cho toàn bộ mạng lưới. Điều này bao gồm việc phối hợp các nguồn năng lượng khác nhau, cân bằng cung cầu trong thời gian thực, và hỗ trợ các chức năng tự học, tự thích nghi cho hệ thống năng lượng. Kết quả là một hạ tầng điện năng tiên tiến, nơi người dùng không chỉ thụ động tiêu thụ mà còn có thể tham gia tích cực vào quá trình sản xuất, lưu trữ, chia sẻ và giao dịch năng lượng, đáp ứng tốt hơn các yêu cầu phát triển bền vững và nâng cao độ tin cậy của lưới điện tương lai [3].



Hình 1.3. Phối hợp DOCR một cách tối ưu bằng cách sử dụng nhiều phương pháp tối ưu hoá khác nhau [4]

Hình 1.3 trình bày các kỹ thuật tối ưu hóa cho bài toán phối hợp role dòng quá tải có hướng (DOCR), bao gồm ba nhóm chính: phương pháp tính toán không trí tuệ (Non-Intelligent Computational), phương pháp toán học (Mathematical Algorithm Approach), và phương pháp tính toán trí tuệ (Intelligent Computational). Trong bối cảnh hệ thống điện hiện đại với sự gia tăng của các nguồn năng lượng phân tán (DG), việc lựa chọn phương pháp tối ưu hóa phù hợp đóng vai trò quan trọng nhằm đảm bảo tính chính xác, tốc độ hội tụ và khả năng mở rộng của hệ thống.[4]

Các phương pháp lập trình toán học như lập trình tuyến tính (LP), lập trình phi tuyến (NLP) và quy hoạch động (Dynamic Programming) cung cấp các giải pháp tối ưu với cơ sở lý thuyết vững chắc. Tuy nhiên, chúng có thể gặp hạn chế khi áp dụng cho hệ thống quy mô lớn. Trong khi đó, các thuật toán heuristic và hybrid như tối ưu bầy đàn (PSO), tối ưu dựa trên học tập (TLBO) và các mô hình lai ghép (BBO-LP, PSO-NLP) cho thấy khả năng tìm kiếm nghiệm tối ưu hiệu quả hơn trong không gian tìm kiếm phức tạp [4]. Đặc biệt, các phương pháp trí tuệ nhân tạo (AI) như mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) và hệ suy luận mờ thích nghi (ANFIS) đang ngày càng được ứng dụng rộng rãi nhờ khả năng học và thích nghi với dữ liệu thực tế. Kết quả nghiên cứu chỉ ra rằng việc kết hợp giữa metaheuristic và lập trình toán học giúp cải thiện hiệu suất phối hợp DOCR, giảm thời gian hoạt động của role và nâng cao tính chọn lọc bảo vệ. Điều này góp phần quan trọng vào việc phát triển chiến lược bảo vệ hệ thống điện hiện đại, đảm bảo độ tin cậy và ổn định khi tích hợp năng lượng tái tạo.



Hình 1.4. Sơ đồ lưới điện thông minh

Trí tuệ nhân tạo (AI) đang ngày càng khẳng định vai trò quan trọng trong quản lý và vận hành lưới điện thông minh (Smart Grid - SG) nhờ khả năng dự báo và tự động hóa. Trong hình 1.4 mô tả một hệ thống SG hiện đại, nơi các nguồn năng lượng phân tán (Distributed Energy Resources - DER) như điện mặt trời, điện gió và thủy điện được tích hợp với các nguồn điện truyền thống như nhiệt điện và điện hạt nhân. Sự kết hợp này yêu cầu một hệ thống giám sát và điều khiển thời gian thực hiệu quả, điều mà AI cùng với các công nghệ tiên tiến như Internet of Things (IoT) và Blockchain có thể đảm nhiệm. Trong mô hình SG, AI đóng vai trò tối ưu hóa việc phân phối điện năng, cân bằng tải giữa các nguồn điện và dự báo nhu cầu tiêu thụ trong các khu vực như nhà thông minh, thành phố và phương tiện điện. Bên cạnh đó, AI kết hợp với IoT giúp thu thập dữ liệu từ các trạm biến áp, hệ thống truyền tải và phương tiện điện để điều chỉnh lưới điện một cách linh hoạt. Công nghệ Blockchain đảm bảo tính minh bạch và bảo mật trong giao dịch năng lượng, đặc biệt là trong mô hình mua bán điện phi tập trung. Nhờ các công nghệ này, lưới điện thông minh không chỉ nâng cao độ tin cậy và khả năng phục hồi trước sự cố mà còn thúc đẩy tính bền vững của hệ thống năng lượng, hỗ trợ sự phát triển của các nguồn năng lượng tái tạo trong tương lai. [5], [6]

Hướng nghiên cứu tương lai không chỉ dừng lại ở tối ưu hóa kỹ thuật mà còn nhắm đến giảm chi phí vận hành, đồng thời điều phối tổng thể hệ thống điện nhằm tạo ra một mạng lưới vận hành hiệu quả. Các quốc gia tiên tiến như Đức, Trung Quốc và Nam Phi đã có những nghiên cứu cụ thể về tối ưu hóa hệ thống điện quốc gia và liên lục phát triển. Đức đã nghiên cứu lợi ích của việc tích hợp lưới truyền tải trên toàn châu Âu nhằm giảm thiểu phát thải CO<sub>2</sub> và tối ưu hóa sử dụng nguồn năng lượng tái tạo. Tại Trung Quốc, mô hình lưu trữ và truyền tải đã được triển khai với công cụ PyPSA nhằm đánh giá tác động của việc giảm phát thải khí CO<sub>2</sub>. Còn Nam Phi đã xây dựng các kịch

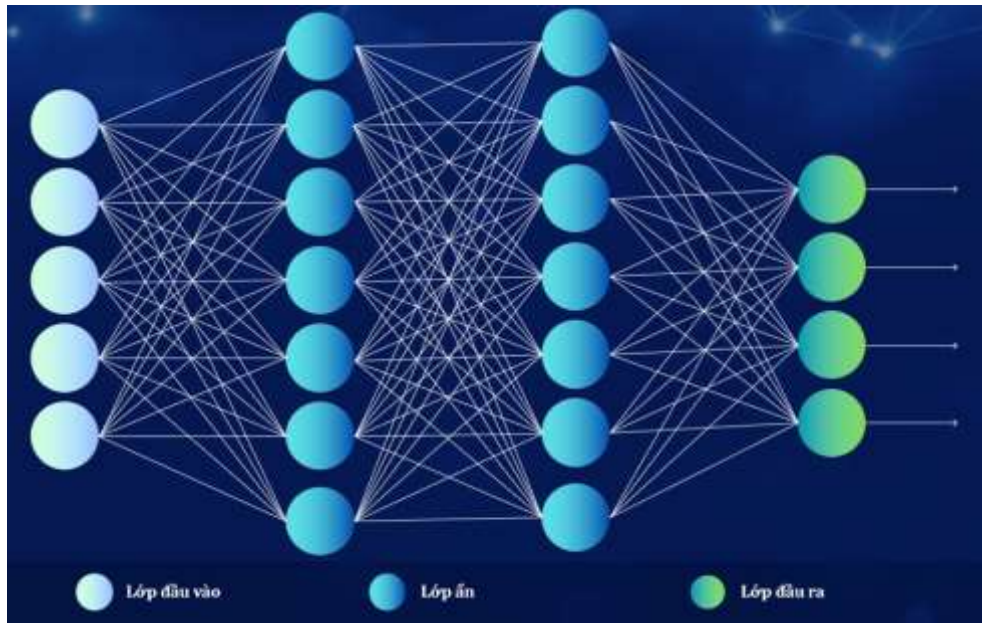
bản phát triển lưới điện đa dạng nhằm tối ưu hóa hệ thống điện trong tương lai. Những nghiên cứu này cho thấy tính cấp thiết của việc phát triển hệ thống lưu trữ và truyền tải linh hoạt, qua đó bảo đảm khả năng cung ứng ổn định trong bối cảnh nguồn năng lượng tái tạo phát triển mạnh mẽ. Nhìn chung, với sự tiến bộ của AI và ANN, việc tối ưu hóa hệ thống điện không chỉ cải thiện độ ổn định và độ tin cậy mà còn góp phần vào mục tiêu xây dựng hệ thống điện bền vững, đáp ứng nhu cầu năng lượng ngày càng cao và hướng tới một nền công nghiệp xanh hơn.

Bên cạnh những tiến bộ trong dự báo và quản lý hệ thống điện, nhiều nghiên cứu trước đây đã tập trung triển khai bốn thuật toán trí tuệ nhân tạo (AI) tiêu biểu gồm: Genetic Algorithm (GA), Cuckoo Search Algorithm (CSA), Firefly Algorithm (FFA), và Harmony Search Algorithm (HSA). Các thuật toán này đã được tinh chỉnh và tích hợp một cách có hệ thống nhằm tối ưu hóa các thông số cài đặt quan trọng như Thời gian hoạt động (Time Multiplier Setting – TMS) và Dòng cấm (Plug Setting – PS) của các rơ-le bảo vệ. Việc kết hợp nhiều thuật toán tối ưu AI không chỉ cho phép xử lý hiệu quả các ràng buộc phi tuyến phức tạp trong hệ thống bảo vệ mà còn góp phần nâng cao đáng kể độ tin cậy và tính linh hoạt trong vận hành hệ thống điện. Các thuật toán này được đánh giá dựa trên tốc độ hội tụ, độ chính xác và độ phức tạp tính toán, qua đó hỗ trợ việc lựa chọn giải pháp phù hợp nhất cho từng bài toán điều khiển bảo vệ cụ thể.

Đặc biệt, trong bối cảnh hệ thống điện ngày càng mở rộng với nhiều nguồn phát phân tán, vấn đề ổn định tần số trở nên cấp thiết hơn bao giờ hết. Các dao động tần số thấp (Low-Frequency Oscillations – LFOs) xuất hiện do liên kết yếu giữa các máy phát có thể gây mất ổn định hệ thống nếu không được kiểm soát hiệu quả. Trong khi bộ ổn định hệ thống điện truyền thống (Power System Stabilizer – PSS) vẫn là giải pháp phổ biến, hạn chế của PSS trong việc thích ứng với đa dạng điều kiện vận hành đã thúc đẩy các nghiên cứu tích hợp thêm các thiết bị điện tử công suất cao như hệ thống FACTS. Một ví dụ nổi bật là bộ điều khiển dòng công suất liên tuyến (Interline Power Flow Controller – IPFC), được khai thác như một công cụ tăng cường giảm chấn dao động. Đồng thời, nghiên cứu cũng tiến hành thử nghiệm so sánh hiệu quả của FFA với các thuật toán GA và Particle Swarm Optimization (PSO) để xác định thuật toán tối ưu nhất cho bài toán điều khiển giảm dao động tần số. Các kết quả cho thấy FFA đạt được độ hội tụ cao và tính ổn định vượt trội trong nhiều điều kiện mô phỏng, cho thấy tiềm năng ứng dụng thực tế rộng rãi. Sự kết hợp giữa AI và thiết bị FACTS mở ra hướng tiếp cận đa tầng, nơi tối ưu hóa thông minh được tích hợp với điều khiển vật lý nhằm đạt được sự ổn định hệ thống bền vững hơn. Đây là tiền đề quan trọng để phát triển các giải pháp tự động hóa điều khiển hệ thống điện trong tương lai.[7]

### 1.3. Đề xuất phát triển

#### 1.3.1. LSTM trong dự báo công suất



Hình 1.5. Mô hình tổng quát của mạng LSTM

Việc dự báo công suất điện từ các nguồn năng lượng tái tạo như năng lượng mặt trời và năng lượng gió luôn là một bài toán phức tạp, do bản chất không ổn định và khó lường của các yếu tố thời tiết. Những nguồn năng lượng này chịu ảnh hưởng lớn từ các điều kiện môi trường tự nhiên như cường độ bức xạ mặt trời, tốc độ và hướng gió, độ ẩm không khí, cũng như nhiệt độ, vốn có thể thay đổi đột ngột và không theo bất kỳ mô hình tuyến tính nào. Các phương pháp dự báo truyền thống, thường dựa trên các mô hình tuyến tính đơn giản hoặc các kỹ thuật thống kê cơ bản, không đủ khả năng nắm bắt được các mối quan hệ phi tuyến và phức tạp giữa các yếu tố khí tượng và công suất phát điện, dẫn đến kết quả dự báo thiếu chính xác và không đáp ứng được yêu cầu của các hệ thống điện hiện đại. Tuy nhiên, với sự phát triển của trí tuệ nhân tạo (AI), đặc biệt là sự ra đời của mạng nơ-ron hồi tiếp dài ngắn hạn (Long Short-Term Memory – LSTM), một hướng tiếp cận mới đã được mở ra, mang lại hiệu quả vượt trội trong việc dự báo công suất từ các nguồn năng lượng tái tạo. Được thiết kế để xử lý các chuỗi dữ liệu thời gian, LSTM – một dạng mạng nơ-ron học sâu – có khả năng ghi nhớ và phân tích các mẫu biến động dài hạn, khiến nó trở thành công cụ lý tưởng để đối phó với các chuỗi dữ liệu khí tượng và công suất có tính biến động cao.

Trong quá trình huấn luyện, mô hình LSTM được tối ưu hóa để giảm thiểu sai lệch dự báo, tự động điều chỉnh các tham số để thích nghi với những biến động không đều trong dữ liệu thời tiết. Với khả năng lưu giữ thông tin qua các khoảng thời gian dài, LSTM có thể phân tích các mối quan hệ phi tuyến phức tạp giữa các yếu tố môi trường

và công suất phát điện, chẳng hạn như ảnh hưởng của bức xạ mặt trời đến hiệu suất tấm pin, tác động của độ ẩm và áp suất khí quyển đến tốc độ gió, hoặc sự tương tác giữa nhiệt độ và hướng gió đối với sản lượng năng lượng từ các nguồn gió và mặt trời. Khác với các phương pháp tuyến tính truyền thống, vốn giả định các yếu tố đầu vào tác động tuyến tính và cố định đến công suất, LSTM có khả năng mô phỏng các tương tác phi tuyến phức tạp, đồng thời điều chỉnh linh hoạt theo từng điều kiện thời tiết cụ thể. Các yếu tố như bức xạ mặt trời, tốc độ gió, độ ẩm và nhiệt độ được mô hình tổng hợp và phân tích một cách toàn diện, cho phép đưa ra các dự báo chính xác hơn, ngay cả trong những tình huống thời tiết biến đổi bất thường. Tuy nhiên, hiệu quả của mô hình phụ thuộc lớn vào chất lượng dữ liệu lịch sử, đòi hỏi phải có một cơ sở dữ liệu thời tiết đa dạng và đáng tin cậy để đảm bảo độ tin cậy của các dự báo.

Bên cạnh đó, với khả năng phân tích chuyên sâu dữ liệu chuỗi thời gian và nhận diện các mẫu biến động phức tạp từ dữ liệu lịch sử, mô hình LSTM không chỉ là một công cụ đắc lực trong việc dự báo mà còn đóng vai trò trung tâm trong việc tối ưu hóa vận hành và quản lý các hệ thống điện hiện đại. Những hệ thống điện tích hợp đa dạng nguồn năng lượng tái tạo, chẳng hạn như điện mặt trời và điện gió, thường phải đối mặt với những thách thức nghiêm trọng do sự biến đổi không ngừng của điều kiện môi trường tự nhiên, bao gồm những thay đổi bất thường trong thời tiết như cường độ bức xạ mặt trời, tốc độ gió hay độ ẩm. Sự biến động này không chỉ làm gia tăng độ phức tạp trong việc duy trì sự ổn định của lưới điện mà còn đặt ra những yêu cầu khắt khe trong việc điều tiết công suất để đảm bảo sự cân bằng giữa cung và cầu. Nhờ các dự báo chính xác và cập nhật liên tục từ mô hình LSTM, các nhà quản lý hệ thống có thể đưa ra các quyết định chiến lược về phân bổ công suất, dự trữ năng lượng và vận hành lưới điện một cách hiệu quả, giảm thiểu nguy cơ mất cân bằng và tối ưu hóa hiệu suất tổng thể của hệ thống.

Điều này đặc biệt có ý nghĩa trong bối cảnh năng lượng tái tạo ngày càng chiếm tỷ trọng lớn trong cơ cấu nguồn cung năng lượng toàn cầu, khi các hệ thống điện truyền thống phải chuyển đổi để thích nghi với những nguồn phát có tính chất không ổn định và khó dự đoán. Sự gia tăng tỷ lệ năng lượng tái tạo đòi hỏi các giải pháp quản lý tiên tiến, không chỉ để đảm bảo tính ổn định và độ tin cậy của lưới điện mà còn để tối ưu hóa việc sử dụng các nguồn tài nguyên năng lượng sạch, giảm thiểu tổn thất và chi phí vận hành. Mô hình LSTM, với khả năng cung cấp các dự báo đáng tin cậy về công suất phát điện, giúp các nhà vận hành hệ thống lập kế hoạch hiệu quả hơn, từ việc điều phối nguồn phát, quản lý các hệ thống lưu trữ năng lượng, đến việc tối ưu hóa lịch trình bảo trì và vận hành. Hơn nữa, các dự báo từ LSTM còn hỗ trợ trong việc tích hợp các công nghệ lưới điện thông minh (smart grid), cho phép tự động hóa và điều chỉnh linh hoạt các hoạt

động vận hành theo thời gian thực, từ đó nâng cao hiệu quả và tính bền vững của hệ thống điện trong dài hạn.

### **1.3.2. Ngôn ngữ lập trình Python**

Python hiện đã trở thành một trong những ngôn ngữ lập trình phổ biến nhất trong lĩnh vực khoa học dữ liệu và tối ưu hóa, nhờ tính linh hoạt cao, khả năng xử lý mạnh mẽ, cùng với sự hỗ trợ phong phú từ một hệ sinh thái các thư viện khoa học. Điều này mang lại cho Python ưu thế nổi bật trong các ứng dụng yêu cầu xử lý khối lượng dữ liệu lớn, thực hiện các phép tính phức tạp và đưa ra dự báo với độ chính xác cao.



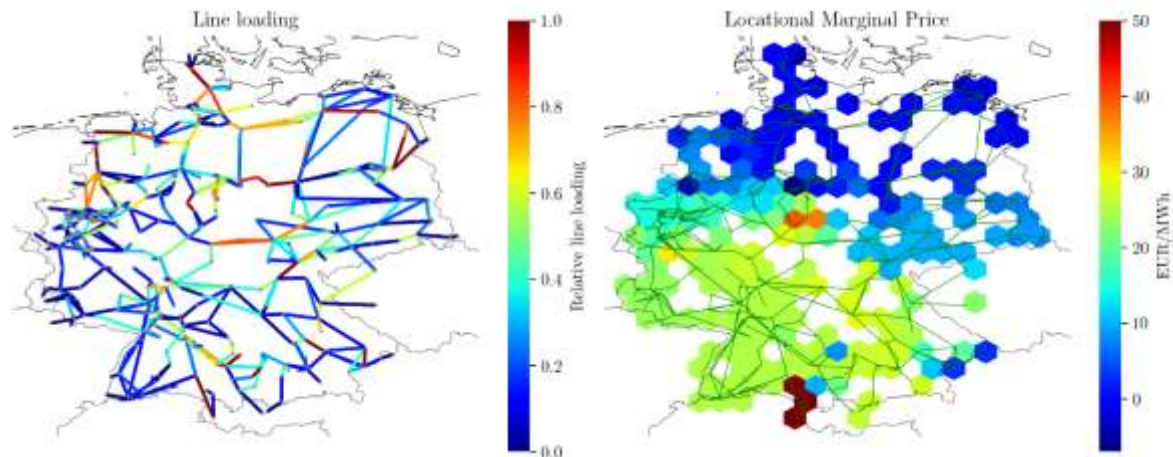
*Hình 1.6. Giới thiệu ngôn ngữ Python [22]*

Một trong những yếu tố làm nên sự thành công của Python là cộng đồng phát triển sôi động và không ngừng mở rộng. Sự đa dạng của các thư viện Python, như NumPy, Pandas, SciPy và Matplotlib, đã đơn giản hóa quy trình phân tích và trực quan hóa dữ liệu, tạo điều kiện thuận lợi cho các nhà khoa học dữ liệu và kỹ sư tối ưu hóa trong việc thao tác và xử lý dữ liệu. Đặc biệt, đối với các bài toán tối ưu hóa phức tạp, Python cung cấp nhiều công cụ hiệu quả và đáng tin cậy như PyPSA (Python for Power System Analysis) và Linopy, các thư viện chuyên về xây dựng và giải quyết các mô hình tối ưu hóa trong lĩnh vực năng lượng.

Trong bối cảnh các bài toán tối ưu hóa hệ thống năng lượng đòi hỏi phải xử lý lượng dữ liệu khổng lồ từ nhiều nguồn khác nhau cũng như thực hiện các phép tính phức tạp trong thời gian ngắn, Python nổi lên như một lựa chọn lý tưởng. PyPSA và Linopy giúp đơn giản hóa việc xây dựng các mô hình tối ưu hóa năng lượng, đồng thời tăng cường khả năng mở rộng và tùy chỉnh mô hình theo nhu cầu cụ thể. Những công cụ này không chỉ giúp tăng tốc độ xử lý, giảm thiểu chi phí tính toán, mà còn đảm bảo độ chính xác cao trong các bài toán tối ưu, qua đó nâng cao hiệu quả vận hành và tối ưu hóa hệ thống điện. Tóm lại, sự kết hợp giữa Python và các thư viện tối ưu hóa mạnh mẽ đang

mở ra nhiều tiềm năng mới trong việc giải quyết các thách thức tối ưu hóa hệ thống năng lượng. Điều này đóng góp quan trọng vào việc phát triển các hệ thống bền vững và hiệu quả, đáp ứng yêu cầu ngày càng cao của xã hội trong việc sử dụng năng lượng một cách thông minh và tiết kiệm.

### 1.3.2.1. Giới thiệu Pypsa



Hình 1.7. Mô hình tổng quan PyPSA [19]

PyPSA (Python for Power System Analysis) là một thư viện mã nguồn mở hàng đầu, được thiết kế để cung cấp các công cụ tính vi cho việc mô phỏng, tối ưu hóa và phân tích các hệ thống điện phức tạp [19]. Với tính linh hoạt và độ chính xác vượt trội, PyPSA đã trở thành một giải pháp không thể thiếu cho các nhà khoa học, kỹ sư điện và các nhà hoạch định chính sách, đặc biệt trong bối cảnh hệ thống điện toàn cầu đang chuyển đổi mạnh mẽ, với sự gia tăng của các nguồn năng lượng tái tạo và sự phức tạp hóa của mạng lưới điện.

Thư viện PyPSA nổi bật với khả năng mô phỏng lưới điện ở nhiều cấp độ, từ các hệ thống đơn giản đến các mạng lưới phức tạp với hàng nghìn nút và thanh cái kết nối. PyPSA hỗ trợ tính toán dòng công suất, phân tích trào lưu công suất, tối ưu hóa chi phí vận hành và phân bổ công suất giữa các nguồn năng lượng đa dạng. Nhờ đó, người dùng có thể xây dựng các mô hình chi tiết để đánh giá hiệu quả của các kịch bản vận hành trong các điều kiện biến động, chẳng hạn như sự thay đổi trong nhu cầu điện, sự tích hợp các nguồn năng lượng mới, hoặc việc bổ sung đường dây truyền tải và thiết bị vào hệ thống. Khả năng này cho phép các nhà nghiên cứu và kỹ sư dự đoán và quản lý hiệu quả các thay đổi trong hệ thống điện.

Ngoài ra, PyPSA còn cung cấp các công cụ để phân tích động lực học của lưới điện, giúp người dùng hiểu rõ cách hệ thống phản ứng trước các biến động theo thời gian thực. Tính năng này đặc biệt quan trọng khi các nguồn năng lượng tái tạo như điện mặt trời và điện gió, vốn có đặc tính biến đổi cao và khó dự đoán, ngày càng được tích

hợp vào hệ thống. PyPSA cho phép mô phỏng các tình huống thực tế, từ đó đề xuất các chiến lược điều khiển linh hoạt để đảm bảo sự ổn định và độ tin cậy của lưới điện, ngay cả khi đối mặt với những biến động đột ngột từ nguồn cung năng lượng. Điều này hỗ trợ các nhà vận hành hệ thống điện trong việc duy trì chất lượng dịch vụ và giảm thiểu rủi ro gián đoạn.

Với các chức năng mạnh mẽ, PyPSA là một công cụ thiết yếu trong việc xây dựng các mô hình hệ thống điện chính xác, phục vụ cả nghiên cứu học thuật và ứng dụng thực tiễn trong ngành công nghiệp. Thư viện này cho phép phân tích các mạng lưới điện ở quy mô địa phương, khu vực hoặc quốc gia, hỗ trợ đánh giá các kịch bản như sự gia tăng nhu cầu năng lượng, tác động của các chính sách năng lượng, hoặc khả năng thích ứng của hệ thống trước các quy định môi trường nghiêm ngặt. PyPSA cũng hỗ trợ phân tích dài hạn, giúp các nhà hoạch định chính sách đánh giá các chiến lược đầu tư vào cơ sở hạ tầng năng lượng và thúc đẩy quá trình chuyển đổi sang các hệ thống điện carbon thấp.

PyPSA tận dụng dữ liệu thực tế để xây dựng các bài toán tối ưu hóa phức tạp, cho phép người dùng mô phỏng và phân tích các kịch bản vận hành trong nhiều điều kiện khác nhau, từ biến động ngắn hạn đến các xu hướng dài hạn. Điều này đặc biệt có giá trị trong bối cảnh toàn cầu đang nỗ lực giảm phát thải khí nhà kính và thúc đẩy phát triển bền vững. Được phát triển trên nền tảng Python, PyPSA tích hợp mượt mà với các thư viện khoa học dữ liệu như Pandas để quản lý dữ liệu, NumPy để tính toán số học, và Matplotlib để trực quan hóa kết quả, mang lại sự linh hoạt tối đa trong việc tùy chỉnh mô hình theo nhu cầu cụ thể. Người dùng có thể dễ dàng điều chỉnh các tham số, thêm các ràng buộc mới hoặc tích hợp dữ liệu từ các nguồn bên ngoài, giúp PyPSA trở thành một công cụ lý tưởng cho các dự án nghiên cứu và ứng dụng thực tiễn.

Cộng đồng người dùng và nhà phát triển PyPSA đóng vai trò quan trọng trong việc duy trì và nâng cấp thư viện, liên tục đóng góp các tính năng mới, sửa lỗi và tối ưu hóa hiệu suất. Tài liệu hướng dẫn chi tiết, các ví dụ thực tiễn và các khóa học trực tuyến được cộng đồng cung cấp giúp người dùng mới nhanh chóng làm quen và triển khai các mô hình phức tạp. Sự hỗ trợ này đảm bảo rằng PyPSA luôn đáp ứng được các yêu cầu mới nhất của ngành năng lượng, từ việc tích hợp các công nghệ lưu trữ năng lượng tiên tiến đến phân tích các hệ thống điện siêu lưới xuyên quốc gia. Với những đóng góp này, PyPSA không chỉ là một công cụ kỹ thuật mà còn là một nền tảng thúc đẩy hợp tác quốc tế trong nghiên cứu năng lượng.

Tóm lại, PyPSA là một công cụ toàn diện và mạnh mẽ, đóng vai trò quan trọng trong phân tích và tối ưu hóa hệ thống điện, đặc biệt trong việc tích hợp năng lượng tái tạo. Thư viện này không chỉ nâng cao độ chính xác trong mô phỏng mà còn góp phần

quan trọng vào nghiên cứu và phát triển các giải pháp năng lượng sạch, hướng tới một tương lai bền vững và thân thiện với môi trường.

### 1.3.2.2. Giới thiệu Linopy



Hình 1.8. Cấu trúc hoạt động của thư viện

Linopy, tên gọi tắt của Linear optimization with N D labeled variables, là một thư viện mã nguồn mở được phát triển trên nền tảng Python, nhằm mục đích hỗ trợ việc xây dựng và giải quyết các bài toán tối ưu hóa tuyến tính một cách hiệu quả và linh hoạt. Thư viện này được thiết kế để xử lý các bài toán tối ưu hóa phức tạp với các loại biến đa dạng, bao gồm biến liên tục, biến nguyên, biến hỗn hợp, và thậm chí cả các bài toán lập trình bậc hai (quadratic programming). Một trong những điểm mạnh của Linopy là khả năng quản lý dữ liệu đầu vào được gán nhãn nhiều chiều, thông qua sự tích hợp chặt chẽ với các thư viện khoa học dữ liệu hàng đầu như NumPy, Pandas và Xarray, cho phép tổ chức và xử lý dữ liệu một cách khoa học và hiệu quả.

Không giống các bộ giải tối ưu hóa độc lập như Gurobi, CPLEX, GLPK hay CBC, Linopy không phải là một bộ giải trực tiếp mà đóng vai trò như một ngôn ngữ mô hình hóa đại số (AML – Algebraic Modeling Language). Điều này có nghĩa là Linopy cung cấp một môi trường mô hình hóa trực quan và mạnh mẽ, nơi người dùng có thể dễ dàng xác định các biến, thiết lập các ràng buộc, và xây dựng hàm mục tiêu một cách rõ ràng và có hệ thống. Thư viện này hoạt động như một cầu nối, cho phép tương tác với nhiều bộ giải tối ưu hóa khác nhau, từ các bộ giải thương mại đến mã nguồn mở, giúp người dùng linh hoạt lựa chọn công cụ phù hợp với bài toán của mình mà không bị giới hạn bởi một bộ giải cụ thể.

Một trong những đặc điểm nổi bật của Linopy là mô hình dữ liệu dựa trên mảng (array-based data model), hỗ trợ tự động đồng bộ hóa các chỉ số (coordinates) trong quá trình thực hiện các phép toán đại số. Tính năng này không chỉ đơn giản hóa việc xây

dựng các mô hình tối ưu hóa quy mô lớn với hàng ngàn biến và ràng buộc, mà còn tối ưu hóa đáng kể hiệu suất tính toán, giảm thiểu nhu cầu bộ nhớ và tăng tốc độ xử lý. Hơn nữa, Linopy mang lại sự linh hoạt tối đa khi cho phép người dùng chỉ định bộ giải theo ý muốn hoặc sử dụng bộ giải mặc định, tùy thuộc vào yêu cầu cụ thể của bài toán và cấu hình hệ thống, từ đó đảm bảo hiệu quả tính toán cao nhất trong từng trường hợp.

Linopy đã chứng minh được giá trị của mình trong các lĩnh vực nghiên cứu khoa học, đặc biệt là trong việc mô phỏng và tối ưu hóa các hệ thống năng lượng, nơi mà các bài toán tối ưu hóa quy mô lớn thường xuyên xuất hiện với các ràng buộc phức tạp về công suất, chi phí và nguồn phát. Bằng cách cung cấp một nền tảng mô hình hóa hiệu quả, Linopy không chỉ giúp giảm thiểu tài nguyên tính toán cần thiết mà còn hỗ trợ các nhà nghiên cứu trong việc phân tích và đưa ra các giải pháp tối ưu cho các hệ thống năng lượng hiện đại, đặc biệt trong bối cảnh tích hợp năng lượng tái tạo ngày càng gia tăng. Với sự kết hợp giữa tính linh hoạt, hiệu suất cao và khả năng tích hợp sâu rộng với hệ sinh thái Python, Linopy đã khẳng định vị thế là một công cụ AML tiên tiến, đóng góp quan trọng vào việc thúc đẩy nghiên cứu và ứng dụng thực tiễn trong các lĩnh vực kỹ thuật và khoa học năng lượng.

#### **1.4. So sánh với các phương pháp trước đây**

Trước đây, trong lĩnh vực dự báo công suất và tối ưu hóa hệ thống điện, các phương pháp tính toán chủ yếu dựa vào những mô hình tuyến tính đơn giản, như hồi quy tuyến tính (Linear Regression), hoặc các kỹ thuật thống kê truyền thống, tiêu biểu là ARIMA (Auto-Regressive Integrated Moving Average). Mặc dù những phương pháp này đã mang lại một mức độ hiệu quả nhất định đối với các bài toán dự báo đơn giản, nhưng chúng lại gặp nhiều hạn chế trong việc xử lý các mối quan hệ phi tuyến phức tạp cũng như sự biến động không lường trước của dữ liệu thời tiết và công suất. Các mô hình này thường không đủ khả năng để đáp ứng nhu cầu dự báo chính xác trong điều kiện hệ thống có nhiều biến động, hoặc khi tính toán theo thời gian thực là yếu tố then chốt. Việc xây dựng mô hình hệ thống điện bằng MATLAB, một công cụ phổ biến và hữu ích cho các tính toán kỹ thuật, tuy rất mạnh trong các bài toán quy mô nhỏ hoặc trung bình nhưng lại gặp khó khăn trong việc mở rộng quy mô xử lý các hệ thống lớn với nhiều ràng buộc và biến động phức tạp.

Trong bối cảnh nhu cầu về hiệu quả và tính chính xác của các hệ thống năng lượng ngày càng cao, đặc biệt khi tích hợp năng lượng tái tạo, trí tuệ nhân tạo (AI) đã trở thành một giải pháp đầy hứa hẹn, với sự nổi bật của các mô hình học sâu như Long Short-Term Memory (LSTM). LSTM, với cấu trúc đặc biệt trong việc ghi nhớ và quên thông tin có chọn lọc, đã mở ra khả năng học và dự đoán từ chuỗi thời gian dài và phức tạp, giúp vượt qua những hạn chế của các mô hình hồi quy truyền thống. Điểm mạnh

của LSTM nằm ở khả năng nắm bắt các mối quan hệ phi tuyến giữa các yếu tố như thời tiết và công suất đầu ra, từ đó cải thiện đáng kể độ chính xác trong dự báo công suất, ngay cả trong những điều kiện thời tiết bất ổn và có tính biến động cao.

Hơn nữa, sự kết hợp của các ngôn ngữ và công cụ mã nguồn mở như Python với các thư viện tối ưu hóa hiện đại như PyPSA và Linopy đã mang đến một bước đột phá trong việc giải quyết các bài toán tối ưu hóa năng lượng ở quy mô lớn. PyPSA (Python for Power Systems Analysis) là một thư viện mạnh mẽ hỗ trợ phân tích và mô phỏng hệ thống điện, trong khi Linopy cho phép xây dựng và giải các mô hình tối ưu hóa với tính linh hoạt và tốc độ cao. Nhờ đó, các hệ thống năng lượng giờ đây có thể được tối ưu hóa một cách hiệu quả và nhanh chóng hơn nhiều so với khi sử dụng các công cụ truyền thống. Không chỉ giúp cải thiện chất lượng dự báo, những công cụ hiện đại này còn làm giảm đáng kể thời gian tính toán, cho phép các hệ thống vận hành trong thời gian thực, đồng thời nâng cao khả năng quản lý năng lượng trong những điều kiện vận hành thực tế phức tạp, nơi mà sự tương tác giữa nhiều nguồn năng lượng tái tạo đòi hỏi độ chính xác và khả năng ứng biến cao.

Sự phát triển nhanh chóng của trí tuệ nhân tạo (AI), đặc biệt là sự ứng dụng các mô hình học sâu như Long Short-Term Memory (LSTM), kết hợp với hệ sinh thái các công cụ tối ưu hóa mã nguồn mở mạnh mẽ trong Python, đã mở ra những hướng đi mới đầy triển vọng trong việc tối ưu hóa và quản lý hệ thống điện hiện đại. Những công nghệ tiên tiến này không chỉ góp phần nâng cao độ chính xác trong dự báo công suất, mà còn cải thiện đáng kể hiệu quả vận hành toàn hệ thống. Việc tích hợp các mô hình AI vào quy trình quản lý năng lượng giúp tăng cường khả năng phản ứng với biến động của phụ tải và nguồn phát, đặc biệt trong bối cảnh năng lượng tái tạo ngày càng chiếm tỷ trọng lớn. Nhờ đó, hệ thống điện trở nên linh hoạt hơn, có khả năng tự điều chỉnh và thích nghi tốt hơn với những thay đổi khó lường từ môi trường và thị trường năng lượng.

Bên cạnh đó, AI cũng tạo điều kiện thuận lợi cho việc phát triển các chiến lược điều hành thông minh, hỗ trợ ra quyết định theo thời gian thực và dựa trên dữ liệu lớn. Khả năng học hỏi liên tục và thích ứng của các mô hình như LSTM đóng vai trò then chốt trong việc duy trì độ tin cậy hệ thống trong dài hạn. Hơn nữa, việc tận dụng các thư viện mã nguồn mở giúp đẩy nhanh quá trình nghiên cứu, triển khai và cập nhật mô hình mà không phát sinh chi phí quá lớn, phù hợp với xu thế chuyển đổi số trong ngành năng lượng. Quan trọng hơn, sự kết hợp giữa AI và công nghệ tối ưu hóa đang góp phần hình thành nền tảng cho một hệ sinh thái năng lượng thông minh, bền vững và định hướng tương lai.

## CHƯƠNG 2: XÂY DỰNG MÔ HÌNH HỆ THỐNG ĐIỆN TRONG MÔI TRƯỜNG NGÔN NGỮ PYTHON

### 2.1. Tổng quan cấu trúc bài toán tối ưu



Hình 2.1. Lưu đồ thuật toán cấu trúc bài toán tối ưu bằng phương pháp truyền thống

Phương pháp truyền thống có quy trình tối ưu hóa chi phí vận hành qua hai giai đoạn chính, sử dụng cả dữ liệu quá khứ và dữ liệu thời gian thực để điều chỉnh và cải thiện hiệu suất. Bắt đầu với việc thu thập dữ liệu từ quá khứ chủ yếu là dữ liệu về công suất đối với các mô hình thống kê truyền thống như ARIMA, hoặc bộ dữ liệu sẽ đa dạng hơn nếu xét đến các phương pháp hồi quy tuyến tính như RFR, dữ liệu từ các hoạt động vận hành trước đó sau khi trải qua bước tiền xử lý dữ liệu sẽ được làm “sạch” để loại bỏ các giá trị bất thường nhằm đảm bảo độ chính xác của mô hình dự báo. Sau đó được thu thập để làm biến đầu vào cho việc huấn luyện cho mô hình dự báo. Sau đó, kết quả dự báo được sử dụng để tối ưu hàm mục tiêu trong bài toán chi phí vận hành. Trên cơ sở phương pháp nghiên cứu này, một lịch trình tối ưu ban đầu cho ngày tới (DA) được lập ra. Để tìm ra phương án tối ưu nhất về chi phí, các thuật toán tối ưu chi phí như Differential Evolution (DE) và Quadratic Programming (QP) được áp dụng. Kết quả của quá trình tối ưu là chi phí vận hành tối thiểu được xác định (DA, Min). Quá trình tiếp tục với giai đoạn thứ hai, bắt đầu bằng việc thu thập và cập nhật dữ liệu thời gian thực. Dữ liệu này sau đó được so sánh với dữ liệu quá khứ để cập nhật thông tin và điều chỉnh mô hình. Từ việc sử dụng dữ liệu mới này, lịch trình tối ưu được điều chỉnh và cập nhật liên tục theo các khung và khoảng thời gian nhất định dựa trên yêu cầu, và mục đích vận hành của hệ thống. Các thuật toán tối ưu chi phí lại được áp dụng để đảm bảo chi phí vận hành tối thiểu trong điều kiện thời gian thực. Cuối cùng, chi phí vận hành tối thiểu

được xác định (RT, Min). Quá trình này tạo nên một vòng lặp liên tục, sử dụng thông tin từ cả quá khứ và hiện tại để không ngừng cải thiện hiệu suất và tối ưu hóa chi phí vận hành một cách hiệu quả nhất. Điều này không chỉ giúp tiết kiệm chi phí mà còn tăng cường khả năng đáp ứng nhanh chóng và chính xác với các thay đổi trong môi trường vận hành. Bên cạnh đó, phương pháp truyền thống cũng còn một số tồn tại như sự phụ thuộc vào dữ liệu quá khứ và dữ liệu thời gian thực có thể gặp khó khăn nếu dữ liệu không chính xác hoặc không đầy đủ. Các thuật toán tối ưu chi phí như Differential Evolution (DE) và Quadratic Programming (QP) khi triển khai trên MATLAB thường gặp hạn chế về tốc độ tính toán và khó khăn trong việc mở rộng quy mô, đặc biệt khi bài toán đòi hỏi xử lý dữ liệu lớn và phức tạp. Điều này dẫn đến nhu cầu về một môi trường linh hoạt và mạnh mẽ hơn. Do đó, trong nghiên cứu này, chúng tôi chuyển sang xây dựng mô hình trên Python, kết hợp với các thư viện chuyên dụng như PyPSA (Python for Power System Analysis) và Linopy để giải quyết bài toán tối ưu chi phí. Cách tiếp cận này không chỉ nâng cao khả năng xử lý dữ liệu mà còn cho phép tích hợp các kỹ thuật AI hiện đại, bao gồm biến thể của mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) là LSTM trong khả năng dự báo.

Trong phương pháp đề xuất, tối ưu hóa lịch trình vận hành và dự báo công suất được thực hiện thông qua việc sử dụng mô hình LSTM kết hợp với thư viện Linopy trong Pypsa. Cụ thể, dữ liệu lịch sử được thu thập từ nhiều nguồn khác nhau bao gồm các thông số quan trọng như bức xạ mặt trời, nhiệt độ, tốc độ, hướng gió... những thông số này ảnh hưởng trực tiếp hoặc gián tiếp đến sản lượng điện năng. Sự đa dạng của dữ liệu đầu vào giúp cải thiện độ chính xác của dự báo, đặc biệt khi hệ thống micro-grid bị ảnh hưởng bởi nhiều yếu tố môi trường khác nhau. Dữ liệu này sau đó được đưa vào mô hình LSTM – một loại mạng nơ-ron hồi quy có khả năng ghi nhớ thông tin dài hạn và phát hiện các xu hướng phức tạp trong chuỗi thời gian – để dự báo các thông số trong tương lai. Kết quả dự báo được sử dụng để mô hình hóa hàm mục tiêu phản ánh các mục tiêu cụ thể của hệ thống như tối ưu hóa chi phí vận hành, giảm thiểu tiêu thụ năng lượng và tối đa hóa hiệu suất. Trên cơ sở hàm mục tiêu này, một lịch trình vận hành tối ưu ban đầu (DA) được lập ra sử dụng thư viện Linopy để tính toán chi phí vận hành trong lịch trình đó, từ đó xác định được chi phí vận hành tối thiểu (DA, Min).



Hình 2.2. Lưu đồ thuật toán cấu trúc bài toán tối ưu bằng phương pháp đề xuất

Trong quá trình vận hành thực tế, dữ liệu thời gian thực được cập nhật liên tục từ các cảm biến nhằm phản ánh chính xác điều kiện vận hành thực tế của hệ thống. Khi có sự sai lệch giữa dự báo trước đó và điều kiện thực tế, mô hình dự báo tốt nhất sẽ được kích hoạt lại để xử lý bộ dữ liệu mới, từ đó tái tối ưu hóa lịch trình vận hành theo thời gian thực (RT). Điều này giúp hệ thống phản ứng linh hoạt trước những thay đổi bất ngờ của thời tiết và các yếu tố môi trường, đảm bảo rằng chiến lược vận hành luôn đạt được hiệu suất tối ưu. Quá trình tối ưu hóa được chia thành hai giai đoạn: tối ưu hóa ngày tới (DA) và tối ưu hóa thời gian thực (RT). Ban đầu, hệ thống sử dụng dữ liệu lịch sử (bao gồm công suất, bức xạ mặt trời, nhiệt độ, tốc độ gió, v.v.) để huấn luyện mô hình LSTM, từ đó dự báo các thông số quan trọng cho ngày vận hành tiếp theo. Dựa trên những dự báo này, thuật toán tối ưu hóa (triển khai bằng Python, sử dụng Linopy và PyPSA) sẽ tính toán một lịch trình vận hành ngày tới tối ưu nhất với chi phí vận hành thấp nhất (DA,min). Tuy nhiên, do bản chất biến động của thời tiết và sự không chắc chắn trong các yếu tố môi trường, dữ liệu thực tế thu thập từ cảm biến có thể khác với dự báo ban đầu. Để đối phó với tình huống này, mô hình dự báo được cập nhật với dữ liệu thực tế và thuật toán tối ưu hóa được chạy lại để tính toán một lịch trình vận hành mới trong thời gian thực. Nhờ đó, hệ thống có thể liên tục điều chỉnh và cập nhật chiến lược vận hành nhằm duy trì hiệu suất cao nhất và đảm bảo chi phí vận hành tối thiểu (RT,min).

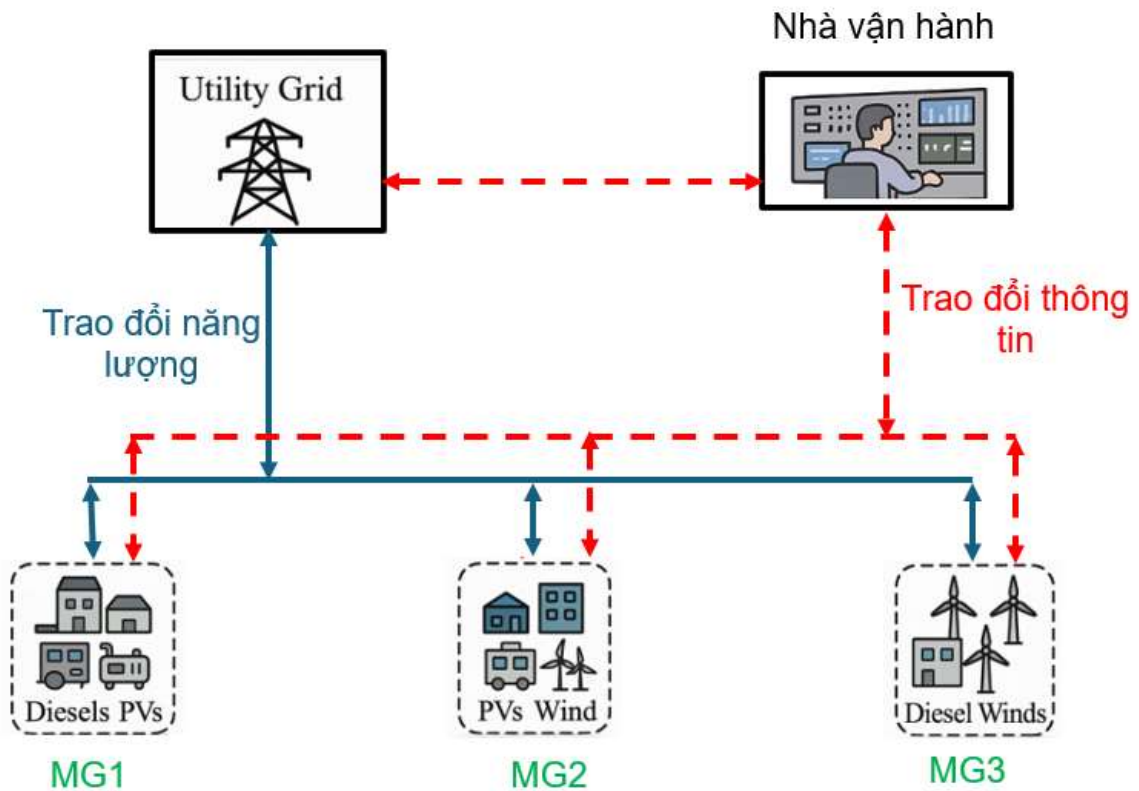
Việc tích hợp chặt chẽ giữa dữ liệu lịch sử, dữ liệu thời gian thực, các mô hình dự báo tiên tiến và thuật toán tối ưu hóa hiện đại không chỉ nâng cao độ chính xác của dự

báo mà còn giúp hệ thống vận hành với hiệu suất cao nhất và chi phí thấp nhất. Nhờ khả năng tự động cập nhật và tái tối ưu hóa liên tục, hệ thống có thể nhanh chóng thích ứng với những thay đổi bất ngờ trong điều kiện thời tiết, giảm thiểu tác động của các yếu tố không chắc chắn và đảm bảo rằng chiến lược vận hành luôn phù hợp với điều kiện thực tế. So với các phương pháp quản lý microgrid truyền thống, cách tiếp cận này mang lại nhiều lợi ích vượt trội. Trước đây, việc lập kế hoạch vận hành thường dựa trên các dự báo cố định và ít khả năng điều chỉnh khi điều kiện thực tế thay đổi. Điều này có thể dẫn đến tình trạng sử dụng năng lượng không hiệu quả, gia tăng chi phí vận hành và giảm độ tin cậy của hệ thống. Tuy nhiên, với sự hỗ trợ của trí tuệ nhân tạo và các thuật toán tối ưu hóa, hệ thống không chỉ có thể đưa ra quyết định chính xác hơn mà còn có khả năng tự học hỏi và cải thiện theo thời gian, giúp nâng cao độ ổn định và khả năng dự báo trong dài hạn.

Bên cạnh đó, sự kết hợp giữa tối ưu hóa ngày tới (DA) và tối ưu hóa thời gian thực (RT) cho phép hệ thống cân bằng giữa lập kế hoạch chiến lược và khả năng phản ứng linh hoạt. Trong giai đoạn lập kế hoạch, hệ thống xác định trước chiến lược vận hành tối ưu nhằm chuẩn bị cho các tình huống có thể xảy ra. Trong khi đó, giai đoạn tối ưu hóa thời gian thực đóng vai trò như một lớp bảo vệ bổ sung, đảm bảo rằng hệ thống có thể điều chỉnh kịp thời khi có sự thay đổi đột ngột, giúp duy trì hiệu suất tối ưu ngay cả trong những điều kiện bất lợi. Việc ứng dụng công nghệ này không chỉ mang lại lợi ích về mặt kỹ thuật mà còn có ý nghĩa quan trọng về kinh tế và môi trường. Việc tối ưu hóa liên tục giúp giảm thiểu tổn thất năng lượng, tối ưu hóa việc sử dụng tài nguyên tái tạo, từ đó góp phần vào việc giảm lượng khí thải carbon và thúc đẩy sự phát triển bền vững của hệ thống năng lượng. Đồng thời, việc giảm chi phí vận hành giúp nâng cao tính cạnh tranh của các hệ thống micro-grid, mở ra cơ hội áp dụng rộng rãi hơn trong các khu vực công nghiệp, đô thị thông minh và hệ thống năng lượng phân tán.

Sự kết hợp giữa trí tuệ nhân tạo, mô hình dự báo tiên tiến và các thuật toán tối ưu hóa không chỉ mang lại giải pháp hiệu quả trong quản lý và vận hành micro-grid mà còn tạo tiền đề cho một hệ thống điện thông minh, linh hoạt và bền vững hơn trong tương lai. Việc áp dụng các công nghệ này không chỉ giúp cải thiện hiệu suất vận hành mà còn góp phần vào sự phát triển của một nền kinh tế xanh, nơi mà năng lượng tái tạo được sử dụng một cách tối ưu và hiệu quả nhất.

## 2.2. Cấu trúc tổng thể hệ thống



Hình 2.3. Cấu trúc hệ thống tổng thể

Nghiên cứu này tập trung vào việc phát triển và tinh chỉnh các chiến lược giao dịch năng lượng trong hệ thống microgrid đa năng (MMG), với mục tiêu thiết lập một nền tảng cung cấp năng lượng linh hoạt, hiệu quả và bền vững. Hệ thống MMG được xây dựng dựa trên sự kết hợp của nhiều thành phần cốt lõi, bao gồm hệ thống lưu trữ năng lượng (ESS), các tải tiêu thụ điện, máy phát điện phân tán (DG), cùng với các nguồn năng lượng tái tạo như điện mặt trời (PV) và điện gió (WP). Để đảm bảo tính chính xác và độ tin cậy của dữ liệu đầu vào, dữ liệu từ các microgrid đã được thu thập, xử lý và chuẩn hóa một cách cẩn thận trước khi triển khai hệ thống.

Hình 2.3 thể hiện cấu trúc tổng thể của hệ thống MMG, bao gồm một mạng lưới các microgrid được liên kết chặt chẽ với nhau. Mỗi microgrid được thiết kế để tích hợp các nguồn năng lượng tái tạo như PV và WP, kết hợp với hệ thống lưu trữ năng lượng và các tải tiêu thụ riêng lẻ. Trong môi trường MMG, các microgrid được yêu cầu có khả năng thực hiện giao dịch năng lượng hai chiều, cho phép cân bằng nguồn cung và nhu cầu điện giữa các đơn vị trong hệ thống. Cơ chế này không chỉ tối ưu hóa việc sử dụng năng lượng mà còn giảm thiểu tổn thất, đồng thời nâng cao tính bền vững và khả năng tự chủ của toàn bộ hệ thống [8].

Để quản lý và điều phối hiệu quả hoạt động của các microgrid trong hệ thống MMG, nghiên cứu đề xuất một "bộ tổng hợp MG" đóng vai trò như một trung tâm điều khiển và đồng thời là hệ thống quản lý năng lượng (EMS) cho từng microgrid riêng biệt. Trong cấu trúc này, mỗi microgrid được biểu diễn dưới dạng một nút độc lập trong mạng lưới, giúp đơn giản hóa quá trình kiểm soát và giảm thiểu độ phức tạp của hệ thống. Được đặt ở tầng cao nhất của hệ thống, bộ tổng hợp MG chịu trách nhiệm điều phối và lập lịch trình giao dịch năng lượng giữa các microgrid, đảm bảo sự đồng bộ và hiệu quả tối ưu trong vận hành, đồng thời duy trì tính ổn định của toàn bộ mạng lưới.

Trong trường hợp hệ thống MMG gặp phải tình trạng mất cân bằng năng lượng – khi xảy ra tình trạng dư thừa hoặc thiếu hụt nguồn cung điện – bộ tổng hợp MG sẽ thực hiện các quy trình đấu thầu và giao dịch năng lượng dựa trên dữ liệu thu thập từ các microgrid hoặc từ người tiêu dùng ở các tầng thấp hơn. Thông qua quy trình này, bộ tổng hợp MG có khả năng xác định chính xác lượng điện cần nhập hoặc xuất, từ đó đáp ứng nhu cầu tiêu thụ của từng microgrid một cách hiệu quả và kịp thời, đồng thời giảm thiểu nguy cơ gián đoạn trong cung ứng năng lượng.

Thông qua việc phân tích và tối ưu hóa các thông tin giao dịch giữa các microgrid, bộ tổng hợp MG xây dựng các lịch trình giao dịch năng lượng tối ưu nhằm mục tiêu gia tăng lợi nhuận cho từng đơn vị trong hệ thống. Quá trình tối ưu hóa này được thực hiện dựa trên một hàm chi phí năng lượng được thiết kế kỹ lưỡng, cho phép bộ tổng hợp MG đưa ra các quyết định hợp lý về giá cả và khối lượng điện giao dịch trong từng khung thời gian cụ thể. Nhờ đó, mỗi microgrid có thể điều chỉnh hoạt động của mình để đạt được hiệu suất tối ưu và tính bền vững cao, đồng thời góp phần đảm bảo sự ổn định, an toàn và hiệu quả của toàn bộ hệ thống MMG trong dài hạn.

## **2.3. Khung vấn đề**

### **2.3.1. Mô hình dự báo LSTM**

Mô hình mạng nơ-ron hồi tiếp dài ngắn hạn (LSTM) ngày càng được ứng dụng rộng rãi trong lĩnh vực dự báo năng lượng tái tạo, nhờ vào khả năng ghi nhớ dài hạn và xử lý hiệu quả các chuỗi dữ liệu thời gian. Theo nghiên cứu trong [9], LSTM đã chứng minh khả năng vượt trội so với các phương pháp truyền thống trong việc dự báo công suất điện mặt trời, đạt được độ chính xác cao hơn đáng kể. Đặc biệt, khi kết hợp với các mô hình lai, chẳng hạn như tích hợp LSTM với các thuật toán học máy khác, hiệu suất dự báo được cải thiện đáng kể, cho phép nắm bắt tốt hơn các biến động phức tạp của dữ liệu thời tiết và sản lượng năng lượng. Điều này đặc biệt quan trọng trong bối cảnh năng lượng tái tạo, khi các yếu tố như bức xạ mặt trời và tốc độ gió thay đổi liên tục và khó dự đoán. Khả năng của LSTM trong việc nhận diện các mẫu phi tuyến và duy trì thông tin qua các khoảng thời gian dài giúp mô hình này trở thành một công cụ lý tưởng để dự

báo công suất, từ đó hỗ trợ các nhà quản lý hệ thống điện đưa ra các quyết định vận hành chính xác. Hơn nữa, việc sử dụng LSTM còn giúp giảm thiểu sai số dự báo, góp phần tối ưu hóa việc sử dụng năng lượng tái tạo và nâng cao hiệu quả vận hành của hệ thống lưới điện. Với tiềm năng vượt trội, LSTM đang mở ra những hướng nghiên cứu mới nhằm cải thiện độ chính xác và tính bền vững trong quản lý năng lượng tái tạo.

*Bảng 2.1. Một số mô hình dự báo LSTM*

<b>Khung thời gian dự báo</b>	<b>Mô hình</b>	<b>Dữ liệu đầu vào</b>
<b>Dài hạn</b>	LSTM-CNN	Nhiệt độ, tốc độ gió, hướng gió, độ ẩm, lượng mưa, áp suất.
<b>Dài hạn</b>	MSCA-CLSTM	GHI
<b>Ngắn hạn</b>	CNN-LSTM	Nhiệt độ môi trường, độ ẩm
<b>Ngắn hạn</b>	CLSTM	GSR
<b>Dài hạn</b>	CNN-LSTM	Nhiệt độ, tốc độ gió, hướng gió, lượng mưa.
<b>Dài hạn</b>	CEEMDAN-CNN– LSTM	Bức xạ mặt trời
<b>Dài hạn</b>	LSTM	Nhiệt độ, độ ẩm, tốc độ gió, thời tiết
<b>Dài hạn</b>	LSTM	Tốc độ gió, hướng gió, GHI
<b>Ngắn hạn</b>	CNN-ALSTM	Điện mặt trời, dòng điện, điện áp
<b>Ngắn hạn</b>	5D CNN–LSTM	Nhiệt độ, tốc độ gió, áp suất khí quyển, dòng pha trung bình.
<b>Ngắn hạn</b>	BCLSTM + IFFS	Dự liệu dự báo thời tiết số (NWP)
<b>Ngắn hạn</b>	ALSTM	Điện mặt trời, nhiệt độ modul PV
<b>Ngắn hạn</b>	WPD-LSTM	Sản lượng điện, GHR, nhiệt độ môi trường, tốc độ gió, độ ẩm.
<b>Ngắn hạn</b>	ALSTM	Điện mặt trời, nhiệt độ modul PV

<b>Ngắn hạn</b>	WPD-LSTM	Sản lượng điện, GHR, nhiệt độ môi trường, tốc độ gió, độ ẩm.
<b>Ngắn hạn</b>	LSTM-CNN	Tốc độ gió, nhiệt độ thời tiết, độ ẩm, hướng gió.
<b>Dài hạn</b>	PCA-LSTM	Nhiệt độ, độ ẩm, mùa, biên độ ánh sáng, thời gian.
<b>Ngắn hạn</b>	Auto-LSTM	Nguồn điện, dữ liệu thời tiết
<b>Ngắn hạn</b>	LSTM	Điện mặt trời
<b>Dài hạn</b>	DRNN-LSTM	Điện mặt trời, nhiệt độ, độ ẩm, tốc độ gió.
<b>Ngắn hạn</b>	Stacked LSTM	Điện mặt trời
<b>Dài hạn</b>	LSTM-FC	Nhiệt độ, độ ẩm, thời tiết, tốc độ gió, hướng gió.
<b>Ngắn hạn</b>	EMD-SCA-LSTM	Điện mặt trời, GHI, độ ẩm

Vai trò chính của LSTM là học và mô hình hóa các mối quan hệ phi tuyến và phụ thuộc dài hạn trong dữ liệu, đặc biệt hiệu quả trong các lĩnh vực như dự báo năng lượng tái tạo, dự báo phụ tải điện, chuỗi tài chính, và xử lý ngôn ngữ tự nhiên. Ngoài việc sử dụng độc lập, LSTM cũng thường được kết hợp với các phương pháp khác để tăng cường hiệu quả và độ chính xác. Một trong những hướng kết hợp phổ biến là **CNN-LSTM**, nơi CNN (Convolutional Neural Network) được sử dụng để trích xuất đặc trưng không gian từ dữ liệu đầu vào, sau đó các đặc trưng này được đưa vào LSTM để xử lý thông tin chuỗi thời gian. Cách tiếp cận này đặc biệt hữu ích đối với các bài toán có yếu tố không gian và thời gian đồng thời, như dữ liệu thời tiết hay ảnh vệ tinh. Ngoài ra, LSTM còn có thể được tích hợp với các thuật toán tối ưu hóa (ví dụ: PSO – Particle Swarm Optimization hoặc GA – Genetic Algorithm) để tinh chỉnh tham số mạng, hoặc được kết hợp với các kỹ thuật attention để tăng cường khả năng tập trung vào các đặc trưng quan trọng của chuỗi dữ liệu. Chính nhờ tính linh hoạt trong kết hợp và khả năng học dữ liệu phi tuyến mạnh mẽ, LSTM đã trở thành công cụ không thể thiếu trong nhiều hệ thống dự báo và điều khiển thông minh hiện nay.

### 2.3.2. Mô hình LSTM trong dự báo ngày tới và thời gian thực.

Trong bài toán dự báo năng lượng, có hai loại dự báo chính: dự báo ngoại tuyến (day-ahead, long-term) và dự báo trực tuyến (real-time, short-term), mỗi loại có cách tiếp cận khác nhau để đảm bảo độ chính xác và tính linh hoạt của hệ thống.

Dự báo ngoại tuyến thường được thực hiện trước một khoảng thời gian dài (24 giờ hoặc hơn) và có vai trò quan trọng trong việc lập kế hoạch vận hành lưới điện, tối ưu hóa chiến lược giao dịch năng lượng và phân bổ công suất giữa các nguồn phát điện. Trong nghiên cứu [10], mô hình LSTM-RNN được sử dụng để dự báo công suất điện mặt trời trong ngày tới (day-ahead), kết hợp với phương pháp hiệu chỉnh tương quan thời gian (TCM) để cải thiện độ chính xác của dự báo. Phương pháp này khai thác các đặc tính chu kỳ của dữ liệu năng lượng mặt trời và sử dụng mô hình LSTM để học tập mối quan hệ dài hạn giữa dữ liệu thời tiết, công suất PV và xu hướng tải điện.

Ngược lại, dự báo trực tuyến yêu cầu cập nhật dữ liệu liên tục và đưa ra dự báo trong thời gian ngắn (vài phút đến vài giờ) để hỗ trợ điều chỉnh vận hành hệ thống điện theo thời gian thực. Nghiên cứu trong [11] đề xuất một mô hình CNN-LSTM đa tỉ lệ để cải thiện khả năng dự báo tải điện ngắn hạn bằng cách kết hợp dữ liệu giá điện thời gian thực, điều kiện thời tiết và tải điện lịch sử. Trong mô hình này, CNN được sử dụng để trích xuất các đặc trưng quan trọng từ dữ liệu đầu vào, sau đó LSTM xử lý thông tin theo chuỗi thời gian để tạo ra dự báo ngắn hạn chính xác.

Mô hình LSTM cho dự báo dài hạn tập trung vào xu hướng dài hạn của dữ liệu, thường kết hợp với các phương pháp hiệu chỉnh tương quan để giảm thiểu sai số dự báo. Trong khi đó, dự báo ngắn hạn yêu cầu tốc độ xử lý nhanh và khả năng thích nghi với các biến động trong hệ thống. Cả hai mô hình đều đóng vai trò quan trọng trong việc tối ưu hóa vận hành lưới điện, giúp cải thiện độ ổn định và giảm chi phí vận hành thông qua việc tối ưu hóa chiến lược phân bổ công suất và giao dịch năng lượng.

## **2.4. Vấn đề tối ưu vận hành**

### **2.4.1. Hoạt động tối ưu của tải**

Để đáp ứng nhu cầu phụ tải theo mùa, sự kết hợp của PV, PW, các hệ thống diesel. Các nghiên cứu tập trung vào nhiều sự kết hợp tối ưu của hệ thống năng lượng tái tạo dựa trên việc kiểm toán năng lượng phía sản xuất thực tế, bao gồm phân bố phụ tải, hồ sơ về phụ tải theo mùa và các loại phụ tải cũng như điều tra về bố trí phát triển phụ tải địa phương. Diesel đang được sử dụng làm nguồn năng lượng chính nhưng do môi trường xuống cấp, chi phí phát điện, vận hành và bảo dưỡng cao, việc đề xuất kết hợp giữa nhà máy diesel và hệ thống năng lượng tái tạo để vận hành tối ưu và quản lý phụ tải theo mùa. Ba loại nhu cầu tức là tải cố định, có thể chuyển nhượng và hành động của người dùng được cân nhắc. Giả thiết rằng lượng công suất ước tính, đối với mọi loại phụ tải, có thể được tăng lên thông qua một số thiết bị điện tử. Tải cố định (FL) định hướng điện năng tối thiểu mà khách hàng cần tại mỗi khoảng thời gian và dự đoán nó bằng cách sử dụng dữ liệu quá khứ. Tải có thể truyền (TL) chuyển khoảng thời gian gốc sang khoảng thời gian khác. Cần phải thay đổi yêu cầu điện năng thành khoảng thời gian tiết

kiệm để giảm thiểu mức sạc. Trong [12], các tác giả trình bày hệ thống ESS; ESS có thể lưu trữ nguồn điện còn dư từ nguồn điện hiện có và lượng điện năng mong muốn tại mỗi khoảng thời gian. ESS có thể bán và mua điện cho lưới điện, tùy thuộc vào trạng thái sạc (SOC) trong pin để MG vận hành an toàn và đáng tin cậy. ESS cũng có thể giữ năng lượng cần thiết cho tải hành động của người dùng. Khi nó sạc hoặc xả điện, ESS trải qua tổn thất sạc hoặc xả, tương ứng để tăng tối ưu hóa MG.

#### **2.4.2. Hoạt động tối ưu của pin lưu trữ**

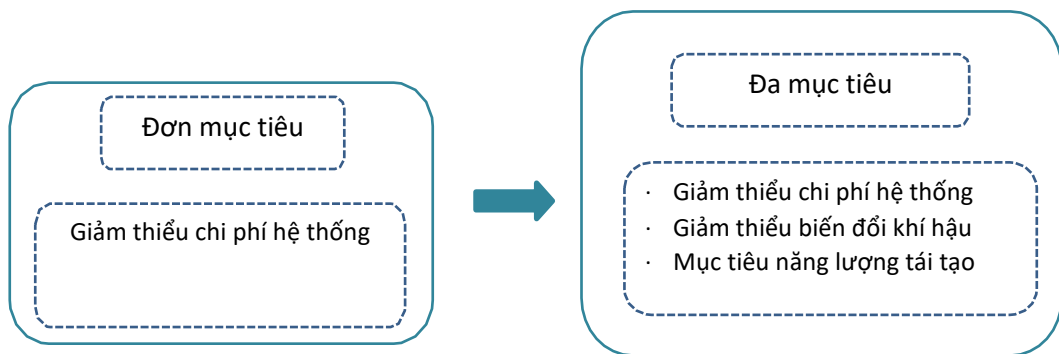
Hệ thống lưu trữ, khi mô tả đặc tính của hệ thống lưu trữ, hai tiêu chí chính cần giải quyết là công suất và năng lượng. Công suất cho biết tốc độ mà hệ thống có thể cung cấp năng lượng. Năng lượng liên quan đến lượng năng lượng có thể được cung cấp cho các tải. Chi phí lưu trữ năng lượng của pin, đặc biệt là pin lithium-ion (Li-ion), đã giảm quan trọng trong thập kỷ qua và dự kiến sẽ giảm thêm [13]. Tuy nhiên, hiện nay các hệ thống này vẫn đại diện cho một khoản đầu tư đáng kể và trong hầu hết các tình huống giá trị của chúng chỉ có thể được phục hồi nếu nhiều giá trị các mệnh đề có thể được khai thác.

Để hệ thống điện vận hành trơn tru, việc tích trữ năng lượng điện là rất quan trọng, mang lại nhiều lợi ích cho các công ty điện lực. Năng lượng điện trong MG có thể được lưu trữ bằng một số dạng, chẳng hạn như pin, siêu tụ điện và bánh xe bay, v.v. Người ta mô tả rằng phản ứng không đổi theo thời gian lớn của một số nguồn vi mô, tức là pin nhiên liệu và thiết bị lưu trữ, sẽ có khả năng cung cấp lượng điện năng cần thiết để ổn định nhiễu loạn hệ thống trong các thay đổi phụ tải lớn. Xem xét khoảng thời gian, để kiểm tra hiệu suất động MG, các thiết bị lưu trữ như pin được xác nhận ở điện áp một chiều không đổi bằng cách sử dụng giao diện điện tử công suất kết hợp với thiết lập điện (bộ biến tần dc / ac cho pin). Những loại pin này có thể cung cấp dòng điện lớn trong khoảng thời gian ngắn. Trong [12], để duy trì điện áp và tần số trong MG, hệ thống lưu trữ, tức là hệ thống pin, là thiết bị điều khiển chính. Nó được vận hành khi MG chuyển sang chế độ đảo. Ở chế độ đảo, pin trực tiếp điều phối với các DER cục bộ qua bộ điều khiển trung tâm, dẫn đến độ tin cậy của hệ thống điện. Tuy nhiên, để cân bằng gánh nặng tải, công suất được tạo ra ở chế độ đảo của các MG. Trong giờ cao điểm / nhu cầu sử dụng điện cao hơn, các thiết bị lưu trữ năng lượng có trách nhiệm cung cấp năng lượng cho hệ thống phân phối.

#### **2.4.3. Hoạt động tối ưu của MG**

Việc phát điện, kiểm soát và các chiến lược vận hành an toàn trong hệ thống điện là nhiệm vụ cần thiết và để thiết lập tốt các nhiệm vụ này phải nâng cao độ tin cậy của hệ thống điện. Các chính sách kiểm soát và quản lý năng lượng được áp dụng cho MG chủ yếu được xác định dựa trên yêu cầu phụ tải và chu kỳ hoạt động.

Đối với hệ thống điện, quá trình tự phục hồi bao gồm ba giai đoạn quan trọng: xác định nhanh các biến chứng, thực hiện các nhiệm vụ để giảm thiểu bất kỳ tác động ngược nào từ các sự kiện lỗi và khôi phục hệ thống nhanh chóng về chế độ vận hành trạng thái ổn định. Hai chế độ hoạt động xác định MG: Chế độ nối lưới và chế độ đảo. MG nối với lưới điện chính trao đổi công suất với nhau. Trao đổi điện giữa các lưới điện, duy trì cân bằng điện năng giữa cung và cầu năng lượng. Trong khi ở chế độ đảo; không có sự trao đổi điện năng giữa MG và lưới điện chính trong khi MG hoạt động tự động, vì chúng được cách ly về điện với nhau và không có kết nối.



Hình 2.4. Phát triển các chức năng khách quan trong quy hoạch hệ thống điện

## 2.5. Công thức vận đề

Mục tiêu chính của các chiến lược giao dịch năng lượng trong hệ thống lưới điện (MMG) là giảm thiểu tổng chi phí vận hành, bao gồm chi phí phát điện từ các nguồn phân tán (DG), chi phí vận hành của hệ thống lưu trữ năng lượng (ESS), và chi phí giao dịch năng lượng giữa các lưới vi mô (MG) trong mạng lưới. Trọng tâm của chiến lược là tối ưu hóa việc sử dụng các nguồn năng lượng tái tạo, đặc biệt là năng lượng mặt trời (PV) và năng lượng gió (PW), để đảm bảo rằng toàn bộ sản lượng từ các nguồn này được khai thác tối đa. Điều này không chỉ làm giảm đáng kể chi phí phát điện mà còn tăng cường hiệu quả sử dụng năng lượng tái tạo, từ đó giảm áp lực lên các nguồn năng lượng truyền thống. Để đạt được mục tiêu đó, các lưới vi mô cần phối hợp chặt chẽ trong việc lập lịch trình cho các nguồn DG và ESS, đồng thời tiến hành các giao dịch năng lượng giữa các MG để tìm ra mức giá thanh toán bù trừ thấp nhất, phù hợp với tình hình thực tế.

Về khía cạnh giao dịch thương mại, trong mọi trường hợp, dù năng lượng trong MG bị thiếu hụt hay dư thừa, chiến lược đấu thầu cần được thiết kế linh hoạt để thích ứng với sự biến động không ngừng của thị trường điện. Điều này khác biệt với các phương pháp đấu thầu truyền thống, vốn thường chỉ cố định giá hoặc số lượng [14]. Các nhà tổng hợp lưới không ngừng đánh giá và dự báo các kịch bản giá mua và giá bán có thể xảy ra, tùy thuộc vào vai trò của MG là người bán hay người mua tại từng thời điểm

cụ thể. Các đường cung-cầu được thiết lập dựa trên mức tiêu thụ điện năng, giúp MG xác định những mức giá phù hợp nhất trong bối cảnh thực tế. Việc quyết định sạc hoặc xả ESS, cũng như khởi động hoặc ngừng hoạt động DG, phụ thuộc nhiều vào các mức giá mua và giá bán trên thị trường. Cuối cùng, nhà điều hành thị trường sẽ thực hiện cân đối cung-cầu dựa trên chức năng đấu thầu từ các MG [14]. Điều này cho phép xác định mức tiêu thụ điện tối ưu, đồng thời giảm thiểu chi phí vận hành chung của toàn hệ thống, mang lại lợi ích tối đa trong cả ngắn hạn và dài hạn.

### 2.5.1. Mô hình chi phí máy phát điện Diesel

Trong hệ thống Microgrid (MG), các nguồn năng lượng phân tán (DER) đóng một vai trò quan trọng trong việc cung cấp điện cho phụ tải, đồng thời đảm nhận một phần chức năng dự phòng nhằm đảm bảo tính ổn định và liên tục của hệ thống. Với sự phát triển không ngừng của công nghệ phát điện, đặc biệt là trong lĩnh vực năng lượng phân tán (DG), các hệ thống này ngày càng được ứng dụng rộng rãi trong MG nhờ vào những ưu điểm vượt trội về tính linh hoạt và khả năng vận hành hiệu quả. Một trong những lợi thế nổi bật của DG là khả năng phản ứng nhanh trước những biến động của nguồn năng lượng tái tạo (RES), chẳng hạn như sự sụt giảm đột ngột của công suất gió hoặc bức xạ mặt trời. Điều này giúp MG duy trì sự ổn định của điện áp và tần số, giảm thiểu nguy cơ mất cân bằng cung - cầu trong hệ thống. Bên cạnh đó, DG còn có thể hoạt động liên tục và lâu dài, tương tự như các máy phát nhiệt truyền thống, giúp tăng cường độ tin cậy của hệ thống điện. Về mặt kinh tế, chi phí vận hành của DG thường được biểu diễn dưới dạng một đa thức bậc hai, thể hiện mối quan hệ giữa công suất đầu ra và chi phí nhiên liệu sơ cấp. Mô hình này giúp đánh giá chính xác hơn hiệu suất hoạt động của DG cũng như tối ưu hóa chiến lược vận hành nhằm giảm thiểu chi phí tổng thể cho hệ thống. Phương trình (2.1) sẽ mô tả cụ thể cách thức tính toán chi phí này.

$$C_{dg,x}(t) = a_x \times P_{dg,x}(t)^2 + b_x \times P_{dg,x}(t) + c_x \quad (2.1)$$

Theo chủ đề:

$$P_{dg,x,min} \leq P_{dg,x}(t) \leq P_{dg,x,max} \quad (2.2)$$

Trong đó:  $C_{dg,x}(t)$  là chi phí vận hành của máy phát thứ x tại thời điểm t;  $P_{dg,x}(t)$  là công suất phát tại thời điểm t;  $a_x$ ,  $b_x$  và  $c_x$  là các tham số chi phí cố định của máy phát thứ x;  $P_{dg,x,min}$  và  $P_{dg,x,max}$  lần lượt là giới hạn dưới và giới hạn trên cho đầu ra của máy phát thứ z.

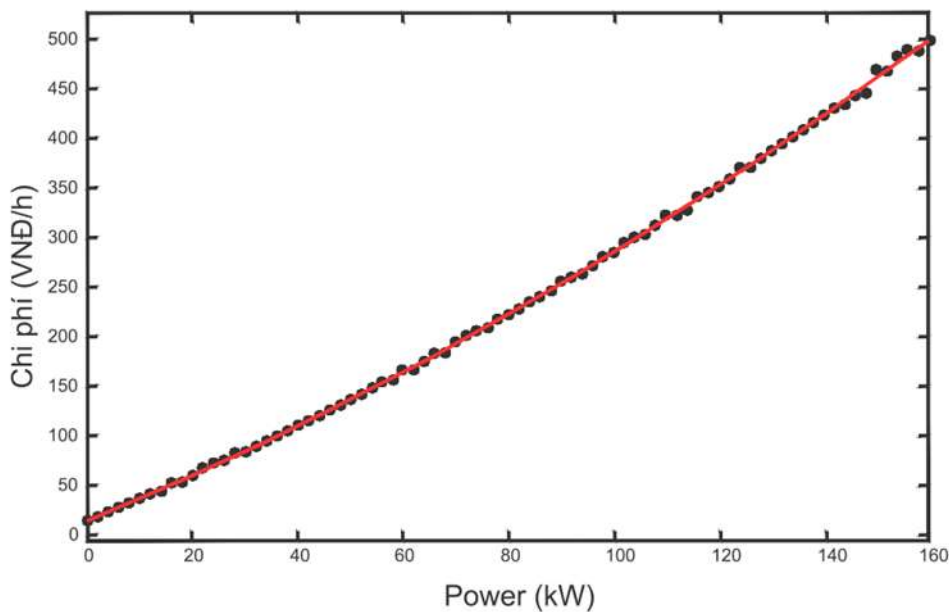
Khi có sự điều động của công suất DG từ thời điểm t đến t +  $\Delta$ , sự thay đổi công suất đầu ra cần thỏa mãn các điều kiện tăng dốc (dốc  $dg_{x,trên}$ ) và dốc xuống (dốc  $dg_{x,dưới}$ ) giới hạn như phương trình:

$$ramp_{dg,x,dưới} \leq P_{dg,x}(t + \Delta t) - P_{dg,x}(t) \leq ramp_{dg,x,trên} \quad (2.3)$$

Trong ứng dụng thực tế, các tham số a, b và c của đường cong chi phí có thể được tìm thấy từ các thông số kỹ thuật do nhà thiết kế trực tiếp hoặc tính toán gián tiếp bằng cách sử dụng thông tin đo được thông qua hoạt động lịch sử của tổ máy phát điện, bao gồm sản lượng điện và mức tiêu thụ nhiên liệu tương ứng dưới đầu ra. Các tham số yêu cầu có thể nhận được thông qua phương pháp hồi quy tuyến tính bậc hai, như trong Hình 2.3. Ngoài ra, các tham số liên quan cũng có thể được giải bằng các phương pháp tối ưu hóa, và hàm mục tiêu được thể hiện trong phương trình (2.4).

$$\min \sum_{t=1}^T [C(P_{dg,z}(t)) - l(t) \times C_{nl}(t)]^2 \quad (2.4)$$

Trong đó:  $l(t)$  và  $C$  nhiên liệu (t) là lít nhiên liệu tiêu thụ và chi phí của nhiên liệu sơ cấp tại thời điểm t. Sau khi thu được các thông số chi phí máy phát, chúng có thể được sử dụng để tính toán tối ưu hóa công suất điều khiển.



Hình 2.5. Đường cong chi phí phát sinh

### 2.5.2. Mô hình chi phí ESS

Sự biến động đột ngột trong công suất phát của các hệ thống năng lượng tái tạo, đặc biệt là điện mặt trời (PV) và điện gió (PW), không chỉ ảnh hưởng đến sự thay đổi của dòng công suất mà còn gây ra những dao động đáng kể trong tần số của Microgrid (MG). Những dao động này, nếu không được kiểm soát kịp thời, có thể làm suy giảm chất lượng điện năng, ảnh hưởng đến hiệu suất vận hành của các thiết bị và thậm chí có thể dẫn đến mất ổn định trong toàn bộ hệ thống. Để khắc phục tình trạng này, việc tích hợp hệ thống lưu trữ năng lượng (ESS) đóng vai trò quan trọng trong việc cung cấp

nguồn công suất dự trữ nhằm bù đắp nhanh chóng sự thay đổi bất thường của công suất phát từ PV và PW. ESS giúp điều hòa công suất đầu ra, hạn chế những dao động mạnh, đồng thời cải thiện đáng kể độ ổn định tần số của Microgrid. Nhờ đó, hệ thống có thể duy trì hoạt động ổn định và hiệu quả hơn, ngay cả khi nguồn năng lượng tái tạo gặp biến động do thay đổi thời tiết hoặc điều kiện môi trường. Bên cạnh việc ổn định công suất phát từ PV và PW, ESS còn giúp tối ưu hóa sự tương tác giữa Microgrid và lưới điện chính. Việc sử dụng ESS có thể làm giảm đáng kể lượng công suất cần lấy từ lưới, giúp Microgrid giảm sự phụ thuộc vào nguồn điện bên ngoài. Điều này không chỉ giúp tiết kiệm chi phí vận hành mà còn nâng cao khả năng tự chủ của hệ thống, đặc biệt trong các tình huống lưới điện bị quá tải hoặc xảy ra sự cố. Đồng thời, ESS còn giúp khắc phục những hạn chế khi sử dụng nguồn năng lượng tái tạo, chẳng hạn như tính gián đoạn và không liên tục, từ đó nâng cao độ tin cậy và hiệu quả của toàn bộ hệ thống điện.

$$P_{pt} = P_{lưới} + P_{PV} + P_{PW} + P_{ESS}$$

Nhiệm vụ chính của ESS là tích trữ năng lượng dư thừa và phóng điện khi có lệnh điều động. Sự tham gia của ESS góp phần giảm chi phí vận hành tổng thể của MMG, nhưng MG cần phải trả chi phí lắp đặt và bảo trì ESS. Chi phí của ESS phụ thuộc vào công nghệ chế tạo và công suất của nó. Nhiều loại vật liệu và loại pin mới đã được phát triển trong những năm gần đây để thay thế pin axit-chì truyền thống như Lithium, NaS, Ni-Cd, ... Từ đó, giá cả và độ bền của ESS ngày càng trở nên cạnh tranh hơn.

Hơn nữa, quá trình nạp và xả của ESS diễn ra thường xuyên dẫn đến tình trạng xuống cấp. Do đó, chi phí đầu tư và bảo trì ESS được chuyển thành chi phí hàng ngày hoặc chi phí xuống cấp [15] - [16]. Vì vậy, sự xuống cấp của ESS là một yếu tố cần thiết để đánh giá hoạt động kinh tế của MG. Hai yếu tố chính ảnh hưởng đến sự xuống cấp của pin là tổng số chu kỳ và hao mòn dung lượng đối với năng lượng sử dụng được [12]. Với điều kiện, tốc độ sạc và xả hoặc số lượng sạc và xả có tác động nghiêm trọng đến tuổi thọ của ESS [17].

Hơn nữa, hiệu suất của ESS có thể giảm đáng kể nếu trạng thái sạc (SOC) hoặc độ sâu phóng điện (DOD) quá thấp hoặc cao so với chi phí đầu tư của chúng. Mặt khác, nhiệt độ cũng gây hại cho tuổi thọ của ESS, nhưng bộ điều khiển luôn được bao gồm bên trong hệ thống quản lý ESS để các yếu tố xung quanh có thể bị bỏ qua. Cuối cùng, các yếu tố quyết định yếu tố chính đối với thời gian tồn tại của ESS là Dung lượng thực tế và DOD (hoặc SOC). Luận án cho rằng mô hình chi phí vận hành ESS được quy đổi thành chi phí suy thoái ESS trong các giao dịch MG.

Xem xét thứ y ESS công suất  $E_{ESS,y}$  có chi phí lắp đặt  $C_{ESS,y}$  công lắp đặt, sạc và xả tương ứng là  $P_{ESS,y,sac}$  và  $P_{ESS,y,xa}$  với hiệu suất sạc  $\eta_{ESS,y,sac}$  và hiệu suất xả  $\eta_{ESS,y,xa}$ . Hoạt động ESS có thể được mô hình hóa thông qua việc thiết lập các phương trình dòng

năng lượng. Năng lượng của ESS tại mỗi bước thời gian là hàm của công suất tức thời và năng lượng tích trữ trong bước thời gian trước đó. Do đó, để xem xét tác động của suy giảm ESS đến tổng chi phí của MG, cần phải xác định chi phí trên một đơn vị ESS liên quan. Chi phí suy giảm ESS tương ứng, trong khoảng thời gian  $\Delta t$  với  $L_{ESS}$  tuổi thọ,  $y$ , có thể được biểu thị bằng tổng năng lượng đi qua và ra khỏi ESS cho đến khi công suất giảm dần đến mức mà ESS cần được thay thế.

Giá trị tuyệt đối chỉ ra rằng khi vận hành ở trạng thái phóng điện, ESS vẫn có thể bị suy giảm chất lượng. Giả sử rằng hiệu suất nạp và xả là như nhau được thể hiện phương trình (2.5):

$$C_{ESS,y}(t) = C_{deg,y} \times [P_{ESS,y,sac}(t) + |P_{ESS,y,xa}(t)|] \quad (2.5)$$

Trong quá trình vận hành ESS, cần đảm bảo các điều kiện của giới hạn sạc xả SOC:

$$P_{ESS,y,min} \leq P_{ESS,y,sac}(t) + |P_{ESS,y,xa}(t)| \leq P_{ESS,y,max} \quad (2.6)$$

Trong đó:  $P_{ESS,y,min}$  là giới hạn công suất thấp nhất của pin tương ứng với công suất phóng điện danh định;  $P_{ESS,y,max}$  là giới hạn công suất tối đa của pin tương ứng với công suất sạc định mức.

Các điều kiện giới hạn của SOC, bao gồm các giới hạn trên ( $SOC_{ESS,y,max}$ ) và dưới ( $SOC_{ESS,y,min}$ ), được thể hiện bằng các phương trình (2.7) và (2.8):

$$\begin{cases} SOC_{ESS,y,min} \leq SOC_{ESS,y}(t) \leq SOC_{ESS,y,max} \\ SOC_{ESS,y,min} \leq SOC_{ESS,y}(t + \Delta t) \leq SOC_{ESS,y,max} \end{cases} \quad (2.7)$$

Và:

$$SOC_{ESS,y}(t + \Delta) = SOC_{ESS,y}(t) + \frac{1}{E_{ESS,y}} (P_{ESS,y,sac} \times \Delta t \times \eta_{ESS,y,sac} + \frac{P_{ESS,y,xa} \times \Delta t}{\eta_{ESS,y,xa}}) \quad (2.8)$$

### 2.5.3. Mô hình chi phí vận hành microgrid

Như đã đề cập, chức năng mục tiêu của chiến lược giao dịch là giảm thiểu chi phí hoạt động của MG trong MMG dựa trên chi phí của DG, ESS và giao dịch giữa các MG trong cả lịch DA và lịch RT. Do đó, chi phí đó thể hiện cơ chế giá do nhà cung cấp năng lượng xác định để bán cho người tiêu dùng, chủ yếu đề cập đến MMG, bao gồm người mua MG và người bán MG, và góp phần thúc đẩy đa microgrid tham gia tích cực vào các chiến lược giao dịch năng lượng. Nó hiển thị trong phương trình:

$$\min(C_{MG,n}) = \min \left\{ \sum_{t=1}^T \left[ \sum_{x=1}^x C_{dg,x}(t) + \sum_{y=1}^y C_{ESS,y}(t) \right] + \lambda_{inter}(t) \times P_{inter}(t) \right\} \quad (2.9)$$

Và thỏa mãn điều kiện cân bằng công suất:

$$\sum_{x=1}^x P_{dg,x}(t) + \sum_{y=1}^y P_{ESS,y}(t) + P_{PV,n}(t) + P_{PW,n}(t) + P_{inter}(t) = P_{load,n}(t) \quad (2.10)$$

Trong đó:  $C_{MG, n}$  là chi phí hoạt động của thứ  $n$  MG;  $\lambda_{inter}(t)$  và  $P_{inter}(t)$  lần lượt là giá mua bán và công suất trao đổi giữa các MG, giữa MG và lưới điện tại thời điểm  $t$ ;  $P_{PV, n}(t)$  là dữ liệu dự báo về công suất đầu ra PV, PW của MG thứ  $n$ ; Tải trọng  $P_{,n}(t)$  là tổng nhu cầu phụ tải trong MG thứ  $n$ .

Mô hình chi phí hoạt động của Microgrid thể hiện các chiến lược kinh doanh năng lượng trong Hình 2.1. Đó là những chiến lược giao dịch phổ biến của MG đã được áp dụng trong nhiều nghiên cứu trước đây đã được đề cập. Chiến lược này tập trung vào thị trường năng lượng, nhưng chiến lược đấu thầu / giao dịch trên thị trường dự trữ không được đề cập rõ ràng. Tuy nhiên, thị trường dự trữ cũng cần được nghiên cứu kỹ lưỡng và tích hợp vào các chiến lược giao dịch của MG để tối ưu hóa về chi phí và xem xét một bài toán tổng thể.

Do đó, chiến lược trao đổi năng lượng của các MG sẽ được mở rộng bằng cách tích hợp quy trình đấu thầu / giao dịch cho thị trường dự trữ trong chương tiếp theo. Điều này sẽ được thảo luận chi tiết dựa trên các quy tắc thực tế cho thị trường dự trữ trong tương lai.

## 2.6. Xây dựng mô hình hệ thống điện qua Pypsa

Trong bối cảnh chuyển đổi năng lượng toàn cầu, việc phát triển và tối ưu hóa hệ thống điện không chỉ là một thách thức lớn mà còn là một yếu tố then chốt để đạt được các mục tiêu phát triển bền vững. Sự gia tăng của các nguồn năng lượng tái tạo như gió và mặt trời, cùng với yêu cầu giảm phát thải khí nhà kính, đòi hỏi các giải pháp sáng tạo trong thiết kế và vận hành hệ thống điện. Mô phỏng và phân tích hệ thống điện là một bước quan trọng để hiểu rõ hiệu suất của các cấu hình năng lượng khác nhau, đánh giá khả năng tích hợp của các nguồn năng lượng tái tạo, và tối ưu hóa việc sử dụng tài nguyên. Trong số các công cụ hỗ trợ, PyPSA (Python for Power System Analysis) đã nổi lên như một giải pháp toàn diện và mạnh mẽ.

PyPSA là một thư viện mã nguồn mở, được thiết kế đặc biệt để mô phỏng và phân tích các hệ thống năng lượng có sự tham gia của cả nguồn điện thông thường và nguồn tái tạo. Công cụ này hỗ trợ nhiều tính năng như tối ưu hóa luồng công suất, mô phỏng hệ thống truyền tải và phân phối, tích hợp lưu trữ năng lượng, và phân tích chi phí-hiệu quả. Với khả năng tùy chỉnh cao, PyPSA cho phép người dùng xây dựng các mô hình từ đơn giản đến phức tạp, phù hợp với các yêu cầu nghiên cứu hoặc thực tiễn.

Sử dụng PyPSA, các nhà nghiên cứu và kỹ sư có thể dễ dàng xây dựng các mô hình hệ thống điện có quy mô từ nhỏ đến lớn, bao gồm cả các vi lưới và hệ thống liên

quốc gia. Hơn nữa, công cụ này còn cho phép thực hiện các nghiên cứu về kịch bản trong tương lai, chẳng hạn như sự thay đổi trong cấu trúc tiêu thụ năng lượng, tác động của các chính sách năng lượng mới, hoặc ảnh hưởng của biến đổi khí hậu đối với hệ thống điện. Nhờ sự kết hợp giữa tính linh hoạt, khả năng tích hợp, và hiệu quả tính toán, PyPSA không chỉ hỗ trợ quá trình lập kế hoạch hệ thống điện mà còn cung cấp cơ sở để thử nghiệm và triển khai các giải pháp tối ưu hóa năng lượng bền vững.

### **2.6.1. Quy trình mô phỏng một hệ thống điện trên Pypsa**

Quá trình xây dựng mô hình hệ thống điện bắt đầu bằng việc khởi tạo một đối tượng mạng lưới điện, đóng vai trò là nền tảng cho toàn bộ mô phỏng. Mô hình được thiết kế với khoảng thời gian mô phỏng kéo dài 24 giờ, giúp phân tích chi tiết các yếu tố sản xuất và tiêu thụ năng lượng trong một ngày, từ đó cung cấp cái nhìn toàn diện về sự cân bằng năng lượng trong hệ thống.

Trong bước đầu tiên, các thanh cái (bus) đại diện cho các Microgrid (MG) và lưới điện được xây dựng và đóng vai trò như các nút trung tâm trong hệ thống. Từ các nút này, các liên kết về công suất (line) và giá cả (link) được định nghĩa và thiết lập để mô phỏng cấu trúc vật lý cũng như kinh tế của hệ thống điện. Việc thiết lập này không chỉ đảm bảo khả năng truyền tải năng lượng hiệu quả giữa lưới điện chính và các MG, mà còn hỗ trợ việc mô phỏng cách các MG tương tác với nhau. Đây là một bước quan trọng giúp phản ánh cách thức vận hành thực tế của một hệ thống điện hiện đại.

Sau khi hoàn thành cấu trúc cơ bản với các bus và đường dẫn, các nguồn năng lượng khác nhau được tích hợp vào mô hình tại các nút. Các nguồn này bao gồm các nhà máy điện gió, điện mặt trời, các máy phát truyền thống, cùng với hệ thống lưu trữ năng lượng. Tất cả đều được thêm vào kèm theo các ràng buộc kỹ thuật và vận hành, như công suất tối đa, hiệu suất hoạt động, và chi phí liên quan. Điều này đảm bảo rằng mô hình không chỉ chính xác về mặt kỹ thuật mà còn có tính thực tiễn cao, cho phép mô phỏng và đánh giá hiệu quả hoạt động của hệ thống điện trong nhiều kịch bản khác nhau.

Cách tiếp cận này không chỉ làm rõ sự tương tác phức tạp giữa các thành phần trong hệ thống mà còn tạo điều kiện để tối ưu hóa việc sử dụng năng lượng tái tạo, giảm thiểu chi phí vận hành, và nâng cao độ ổn định của lưới điện.

### **2.6.2. Các thông số ảnh hưởng đến hệ thống**

Các thông số cố định của các nguồn năng lượng, bao gồm chi phí biên, công suất tối đa và khả năng phát điện theo thời gian, là những yếu tố cốt lõi giúp hệ thống quản lý năng lượng vận hành một cách ổn định và tối ưu. Những thông số này không chỉ cung cấp cơ sở để phân bổ và vận hành các nguồn năng lượng một cách hợp lý, mà còn đảm bảo rằng việc tích hợp giữa các nguồn năng lượng khác nhau được thực hiện một cách trơn tru, phù hợp với các tiêu chí kỹ thuật và kinh tế đã đặt ra.

Đối với hệ thống lưu trữ năng lượng, các chỉ số như trạng thái sạc (SOC), dung lượng khả dụng, hiệu suất hoạt động và loại pin được sử dụng cũng đóng vai trò quan trọng không kém. Những yếu tố này được định nghĩa rõ ràng và tích hợp vào hệ thống như các ràng buộc kỹ thuật bắt buộc, đảm bảo hệ thống vận hành trong giới hạn an toàn và hiệu quả. Sự kết hợp giữa thông số của nguồn phát điện và hệ thống lưu trữ cho phép hệ thống thích ứng linh hoạt với các yêu cầu thay đổi theo thời gian, đồng thời tối ưu hóa việc sử dụng năng lượng lưu trữ để hỗ trợ các mục tiêu bền vững.

Một điểm đáng chú ý là công suất dự báo từ các nguồn năng lượng tái tạo được đưa vào mô hình sau khi hoàn tất phân tích bằng các công cụ tiên tiến như mạng nơ-ron LSTM. Quá trình dự báo này không chỉ dừng lại ở việc tạo ra các dự đoán chính xác mà còn được cập nhật thường xuyên sau mỗi ngày. Việc liên tục cập nhật dữ liệu giúp mô hình theo dõi sát sao và phản ánh kịp thời những biến động trong sản lượng điện từ các nguồn tái tạo, chẳng hạn như năng lượng mặt trời và gió, vốn phụ thuộc nhiều vào các yếu tố thời tiết và khí hậu theo từng thời điểm trong ngày. Qua đó, mô hình không chỉ nâng cao khả năng dự đoán mà còn tạo tiền đề để các nhà vận hành đưa ra những quyết định tối ưu hơn trong quản lý và phân phối năng lượng.

Song hành với các yếu tố kỹ thuật, cơ chế giá bán và giá mua điện từ lưới điện được thiết lập như một phần không thể thiếu trong mô hình quản lý. Giá mua và giá bán điện được xây dựng dựa trên các nguyên tắc kinh tế và thị trường, tạo thành một cấu trúc giá cả linh hoạt giúp các nhà vận hành điều chỉnh chiến lược kinh doanh của mình. Cơ chế này không chỉ đảm bảo sự cân bằng giữa chi phí vận hành và lợi nhuận mà còn thúc đẩy hiệu quả kinh tế của toàn bộ hệ thống. Đồng thời, nó góp phần khuyến khích sự phát triển của năng lượng tái tạo, khi các nhà vận hành có thể tận dụng tối đa tiềm năng của nguồn năng lượng này trong bối cảnh giá điện biến động.

Nhìn chung, sự kết hợp giữa các yếu tố cố định, dữ liệu dự báo cập nhật thường xuyên, và cơ chế giá linh hoạt đã tạo nên một mô hình vận hành năng lượng hiệu quả, bền vững và thích ứng tốt với những biến động của thị trường và môi trường. Điều này không chỉ giúp tối ưu hóa chi phí và lợi nhuận cho các nhà vận hành mà còn góp phần vào mục tiêu phát triển năng lượng sạch và bảo vệ môi trường toàn cầu.

## **CHƯƠNG 3: PHƯƠNG PHÁP ĐỀ XUẤT**

### **3.1. Chiến lược giao dịch được đề xuất**

Chiến lược giao dịch tối ưu của MMG tập trung vào hai lịch trình: ngày trước và thời gian thực thông qua thị trường điện với khung thể hiện trong Hình 3.1

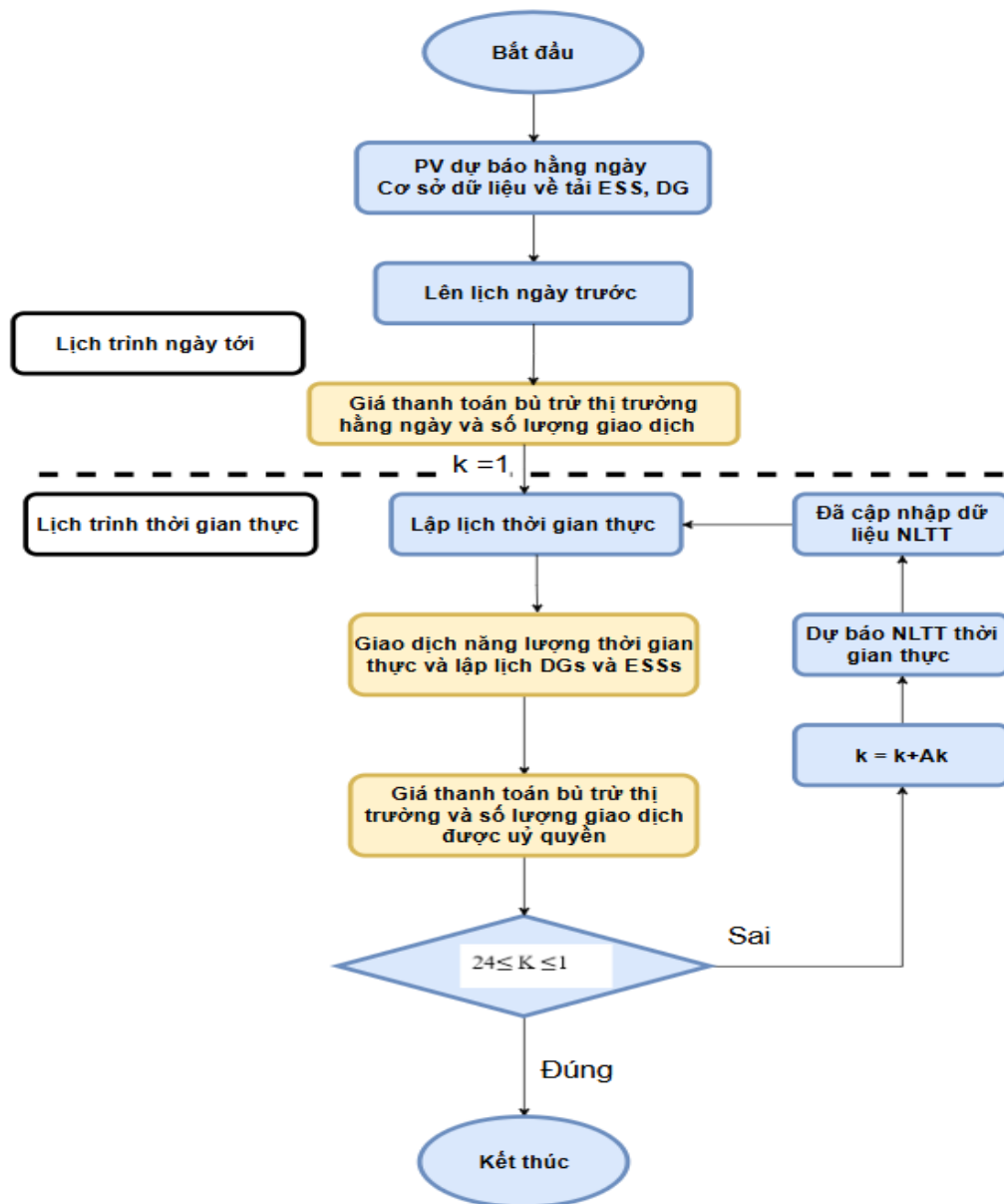
Theo khung này, các chiến lược giao dịch tối ưu hóa năng lượng được coi là tổng thể trong thị trường điện cho MMG. Trong phần DA, đấu thầu bắt đầu 24 giờ trước khi giao dịch năng lượng. Sau đó, các bộ tổng hợp MG hoặc bộ điều khiển MG tự động thu thập dữ liệu và phối hợp các máy phát điện khác nhau như dữ liệu dự báo PV, PW, ESS và DGs. Sau khi nhận được dữ liệu MGs, các nhà tổng hợp đã tạo ra các đường cong cung/cầu cho đấu thầu. Sau đó, MGs tuân theo lịch trình tối ưu của họ và xem xét đường cong để giao dịch với MG khác thông qua bộ tổng hợp. Bằng cách này, MG sẽ tìm thấy giá giao dịch DA tối ưu bằng cách tối đa hóa doanh thu của bộ tổng hợp MG hoặc giảm thiểu chi phí hoạt động của MG và lên lịch hoạt động của máy phát điện với độ phân giải hàng giờ. Lịch trình DA sẽ đóng cửa khi MMG 24 giờ tới, các chiến lược giao dịch năng lượng được công bố với giá thanh toán bù trừ thị trường cho thị trường năng lượng và dự trữ và chuyển sang lịch trình thời gian thực. Do sự không chắc chắn của nguồn năng lượng tái tạo, lịch trình RT luôn cập nhật dữ liệu PV, PW cứ sau 5 phút để xác định lỗi dự báo. Tái tối ưu hóa sẽ được thực hiện để lỗi dự báo có thể được xóa dựa trên năng lượng dự trữ của DGs và ESS trong MG và dữ liệu lịch trình DA được xác định.

Thị trường điện chủ yếu tập trung vào thị trường năng lượng với các chiến lược mua bán đơn giản giữa các MG, như Hình 2.1. Các nghiên cứu khác, như đã đề cập, đã đưa ra khái niệm thị trường dự trữ để đối phó với cân bằng năng lượng trong lịch trình RT vì lỗi dự báo dữ liệu nguồn năng lượng tái tạo, có nghĩa là thị trường dự trữ không được xem xét trong lịch trình DA. Thay vào đó, họ quan sát dung lượng còn lại của DER hoặc ESS trong thời gian thực để thực hiện trao đổi năng lượng bổ sung mà không có cơ chế định giá cụ thể hoặc đề cập đến đấu thầu thị trường dự trữ. Một số quốc gia đã đề xuất các chính sách và quy tắc cho thị trường dự trữ trong những năm gần đây. Điều đó cho phép các MG tham gia cả thị trường năng lượng và thị trường dự trữ để nâng cao lợi ích thu được thông qua cơ chế định giá đã ban hành.

Theo quan điểm của nhà điều hành lưới điện vi mô, những bất ổn do nguồn năng lượng tái tạo và nhu cầu phụ tải gây ra có thể được xem xét và xử lý tương đối bằng các phương pháp dự báo tiên tiến và mô hình tối ưu hóa mạnh mẽ thông qua dữ liệu lịch sử. Do đó, các MG có thể tham gia vào các thị trường đấu thầu để đạt được lợi nhuận tối đa bằng cách lên lịch cho các ESS, DG, đáp ứng nhu cầu phụ tải và những bất ổn của nguồn năng lượng tái tạo. Các chiến lược giao dịch của MG phải đảm bảo đấu thầu năng lượng và công suất dự trữ tối ưu trong lịch trình DA cũng như cân bằng giao dịch trong lịch

trình RT. Do đó, chiến lược tham gia dự trữ nên được tích hợp vào vấn đề điều phối điện trong ngày, với hồ sơ phụ tải ròng và công suất tổ máy phát có thể điều khiển được, và MG có thể được xem như một nguồn lực đáp ứng nhu cầu để tham gia thị trường dự trữ hàng ngày.

Các chiến lược giao dịch năng lượng trong MMG được đề xuất trong luận án này xem xét quá trình tối ưu hóa chi phí hoạt động của MGs trên cả thị trường năng lượng và dự trữ cho các lịch trình DA và RT. Bộ tổng hợp MMG xem xét lịch trình đặt giá thầu của những người tham gia trong các hoạt động DA, bao gồm cam kết đơn vị và sắp xếp dự trữ, và hoạt động RT để cân bằng thời gian thực với các sự kiện thực hiện trong thị trường dự trữ. Chiến lược đề xuất được mô tả trong Hình 3.1.



Hình 3.1. Khung vấn đề cho các chiến lược giao dịch năng lượng trong thị trường năng lượng và dự trữ

### 3.1.1. Lịch trình ngày tới (Day a-head)

Đầu tiên, lịch trình DA được bắt đầu với giải pháp hàng giờ. MG gửi tất cả cơ sở dữ liệu cho các nhà tổng hợp để bắt đầu quá trình cập nhật, điều chỉnh lịch huy động các tổ máy phát điện Diesel, PV, PW, ESS và các dịch vụ phụ trợ trong các chu kỳ giao dịch trong ngày tới và đấu thầu trong cả hai loại thị trường năng lượng. Dựa trên dữ liệu lịch sử như dự đoán lỗi về các nguồn năng lượng tái tạo, đáp ứng nhu cầu hoặc dữ liệu cập nhật như dự báo dữ liệu nguồn năng lượng tái tạo trong ngày, lịch bảo trì thiết bị. Công suất dự trữ giao dịch sẽ được thông báo cho các nhà khai thác và tiến hành đấu thầu, tương tự như thị trường năng lượng. Khi quá trình đấu thầu / mua bán năng lượng ở cả hai thị trường hoàn tất, giá thanh toán bù trừ trên thị trường và số lượng giao dịch cho thị trường năng lượng được xác định. Các MG đã thanh toán công suất, thanh toán năng lượng và công suất dự trữ cho thị trường dự trữ và kết thúc lịch trình ngày tới như Hình 3.1.

Trong tập hợp nhiều microgrid chứa N microgrid, hàm mục tiêu của quá trình này được thể hiện:

$$\min \sum_{t=1}^{24} \sum_{n=1}^N [C_{tu,DA,n}(t)] \quad (3.1)$$

Chi phí vận hành MG trong DA liên quan đến chi phí năng lượng  $C_{tu,DA,n}$  trong (3.2), tương tự như phương trình (2.10). Mặt khác, chúng phải đảm bảo rằng các ràng buộc tuân theo các phương trình (2.2), (2.3), (2.7), (2.8), (2.9) và (2.11).

$$C_{op,DA,n}(t) = \sum_{i=1}^I C_{dg,i,DA}(t) + \sum_{j=1}^J C_{ESS,j,DA}(t) + \lambda_{inter,DA}(t) \times P_{inter,DA}(t) \quad (3.2)$$

Điều kiện (3.3) quy định rằng khả năng dự trữ của MG không được vượt quá lượng sức mạnh giao dịch trao đổi với các MG khác. Nói cách khác, bản chất của công suất dự trữ là sử dụng thặng dư từ công suất dự trữ của thứ x DG  $P_{r,dg,x}$  và y thứ ESS,  $P_{r,ESS,y}$ , dis bên trong MG, trong phương trình (3.3), để đối phó bị cắt điện trong giao dịch với nhau vì lỗi hoặc lịch bảo trì thiết bị xảy ra ở các MG khác. Việc điều động điện từ nguồn dự trữ phải thỏa mãn các điều kiện (3.3), (3,3) và (3,5).

$$P_{dg,x,min} \leq P_{r,dg,x}(t) + P_{dg,x}(t) \leq P_{dg,x,max} \quad (3.3)$$

$$\begin{aligned} ramp_{dg,x,dưới} &\leq P_{r,dg,x}(t + \Delta t) - P_{r,dg,x}(t) \\ &+ P_{dg,x}(t + \Delta t) - P_{dg,x}(t) \leq ramp_{dg,x,trên} \end{aligned} \quad (3.4)$$

$$\begin{aligned} P_{ESS,y,min} &\leq P_{ESS,y,sac}(t) + P_{ESS,y,xa}(t) \\ &+ P_{r,ESS,y,xa}(t) \leq P_{ESS,y,max} \end{aligned} \quad (3.5)$$

Kết quả đấu thầu với giá và số lượng được xác định thông qua phương trình (3.1) và các điều kiện nêu trên. Trước khi dọn dẹp thị trường, các MG sẽ nhận được kết quả để xem xét giá đấu thầu và số lượng phải được nộp.

### 3.1.2. Lịch trình vận hành thời gian thực (REALTIME)

Trong lịch trình RT, cơ sở dữ liệu MGs được cập nhật cứ sau 5 phút và kiểm tra sự kiện thực hiện dự trữ một cách minh bạch được cung cấp bởi các nhà tổng hợp MG. Tương tự, mục tiêu trong lịch trình RT là lịch huy động các tổ máy phát điện, ESS trong thời gian thực phải đảm bảo đáp ứng các ràng buộc an ninh hệ thống điện và tối thiểu hóa chi phí vận hành để cân bằng sự không phù hợp giữa công suất RT của nguồn năng lượng tái tạo và dự báo dữ liệu nguồn năng lượng tái tạo trong DA. Mô hình của lịch trình này được mô tả bởi chức năng khách quan:

$$\min \sum_{t=1}^{24} \sum_{n=1}^N [C_{tu,RT,n}(t)] = \min \sum_{t=1}^{24} \sum_{n=1}^N \left[ \sum_{x=1}^X C_{dg,x,RT}(t) + \sum_{y=1}^Y C_{ESS,y,RT}(t) + \lambda_{inter,RT}(t) \times P_{inter,RT}(t) \right] \quad (3.6)$$

Chỉ có quá trình đấu thầu năng lượng xảy ra trong giai đoạn này, vì vậy chi phí được trả cho việc thay đổi sản xuất điện và điều chỉnh năng lượng xuất khẩu hoặc nhập khẩu để đảm bảo cân bằng trong hệ thống, hiển thị trong (3.10), bằng cách sắp xếp lại DGs và ESSs và đáp ứng các điều kiện (2.2), (2.3), (2.7), (2.8), (2.9) và (2.11).

$$\sum_{x=1}^X P_{dg,x,RT}(t) + \sum_{y=1}^Y P_{ESS,y,RT}(t) + P_{PV,n,RT}(t) + P_{PW,n,RT}(t) + P_{inter,RT}(t) = P_{load,n,RT}(t)$$

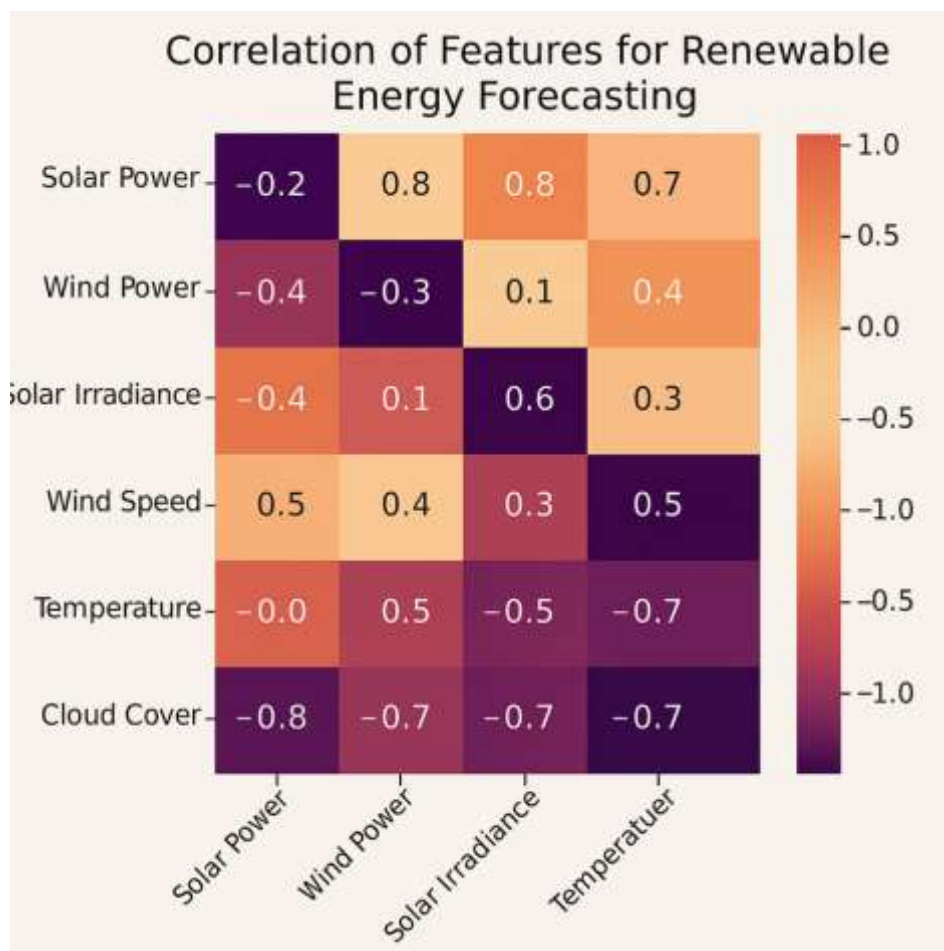
Sau thời gian vận hành thời gian thực, các đơn vị vận hành Microgrid và hệ thống điện phải công bố thông tin về các lệnh điều độ huy động tổ máy, vận hành hệ thống điện trên Trang thông tin điện tử chung có sự liên kết giữa các Microgrid và thị trường điện theo thời gian biểu vận hành thị trường điện.

### 3.2. Sử dụng LSTM để dự báo công suất

Mô hình dự đoán năng lượng được xây dựng dựa trên mạng nơ-ron hồi tiếp dài ngắn hạn (LSTM) với kiến trúc gồm hai lớp LSTM xếp chồng, trong đó số lượng nơ-ron của mỗi lớp được tinh chỉnh tự động bởi Keras Tuner, dao động trong khoảng từ 32 đến 128 đơn vị. Lớp LSTM đầu tiên được thiết kế để tiếp nhận chuỗi dữ liệu đầu vào bao gồm 24 điểm thời gian, tương ứng với 24 giờ, trong đó mỗi điểm dữ liệu chứa đựng nhiều thông số liên quan đến sản lượng năng lượng. Các thông số đầu vào bao gồm các yếu tố môi trường ảnh hưởng trực tiếp và gián tiếp đến sản lượng năng lượng, như nhiệt độ môi trường, tốc độ gió, độ ẩm không khí, áp suất khí quyển, hướng gió, lượng mưa, cường độ bức xạ mặt trời, mức độ che phủ mây, và thời điểm trong ngày. Những yếu tố này không chỉ tác động độc lập mà còn tồn tại các mối quan hệ phức tạp, phi tuyến tính và phụ thuộc lẫn nhau, tạo ra các tương tác đa chiều trong dữ liệu. Chẳng hạn, sự gia

tăng nhiệt độ có thể làm giảm hiệu suất của các tấm pin mặt trời, đồng thời thúc đẩy quá trình bay hơi nước, dẫn đến độ ẩm tăng và hình thành các đám mây che phủ, từ đó làm suy giảm bức xạ mặt trời. Tương tự, khi bức xạ mặt trời tăng, nhiệt độ môi trường cũng tăng theo, gây ảnh hưởng đến áp suất khí quyển và có thể tạo ra các luồng gió. Độ ẩm cao không chỉ ảnh hưởng tiêu cực đến hiệu suất của pin mặt trời và turbine gió mà còn liên quan mật thiết đến khả năng xuất hiện mưa, làm phức tạp thêm các yếu tố tác động.

Do đó, dữ liệu đầu vào không nhất thiết có mối quan hệ trực tiếp hoặc tuyến tính với sản lượng năng lượng cần dự báo, mà thường thể hiện các tương quan phức tạp, đôi khi vượt ngoài khả năng phân tích trực quan của người vận hành, như được minh họa trong Hình 3.2. Các mối quan hệ này đòi hỏi một mô hình có khả năng nắm bắt được các mẫu biến động phi tuyến và phụ thuộc thời gian, điều mà LSTM đáp ứng hiệu quả nhờ khả năng ghi nhớ dài hạn và xử lý dữ liệu chuỗi thời gian. Kiến trúc hai lớp LSTM cho phép mô hình không chỉ trích xuất các đặc trưng cơ bản từ dữ liệu mà còn phân tích sâu hơn các mối quan hệ phức tạp giữa các yếu tố đầu vào, từ đó cải thiện độ chính xác trong dự báo sản lượng năng lượng mặt trời và gió.

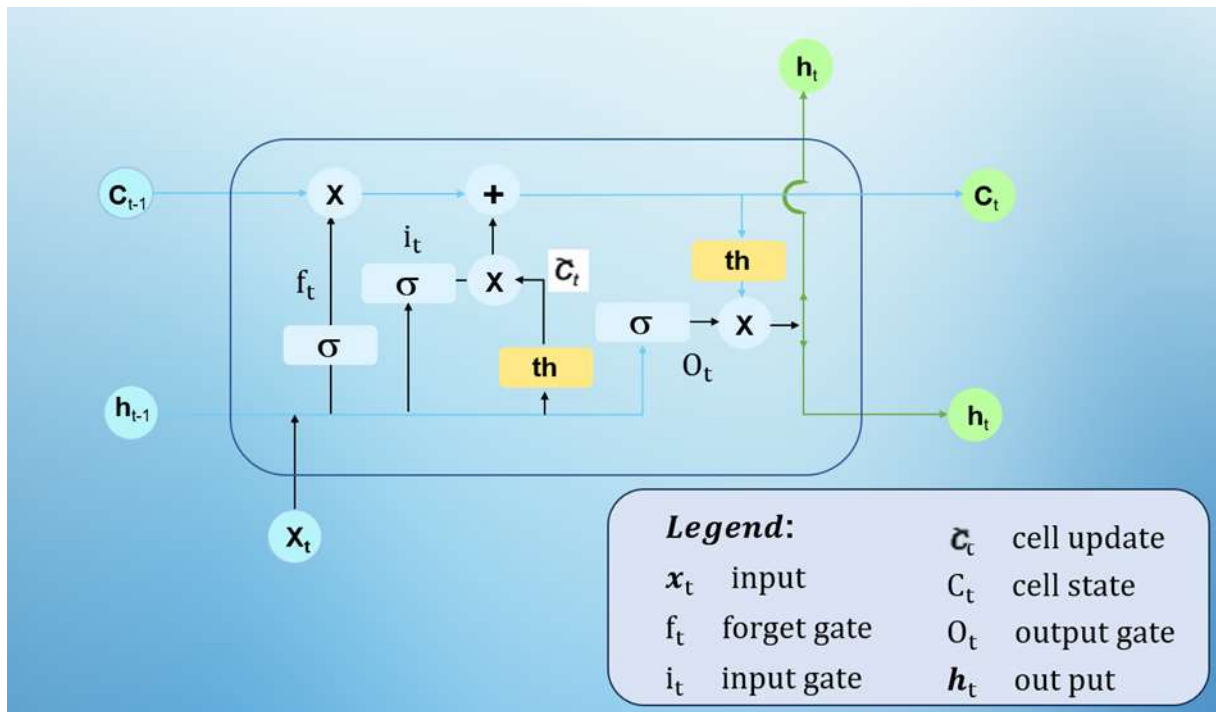


Hình 3.2. Biểu đồ thể hiện sự tương quan của dữ liệu đầu vào

Trong giai đoạn huấn luyện, mô hình được đào tạo trên một tập dữ liệu bao gồm thông tin thu thập trong 30 ngày liên tiếp trước đó, nhằm mục tiêu nhận diện các mẫu biến động tiềm ẩn, phân tích mối quan hệ giữa các yếu tố đầu vào và sản lượng năng lượng, đồng thời khám phá các quy luật phức tạp trong chuỗi dữ liệu thời gian. Thông qua quá trình này, mô hình có khả năng học và hiểu được các mối quan hệ phụ thuộc giữa các biến, cũng như cách các biến này tương tác với nhau qua các khoảng thời gian khác nhau. Thay vì chỉ dựa vào các giả định tuyến tính đơn giản, mô hình tận dụng các kỹ thuật học sâu và các thuật toán phi tuyến tính để nắm bắt các đặc trưng phức tạp và phi tuyến trong dữ liệu, từ đó cải thiện đáng kể độ chính xác của các dự báo sản lượng năng lượng. Sau khi hoàn tất giai đoạn huấn luyện, mô hình được triển khai để thực hiện dự báo sản lượng năng lượng cho ngày tiếp theo, tức ngày thứ 31. Cụ thể, dữ liệu đầu vào cho mô hình được thu thập từ các cảm biến trong ngày 31, bao gồm các thông số môi trường và vận hành liên quan. Dựa trên kiến thức đã được học từ dữ liệu của 30 ngày trước, mô hình sẽ tạo ra các dự đoán về sản lượng năng lượng mặt trời và năng lượng gió cho 24 giờ tiếp theo trong ngày 31. Để đánh giá hiệu suất của mô hình, các giá trị dự báo sau đó được so sánh với dữ liệu thực tế thu thập từ hệ thống trong cùng khoảng thời gian.

Việc đánh giá độ chính xác của mô hình được thực hiện thông qua các chỉ số định lượng phổ biến trong lĩnh vực học máy, cụ thể là Sai số Tuyệt đối Trung bình (MAE) và Căn Bậc Hai của Sai số Bình phương Trung bình (RMSE). Trong đó, MAE đóng vai trò như một thước đo trực quan phản ánh mức độ sai lệch trung bình giữa các giá trị dự báo và giá trị thực tế, giúp nhận diện độ chệch một cách tổng quát. Ngược lại, RMSE nhấn mạnh đến các sai số lớn thông qua phép bình phương, qua đó cung cấp cái nhìn toàn diện hơn về độ tin cậy và tính ổn định của mô hình trong các tình huống biến động dữ liệu mạnh. Quy trình huấn luyện và đánh giá mô hình được tiến hành một cách nghiêm ngặt, không chỉ nhằm xác định hiệu năng hiện tại mà còn tạo cơ sở dữ liệu đầu vào cho việc hiệu chỉnh mô hình trong các chu kỳ cập nhật kế tiếp.

Nhờ đó, khả năng dự báo được nâng cao đáng kể, giúp tối ưu hóa hiệu suất vận hành và cải thiện tính linh hoạt trong quản lý hệ thống năng lượng tái tạo. Đặc biệt, trong bối cảnh ngày càng gia tăng sự biến động và không ổn định từ các nguồn năng lượng tái tạo, độ chính xác và khả năng thích nghi của mô hình trở thành yếu tố then chốt. Bên cạnh đó, quá trình hiệu chỉnh liên tục dựa trên kết quả đánh giá cũng góp phần xây dựng một hệ thống học máy bền vững, có khả năng thích ứng với các điều kiện vận hành thực tế và hỗ trợ ra quyết định hiệu quả hơn trong môi trường năng lượng phức tạp.



Hình 3.3. Cấu trúc mô hình LSTM

Mô hình được thiết kế với lớp LSTM đầu tiên đảm nhận vai trò trích xuất các đặc trưng và mối quan hệ thời gian từ dữ liệu chuỗi, sau đó chuyển tiếp thông tin đến lớp LSTM thứ hai để phân tích và học các mối phụ thuộc phức tạp hơn trong dữ liệu. Với khả năng ghi nhớ thông tin dài hạn, LSTM đặc biệt phù hợp để xử lý các chuỗi dữ liệu thời gian, cho phép mô hình nắm bắt được các mối quan hệ phi tuyến và các mẫu biến động phức tạp, từ đó nâng cao độ chính xác trong việc dự đoán sản lượng năng lượng tái tạo. Đầu ra từ lớp LSTM thứ hai được truyền qua một lớp Dense, nơi thông tin được ánh xạ vào không gian dự đoán, tạo ra 48 giá trị đầu ra đại diện cho sản lượng năng lượng mặt trời và năng lượng gió trong 24 giờ tiếp theo, với đơn vị đo là kilowatt (kW). Sau đó, một lớp Reshape được sử dụng để định dạng lại đầu ra thành một ma trận có kích thước  $24 \times 2$ , trong đó mỗi hàng tương ứng với một giờ trong khoảng thời gian dự báo, và hai cột lần lượt biểu thị sản lượng từ năng lượng mặt trời và năng lượng gió. Để tối ưu hóa mô hình, thuật toán Adam optimizer được áp dụng với learning rate được lựa chọn tự động bởi Keras Tuner từ tập hợp các giá trị khả thi bao gồm  $1e-2$ ,  $1e-3$ ,  $1e-4$  và  $1e-5$ , đảm bảo quá trình huấn luyện đạt hiệu quả cao. Đồng thời, hàm mất mát được sử dụng là mean squared error (MSE), cung cấp một thước đo đáng tin cậy để đánh giá độ chính xác của các dự đoán, từ đó hỗ trợ việc tinh chỉnh mô hình nhằm đạt được hiệu suất dự báo tối ưu.

### 3.3. Tối ưu hàm mục tiêu bằng Linopy.

Linopy nổi lên như một giải pháp mã nguồn mở đầy tiềm năng trong lĩnh vực tối ưu hóa tuyến tính và hỗn hợp nguyên, đóng vai trò như một cầu nối linh hoạt giữa các

cấu trúc dữ liệu khoa học phổ biến như pandas và xarray với các bộ giải chuyên dụng hàng đầu như CBC, GLPK, Gurobi, hay HiGHS. Không chỉ đơn giản là một công cụ hỗ trợ lập mô hình, Linopy còn được thiết kế để xử lý những bài toán toán học phức tạp thường gặp trong vận hành hệ thống điện và các lĩnh vực tối ưu hóa lớn khác.

Khả năng vượt trội của Linopy bắt đầu từ cơ chế tự động nhận diện và phân tích cấu trúc bài toán; không chỉ tiếp nhận dữ liệu đầu vào, Linopy còn "hiểu" bản chất mô hình thông qua việc kiểm tra dạng của hàm mục tiêu (tuyến tính, phi tuyến, lồi hay lõm), dạng ràng buộc (đẳng thức, bất đẳng thức, tuyến tính, phi tuyến, nguyên hay hỗn hợp), và kiểu biến (liên tục, nguyên hay nhị phân). Từ đó, nó tự động phân loại bài toán vào các nhóm chuẩn như quy hoạch tuyến tính (LP), quy hoạch nguyên (IP), quy hoạch hỗn hợp nguyên và liên tục (MILP), hoặc quy hoạch bậc hai (QP), nhằm lựa chọn bộ giải phù hợp hoặc cho phép người dùng chủ động tùy chỉnh bộ giải theo yêu cầu kỹ thuật cụ thể. Trong quá trình mô hình hóa và giải quyết bài toán, Linopy triển khai hàng loạt kỹ thuật xử lý tiên tiến để tối ưu hóa hiệu năng, bao gồm việc sử dụng các cấu trúc ma trận thưa như CSR và CSC nhằm giảm thiểu dung lượng lưu trữ và đẩy nhanh tốc độ tính toán; chuẩn hóa mô hình từ dạng người dùng nhập liệu sang dạng chuẩn hoặc dạng chính tắc mà bộ giải yêu cầu; và thực hiện tiền xử lý thông minh để loại bỏ các ràng buộc dư thừa, xác định biến cố định và đơn giản hóa các quan hệ ràng buộc, từ đó giảm đáng kể độ phức tạp của mô hình. Sau khi hoàn tất các bước trên, Linopy tương tác với bộ giải thông qua một lớp trừu tượng (abstraction layer), giúp giao tiếp với nhiều solver khác nhau một cách thống nhất và liền mạch. Bên cạnh đó, nó còn tận dụng sức mạnh của các thư viện khoa học như NumPy và SciPy để thực hiện các phép toán ma trận lớn, đảm bảo tốc độ và độ chính xác trong tính toán. Quá trình giải quyết bài toán cũng bao gồm các bước chuyển đổi mô hình sang định dạng mà bộ giải yêu cầu, điều khiển tham số (cho phép người dùng thiết lập số vòng lặp tối đa, sai số cho phép, hoặc lựa chọn phương pháp giải phù hợp), và quản lý trạng thái để theo dõi tiến trình giải quyết bài toán, cung cấp cho người dùng thông tin chi tiết về tính khả thi, giá trị tối ưu của hàm mục tiêu, thời gian giải và trạng thái cuối cùng.

Nhờ các chức năng toàn diện và linh hoạt này, Linopy đã trở thành một công cụ mạnh mẽ giúp các nhà nghiên cứu và kỹ sư dễ dàng tiếp cận và giải quyết những bài toán tối ưu quy mô lớn, đồng thời đáp ứng các yêu cầu khắt khe về độ chính xác, tốc độ và khả năng mở rộng trong thực tiễn.

### **3.4. Xây dựng mô hình MMG trên Python**

Việc xây dựng mô hình MMG (Multi-MicroGrid) trên Python được thực hiện qua các bước sau, từ khởi tạo cơ sở đến thiết lập hàm tối ưu hóa sử dụng Linopy, nhằm mô phỏng và tối ưu hóa vận hành hệ thống điện trong suốt 24 giờ.

### **3.4.1. Các cơ sở ban đầu**

Quá trình bắt đầu bằng việc khởi tạo một đối tượng lưới điện sử dụng thư viện Pypsa, kết hợp với các công cụ hỗ trợ xử lý dữ liệu như pandas, numpy và trực quan hóa với matplotlib. Snapshot của mô hình được đặt là 24 giờ, tức là toàn bộ hoạt động của hệ thống (bao gồm sản xuất, tiêu thụ, lưu trữ và giao dịch điện) được mô phỏng trong một ngày đầy đủ. Cơ sở hạ tầng này đảm bảo rằng mọi biến động theo thời gian được theo dõi và phân tích, tạo nền tảng cho việc thiết lập các thành phần và liên kết trong mô hình.

### **3.4.2. Liên kết giữa các nút trong mô hình lưới điện**

Trước tiên, một nút nguồn (Source) đại diện cho lưới điện quốc gia được khởi tạo nhằm đóng vai trò trung tâm cấp phát năng lượng. Tại nút này, một hệ thống lưu trữ điện có công suất cực lớn được tích hợp nhằm đảm bảo độ ổn định và độ tin cậy trong cung ứng điện năng. Tiếp theo, thanh cái số 0 (bus 0) được thiết lập đóng vai trò là trạm trung gian, thực hiện chức năng điều phối và giao dịch điện giữa lưới điện quốc gia và các microgrid (MG). Sau đó, các thanh cái số 1, 2 và 3 (bus 1, 2, 3) lần lượt được triển khai, mỗi bus đại diện cho một microgrid độc lập trong mô hình hệ thống nhiều microgrid (MMG). Tại bước này, các liên kết về giá (price link) được thiết lập giữa bus 0 và các bus MG nhằm mô phỏng cơ chế giao dịch mua bán điện dựa trên giá cả thị trường. Đồng thời, các đường truyền vật lý (line) cũng được xây dựng để kết nối từ nút nguồn đến bus 0, và từ bus 0 đến từng microgrid, đảm bảo khả năng truyền tải năng lượng.

Giá mua và giá bán điện được cấu hình động, thay đổi sau mỗi chu kỳ 1 giờ để phản ánh sát thực giá thị trường trong từng thời điểm. Trong trường hợp các microgrid không có liên kết nội bộ (tức không có kết nối hai chiều cả về đường truyền vật lý lẫn liên kết giá), các đơn vị này chỉ có thể giao dịch trực tiếp với lưới quốc gia, với mức giá thường cao hơn, dẫn đến chi phí vận hành tăng. Ngược lại, khi giữa các MG tồn tại kết nối hai chiều đầy đủ, hệ thống cho phép phát sinh các giao dịch nội bộ, mở rộng lựa chọn mua bán giữa các đơn vị lân cận, từ đó tối ưu hóa chi phí và nâng cao hiệu quả vận hành chung của toàn hệ thống MMG. Mô hình này phản ánh xu thế hiện đại trong quản lý năng lượng phân tán, nơi tính linh hoạt trong kết nối và cơ chế giá động đóng vai trò quan trọng. Hơn nữa, nó cũng tạo tiền đề cho các chiến lược điều hành thông minh, khuyến khích sự tham gia chủ động của các MG trong điều tiết cung cầu. Việc tích hợp hệ thống lưu trữ và giao dịch nội bộ góp phần nâng cao khả năng chống chịu của hệ thống trước các biến động từ lưới điện chính. Qua đó, mô hình MMG không chỉ đảm bảo tính bền vững về mặt kỹ thuật mà còn phù hợp với định hướng phát triển năng lượng tái tạo và quản lý tối ưu trong bối cảnh hiện đại.

### 3.4.3. Các thành phần được mô hình hóa trong Microgrid



Hình 3.4. Dữ liệu đầu vào và ràng buộc của một MG

Trong quá trình xây dựng mô hình Microgrid (MG) bằng thư viện PyPSA, việc mô hình hóa các thành phần trong MG được thực hiện một cách trực quan và dễ dàng nhờ các lệnh có sẵn, cho phép người dùng nhanh chóng cấu hình hệ thống điện theo nhu cầu thực tế. Cụ thể, với mỗi nút điện (bus) đại diện cho một MG, các thành phần quan trọng được khai báo và cài đặt thông qua các tham số kỹ thuật rõ ràng và linh hoạt. Ví dụ, đối với bus 1 — đại diện cho một MG cụ thể — hệ thống có thể tích hợp nhiều nguồn phát điện khác nhau. Mô hình lưới điện được sử dụng trong đề án này, MG1 bao gồm ba máy phát điện diesel được khai báo với công suất danh định lần lượt là 150 kW, 250 kW và 300 kW. Mỗi máy phát đi kèm với thông tin về chi phí biên (marginal cost), giới hạn tốc độ tăng công suất (ramp limit), chi phí vốn (capital cost), và giới hạn công suất vận hành theo phần trăm ( $p\_max\_pu$ ). Những thông số này đảm bảo rằng các máy phát có thể hoạt động trong giới hạn kỹ thuật hợp lý và phản ánh chi phí vận hành thực tế.

Ngoài nguồn nhiệt điện truyền thống, năng lượng tái tạo cũng được tích hợp đầy đủ thông qua các chuỗi dữ liệu được nhập gián tiếp thông qua file excel, csv hoặc trực tiếp từ đầu ra của mô hình dự báo. Nguồn điện mặt trời (PV) và điện gió (wind) được định nghĩa với chuỗi dữ liệu sản lượng công suất dựa trên từng thời điểm trong ngày, sau đó được chuẩn hóa để đưa vào mô hình dưới dạng công suất danh định và đặc tuyến vận hành ( $p\_max\_pu$ ) thay đổi theo giờ. Điều này cho phép mô phỏng sự biến thiên thực tế của sản lượng năng lượng tái tạo theo điều kiện thời tiết, giúp mô hình phản ánh chính xác mức độ phụ thuộc của hệ thống vào yếu tố thiên nhiên.

Một thành phần quan trọng khác là hệ thống lưu trữ năng lượng (battery storage). Thiết bị lưu trữ của MG1 được cấu hình với công suất danh định 90 kW, chi phí vận hành rất thấp, cùng với các thông số quan trọng như hiệu suất nạp và xả (lần lượt 95%), chế độ chu kỳ (cyclic state of charge) và khả năng lưu trữ điện trong thời gian giới hạn ( $\text{max\_hours} = 2.2$ ). Điều này đảm bảo rằng bộ lưu trữ có thể hỗ trợ cân bằng công suất, hấp thụ thừa sản lượng từ nguồn tái tạo vào những thời điểm thấp tải và cung cấp lại khi có thiếu hụt.

Tải tiêu thụ (load) của MG cũng được mô hình hóa dưới dạng chuỗi dữ liệu biến thiên theo thời gian, đảm bảo tính thực tế và cho phép theo dõi mối quan hệ giữa cung – cầu một cách liên tục. Tất cả các thành phần từ máy phát, nguồn tái tạo, pin lưu trữ và phụ tải đều được liên kết với bus 1 và được định nghĩa đồng nhất, giúp hệ thống vận hành một cách phối hợp.

Quan trọng hơn, tùy thuộc vào tính chất và mục tiêu của từng MG cụ thể, các thành phần có thể được thay đổi linh hoạt. Ví dụ, máy phát diesel có thể được thay thế bằng máy phát thủy điện, nhiệt điện than hoặc máy phát hydrogen để phù hợp với cấu trúc nguồn của từng khu vực. Đồng thời, dung lượng bộ lưu trữ, công suất nguồn tái tạo và thông số kỹ thuật của chúng cũng hoàn toàn có thể điều chỉnh nhằm phản ánh các điều kiện thực tế hoặc kịch bản vận hành mong muốn. Nhờ vào sự linh hoạt và tính mở rộng cao của PyPSA, người dùng có thể xây dựng mô hình MG một cách chi tiết và tùy chỉnh, từ đó mô phỏng và tối ưu hóa hệ thống điện phức tạp với độ chính xác và hiệu quả cao.

#### **3.4.4. Hàm tối ưu chi phí**

Sau khi xây dựng cấu trúc lưới điện và mô hình hóa các thành phần bên trong mỗi MG, hàm tối ưu hóa vận hành của hệ thống được xây dựng bằng thư viện Linopy. Linopy cung cấp một khuôn khổ mạnh mẽ để mô hình hóa và giải quyết bài toán tối ưu hóa tuyến tính và phi tuyến, cho phép định nghĩa các biến quyết định, ràng buộc kỹ thuật (như giới hạn công suất, giới hạn tăng/giảm của máy phát, hiệu suất lưu trữ, v.v.) và hàm mục tiêu nhằm tối thiểu hóa tổng chi phí vận hành. Qua đó, quá trình tối ưu hóa được thực hiện để xác định cách phân bổ công suất giữa các nguồn và tải, tối ưu hóa chi phí mua bán điện và vận hành hệ thống, đồng thời đáp ứng các ràng buộc kỹ thuật đã cài đặt. Việc sử dụng Linopy giúp đơn giản hóa quá trình thiết lập và cập nhật mô hình, tăng cường khả năng mở rộng và tính linh hoạt, đồng thời rút ngắn thời gian tính toán, đặc biệt khi hệ thống điện có quy mô lớn và số lượng biến số phức tạp.

## CHƯƠNG 4: KẾT QUẢ MÔ PHỎNG

### 4.1. Giới thiệu

Chương này trình bày kết quả của mô hình dự báo LSTM cùng với kết quả mô phỏng các chiến lược giao dịch tối ưu cho MMG trên thị trường năng lượng thông qua mô hình lưới điện được xây dựng trên Pypsa và so sánh với phương pháp tối ưu QP truyền thống nhằm đánh giá hiệu quả của phương pháp đề xuất. Phần 4.2 giới thiệu mô hình LSTM cùng các dữ liệu đầu vào liên quan. Phần 4.3 giới thiệu MMG trên Pypsa và các thông số liên quan, bao gồm DG, ESS, PV, Wind và tải. Cuối cùng, kết quả mô phỏng được đưa ra trong phần 4.3 của 2 phương pháp sẽ được so sánh cho cả trường hợp có giao dịch và giao dịch giữa các MG.

### 4.2. Dữ liệu đầu vào của LSTM

Dữ liệu về đầu vào của mô hình, công suất PV và Wind được thu thập từ Trung tâm Điều độ Hệ thống điện Miền Trung, một mô hình ảo đại diện cho MMG hiện đại, để xác minh tính khả thi của các chiến lược đề xuất. Ba bộ dữ liệu khác nhau được sử dụng tương ứng với ba MG bên trong MMG. Dữ liệu mô phỏng sẽ được chia tỷ lệ để phù hợp với cấu trúc đề xuất được biểu diễn bằng các đường cong tải trọng từ dữ liệu thực tế. Hình 4.1 đến Hình 4.3 cho thấy các đường cong tải trọng tương ứng cho 3 MG, bao gồm dữ liệu dự đoán và dữ liệu thực tế.

Độ chính xác của mô hình LSTM được xem xét dựa trên chỉ số MAE (Mean Absolute Error) - Sai số tuyệt đối trung bình và RMSE (Root Mean Squared Error) - Căn bậc hai của sai số bình phương trung bình. Đây là hai trong chỉ số đánh giá hiệu suất của mô hình dự báo, được tính bằng trung bình cộng của giá trị tuyệt đối của sai số giữa giá trị dự đoán và giá trị thực tế.

### 4.3. Cài đặt mô phỏng

#### 4.3.1. Các thông số của máy phát điện diesel và hệ thống lưu trữ năng lượng

Thông thường, các nhà sản xuất DG cung cấp bộ dữ liệu lịch sử về công suất đầu ra và mức sử dụng nhiên liệu tương ứng. Từ dữ liệu của họ ta có đường cong chi phí và các hệ số chi phí của máy phát a, b, c, như đã thảo luận trong Chương 2. Bảng 4.1 trình bày các tham số của DG, trong đó sự gia tốc và giảm tốc của công suất được thể hiện bằng mức độ tăng tốc phụ thuộc vào thời gian phản hồi.

Tham số ESS chung như giá trị ban đầu (SOC int), mức SOC, hiệu suất sạc và xả được liệt kê trong Bảng 4.2. Dữ liệu ESS là tham khảo trên internet. Hệ thống này sử dụng pin lithium-ion, một trong những công nghệ pin phổ biến nhất và giá thành rẻ. Trong báo cáo của BloombergNEF năm 2020 đã đề cập rằng chi phí lắp đặt pin lithium-ion đã giảm xuống còn khoảng 6.000.000 VND / kWh

Bảng 4.1. Các thông số liên quan của máy phát điện diesel [20]

Thông số	MG1			MG2		MG3		
DG	1	2	3	1	2	1	2	3
a (VNĐ/ kW <sup>2</sup> )	0,0153	0,0143	0,0138	0,0051	0,0039	0,0153	0,0143	0,0138
b (VNĐ / kW)	1.01	1.337	1.545	2.022	1.655	1.01	1.337	1.545
c (VNĐ)	5	10	15	15	40	25	35	40
P <sub>phút</sub> (kW)	5	10	15	5	10	5	10	15
P <sub>tối đa</sub> (kW)	150	200	300	150	450	100	200	250
tăng tốc (kW / giờ)	150	200	300	250	350	100	200	250

Bảng 4.2. Các thông số liên quan của ESS [21]

Thông số	MG 1	MG 2	MG 3
Công suất (kWh)	198,92	198,92	149,19
SOC <sub>Max</sub> (%)	98	98	98
SOC <sub>Min</sub> (%)	20	20	20
$\eta_{ch}$ ( $\eta_{bc}$ )	0,95	0,95	0,95
$\eta_{đĩa}$ ( $\eta_{bd}$ )	0,95	0,95	0,95
Vòng đời (chu kỳ)	6000	6000	6000
Chi phí pin (VNĐ)	6.000.000	6.000.000	6.000.000
P <sub>ESS, tối đa</sub> (kW)	90	90	90
P <sub>ESS, tối thiểu</sub> (kW)	-74	-74	-74
SOC <sub>init</sub> (%)	20	20	20

Để kiểm tra tính mạnh mẽ và hợp lệ của hệ thống được đề xuất, dữ liệu của các DG và ESS bên trong mỗi MG được giả định là khác nhau trong luận án này. Ba trường hợp khác nhau được thực hiện trên cùng một cơ sở dữ liệu.

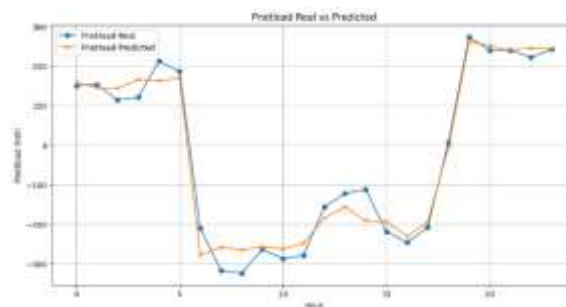
#### 4.4. Kết quả mô phỏng và thảo luận

Phần này sẽ trình bày các kết quả mô phỏng số quan sát được, từ đó đánh giá hiệu suất của cả 2 phương pháp trong hai trường hợp khác nhau được thực hiện trên cùng một cơ sở dữ liệu và được liệt kê trong Bảng 4.3 và được mô tả trong phần này. Kết quả mô phỏng được thảo luận trong các phần phụ sau đây.

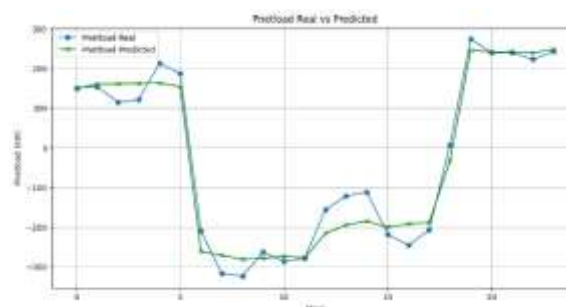
<b>Phương pháp truyền thống</b>	Dự báo dữ liệu đầu vào bằng Random Forest Regression và giải bài toán tối ưu bằng mô hình lưới điện được xây dựng trên matlab
<b>Phương pháp đề xuất</b>	Dự báo dữ liệu đầu vào bằng LSTM và giải bài toán tối ưu bằng mô hình lưới điện được xây dựng trên Pypsa bằng ngôn ngữ lập trình Python
	<b>Mô tả 2 trường hợp so sánh</b>
<b>Trường hợp 1</b>	Các chiến lược giao dịch theo lịch trình Real-time không có giao dịch năng lượng giữa các MG
<b>Trường hợp 2</b>	Các chiến lược giao dịch theo lịch trình Real-time có sự giao dịch năng lượng giữa các MG

Giao dịch RT tập trung vào thị trường năng lượng để đối phó với sự mất cân bằng do lỗi dự báo và thực hiện các sự kiện dự trữ khi nó nhận được thông báo. Doanh thu của MG được tính là chi phí tiết kiệm được khi họ có giao dịch giữa các bên. Đề án này giả định rằng công suất đấu thầu trên thị trường dự trữ là 150 kW mỗi giờ và sự kiện thực hiện sẽ được chọn ngẫu nhiên.

#### 4.4.1. Dữ liệu dự báo của 2 phương pháp

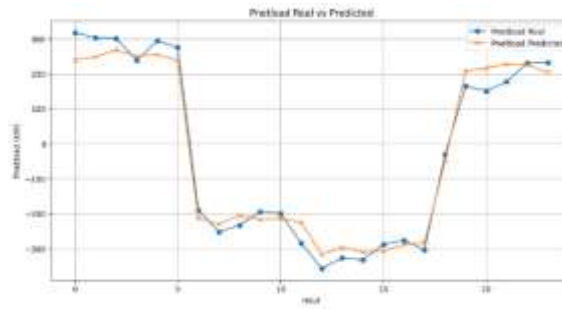


(a) Mô hình LSTM

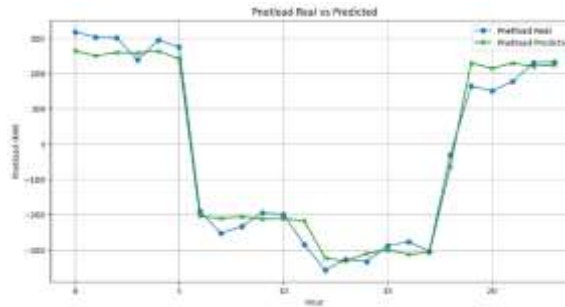


(b) Mô hình RFR

Hình 4.1. Pnetload của MG1 trong LSTM và RFR

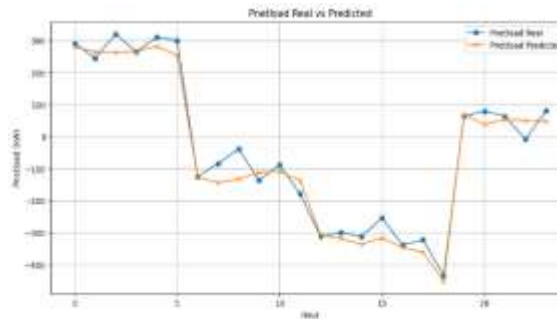


(a) Mô hình LSTM

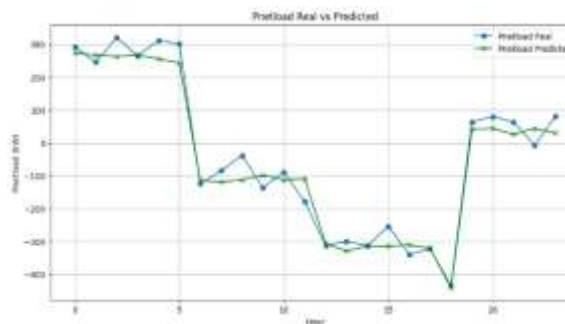


(b) Mô hình RFR

Hình 4.2. Pnetload của MG2 trong LSTM và RFR



(a) Mô hình LSTM



(b) Mô hình RFR

Hình 4.3. Pnetload của MG3 trong LSTM và RFR

Bảng 4.3. So sánh chỉ số MAE và chỉ số RMES của 2 phương pháp

		MAE(KW)	RMES(KW)
LSTM	MG1	15.2	27.3
	MG2	16	26.1
	MG3	15.9	28.9
RFR	MG1	18.5	32.8
	MG2	18.7	30.7
	MG3	17.2	31.2

Dựa vào các đồ thị Pnetload của các MG ( $P_{netload} = P_{load} - P_{pv} - P_{wp}$ ) ta thấy trong cả 3 lần dự báo cho 3 MG thì mô hình LSTM đều cho kết quả dự báo chính xác hơn và gần với dữ liệu thực tế hơn thông qua giá trị sai số tuyệt đối trung bình (MAE). Bên cạnh đó các điểm giá trị nằm trên đường dự báo của LSTM có xu hướng bám sát hơn có điểm dữ liệu thực tế có giá trị thay đổi đột ngột. Hay nói cách khác là mô hình LSTM có khả năng học tập dự trên bộ dữ liệu sẵn có từ đó có thể dự báo và cho ra kết quả chính xác hơn khi gặp biến động về thời tiết. trong khi đó đối với RFR thì các điểm dữ liệu có xu hướng ít thay đổi và thay đổi chậm khi gặp các biến động tương tự.

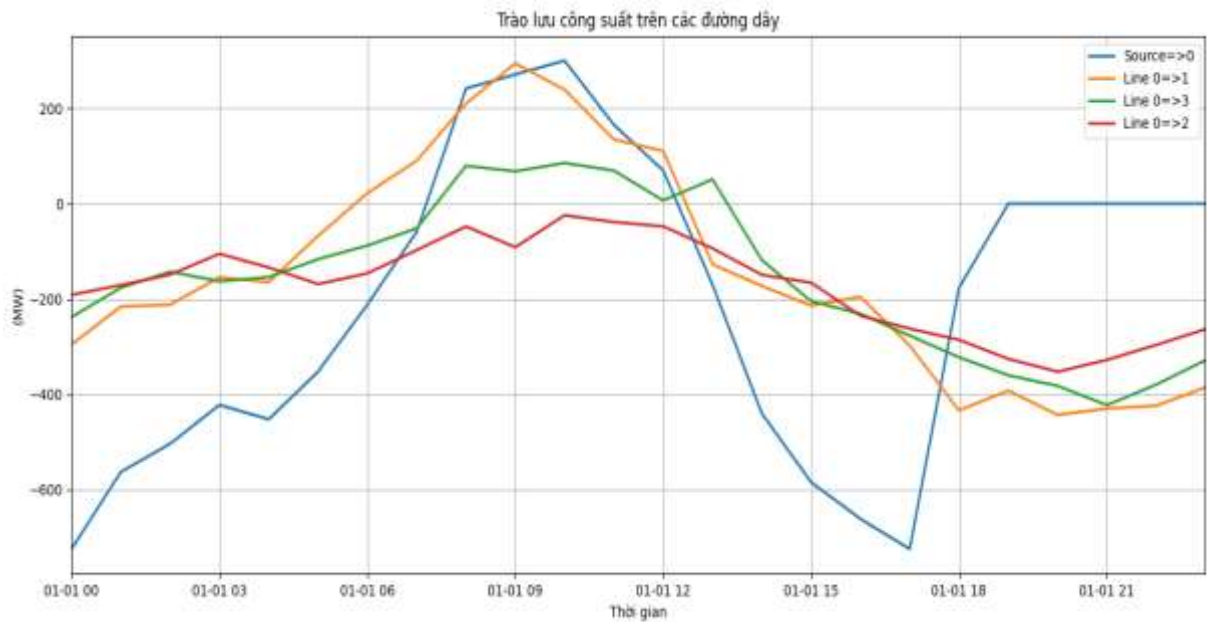
#### 4.4.2. Mô hình hệ thống điện

Đối với mô hình MMG được khảo sát gồm Bus 0 đóng vai trò như hệ thống điện đóng vai trò như hệ thống điện làm nhiệm vụ của thị trường điện. các bus 1,2,3 đại diện lần lượt cho các MG với số thứ tự tương ứng. Mỗi MG đều có PV, WP và phụ tải riêng, thông số và số lượng máy phát diesel, ESS như được trình bày trong phần cài đặt thông số. Bên cạnh đó ta có snapshot được lấy bằng 24 giờ trong ngày (từ 0:00 đến 23:00). Nguồn (source) đại diện cho hệ thống lưu trữ và là nguồn phát với giá trị vô cùng lớn được gắn với chỉ Bus 0. Sau đó các đường dây gồm line 0->1, line 0->2, line0->3 thể hiện lượng công suất giao dịch giữa hệ thống điện với các MG khác. Đường dây gồm 1->2, 1->3, 2->3 thể hiện lượng công suất trao đổi giữa các MG với nhau.

4.4.2.1. **Trường hợp 1:** Các chiến lược giao dịch theo lịch trình Real-time không có giao dịch năng lượng giữa các MG

Bảng 4.4. Công suất truyền tải trên các đường dây với dữ liệu đầu vào LSTM trong trường hợp 1

Snapshot	Source=>0	Line 0=>1	Line 0=>3	Line 0=>2
0:00:00	-725.013	-295.48	-238.108	-191.425
1:00:00	-563.151	-215.816	-176.481	-170.854
2:00:00	-503.887	-212.203	-142.709	-148.974
3:00:00	-422.448	-154.293	-163.036	-105.118
4:00:00	-452.69	-164.761	-154.077	-133.852
5:00:00	-352.521	-67.325	-116.485	-168.711
6:00:00	-211.962	22.0809	-87.835	-146.208
7:00:00	-58.9085	90.3065	-51.7959	-97.4191
8:00:00	241.672	210.082	79.3939	-47.8038
9:00:00	271.248	294.663	67.9635	-91.3789
10:00:00	300.346	239.192	85.4018	-24.2477
11:00:00	165.387	134.634	69.3493	-38.5962
12:00:00	69.6344	110.613	6.66982	-47.648
13:00:00	-169.685	-127.13	51.2697	-93.8251
14:00:00	-440.292	-172.816	-118.213	-149.263
15:00:00	-584.727	-213.973	-204.836	-165.918
16:00:00	-661.652	-195.411	-231.04	-235.201
17:00:00	-725.013	-297.831	-277.051	-262.483
18:00:00	-176.338	-433.987	-322.448	-285.888
19:00:00	0	-392.478	-360.251	-325.893
20:00:00	0	-443.388	-382.494	-352.766
21:00:00	0	-430.07	-422.926	-327.889
22:00:00	0	-424.161	-379.679	-296.491
23:00:00	0	-385.799	-328.58	-263.385



Hình 4.4. Công suất truyền tải trên các đường dây với dữ liệu đầu vào LSTM trong trường hợp 1

Công suất truyền tải trên các đường dây dao động theo thời gian trong ngày. Từ 0:00 đến 7:00, công suất chủ yếu âm, lúc này điện gió hoạt động mạnh nhưng phụ tải thấp do đó công suất từ các MG bán ngược lại cho nguồn với mức giá thấp

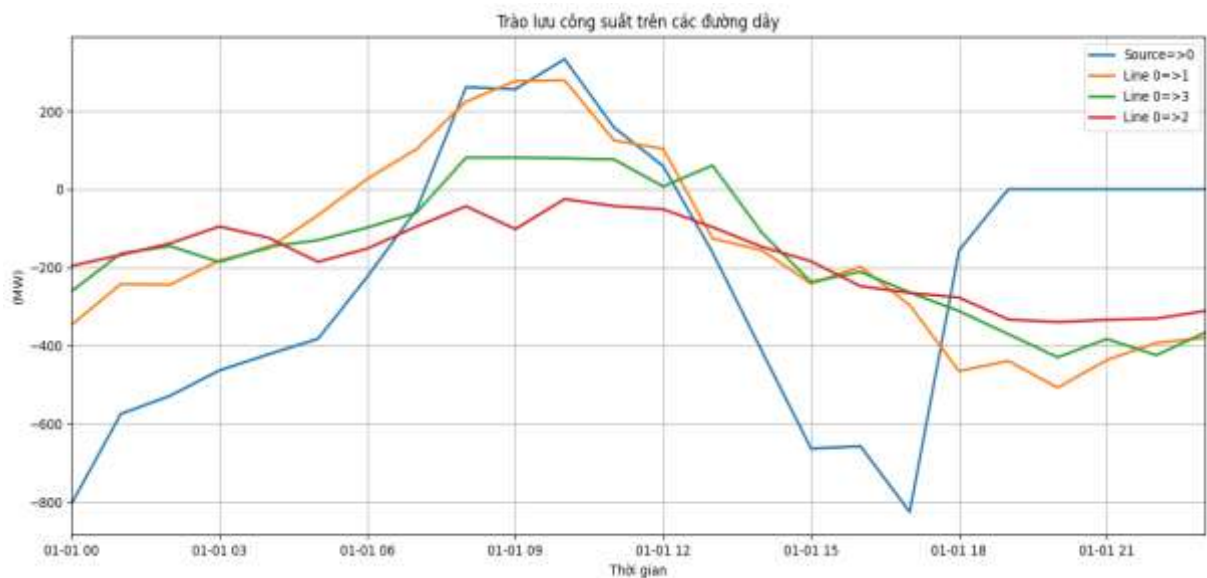
Khoảng thời gian 8:00 – 12:00, công suất truyền tải trên các đường dây là dương lúc này công suất từ mặt trời không đủ và năng lượng gió xuống thấp do đó việc cân nhắc giữa sử dụng máy phát diesel hay mua từ nguồn là cần thiết

Từ khoảng 20h đến cuối ngày công suất mua của lưới về gần 0 do công suất phát lên từ nguồn tái tạo quá cao ảnh hưởng đến một trong các giới hạn ràng buộc của hệ thống dẫn đến hạn chế việc mua điện từ các MG

Công suất tại "Source => 0" (nguồn chính) có mức dao động mạnh nhất, chứng tỏ vai trò quan trọng trong cân bằng tải và cung.

Bảng 4.5. Công suất truyền tải trên các đường dây với dữ liệu đầu vào RFR trong trường hợp 1

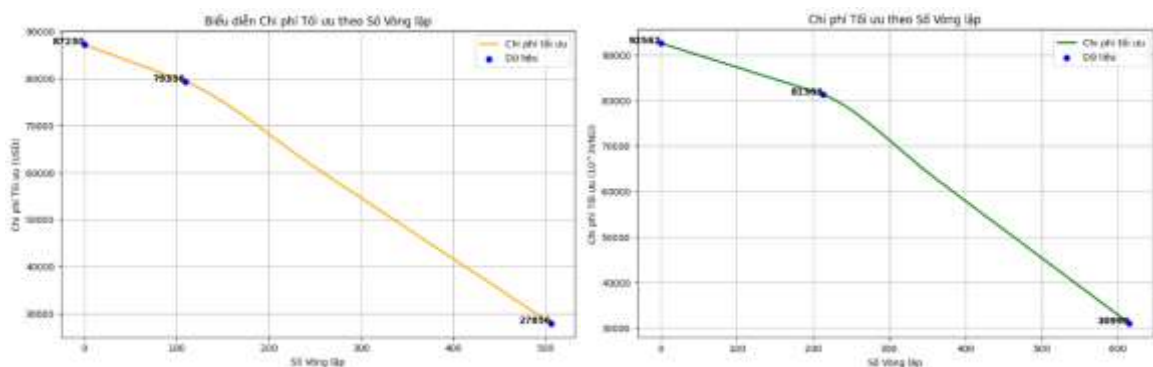
Snapshot	Source=>0	Line 0=>1	Line 0=>3	Line 0=>2
0:00:00	-804.749	-347.31	-261.196	-196.243
1:00:00	-575.095	-242.657	-164.326	-168.113
2:00:00	-528.43	-244.41	-145.596	-138.424
3:00:00	-463.548	-181.826	-186.484	-95.238
4:00:00	-422.298	-151.088	-146.872	-124.338
5:00:00	-382.744	-66.2338	-130.547	-185.963
6:00:00	-223.75	26.16167	-98.0626	-151.849
7:00:00	-51.7322	102.9077	-59.5378	-95.1021
8:00:00	261.1825	223.8864	80.83071	-43.5346
9:00:00	255.9125	276.8985	81.023	-102.009
10:00:00	332.7863	278.8635	79.24399	-25.3212
11:00:00	158.2921	125.0801	76.42986	-43.2178
12:00:00	59.19722	103.5356	6.936756	-51.2751
13:00:00	-161.842	-126.046	61.11424	-96.9105
14:00:00	-413.976	-155.954	-110.868	-147.154
15:00:00	-663.707	-241.598	-237.678	-184.432
16:00:00	-657.502	-198.115	-211.146	-248.241
17:00:00	-826.051	-296.568	-264.326	-265.156
18:00:00	-156.89	-465.429	-311.688	-277.144
19:00:00	0	-439.455	-370.928	-333.395
20:00:00	0	-507.55	-430.121	-339.89
21:00:00	0	-436.929	-383.321	-333.944
22:00:00	0	-393.329	-424.904	-330.965
23:00:00	0	-380.231	-366.286	-311.302



Hình 4.5. Công suất truyền tải trên các đường dây với dữ liệu đầu vào RFR trong trường hợp 1

So với LSTM, công suất truyền tải ở bảng này có sự dao động lớn hơn. Tại một số khung thời gian. Ví dụ, tại 0:00, "Source => 0" ghi nhận -804.749 (cao hơn so với -725.013 của LSTM).

Công suất giao dịch với lưới (bus 0) từ 8:00 – 12:00 cũng cao hơn so với dữ liệu dự báo từ LSTM, dẫn đến việc tăng chi phí khi giao dịch trong ngày



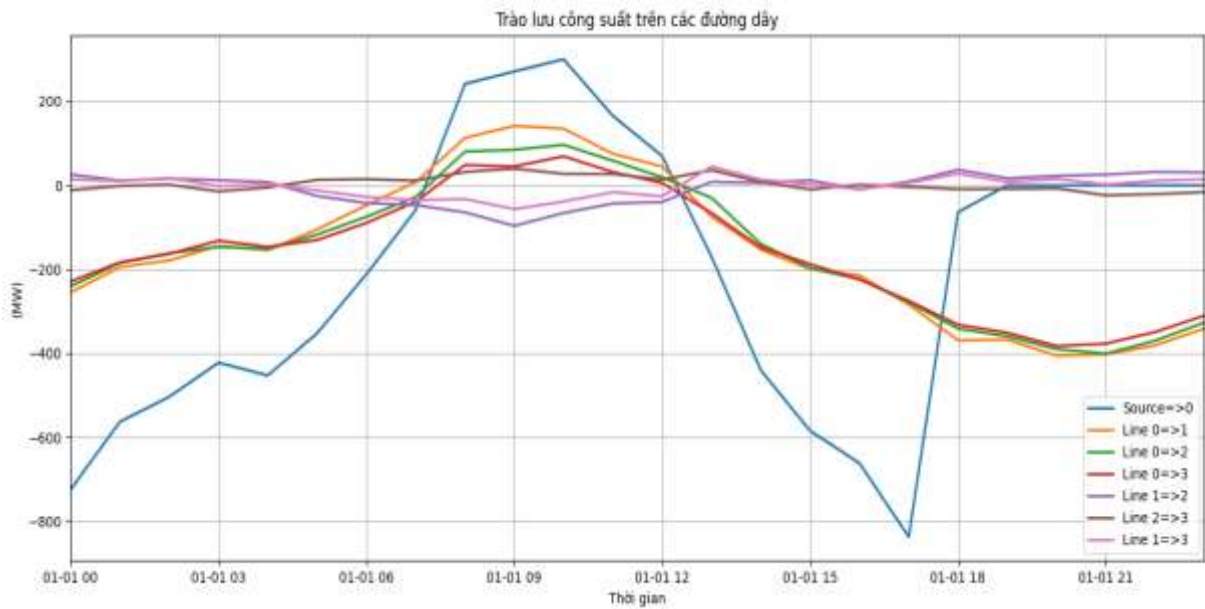
Hình 4.6. Chi phí vận hành tối ưu đối với đầu vào LSTM và RFR trong trường hợp 1

Chi phí vận hành khi sử dụng đầu vào LSTM thấp hơn khá đáng kể so với RFR. Điều này có thể do LSTM dự báo chính xác hơn, giúp giảm các giao dịch năng lượng tốn kém, giảm sai lệch dự báo công suất, làm giảm nhu cầu mua năng lượng từ lưới điện với giá cao.

4.4.2.2. **Trường hợp 2:** Các chiến lược giao dịch theo lịch trình Real-time có sự giao dịch năng lượng giữa các MG

Bảng 4.6. Công suất truyền tải trên các đường dây với dữ liệu đầu vào LSTM trong trường hợp 2

Snapshot	Source =>0	Line 0=>1	Line 0=>2	Line 0=>3	Line 1=>2	Line 2=>3	Line 1=>3
0:00:00	-725.013	-255.123	-240.78	-229.11	26.0138	-11.6708	14.343
1:00:00	-563.151	-194.742	-184.908	-183.501	11.2405	-1.40676	9.83372
2:00:00	-503.887	-179.023	-161.649	-163.215	15.8073	1.56614	17.3735
3:00:00	-422.448	-144.185	-146.371	-131.892	12.2936	-14.4795	-2.18588
4:00:00	-452.69	-154.363	-151.692	-146.636	7.7272	-5.05633	2.67087
5:00:00	-352.521	-104.961	-117.252	-130.308	-25.3464	13.0563	-12.2901
6:00:00	-211.962	-47.4703	-74.9493	-89.5426	-42.0722	14.5933	-27.479
7:00:00	-58.9085	7.84949	-27.6761	-39.0819	-46.9314	11.4058	-35.5256
8:00:00	241.672	112.939	80.2666	48.4671	-64.4715	31.7994	-32.6721
9:00:00	271.248	141.478	84.8028	44.9672	-96.5105	39.8356	-56.6749
10:00:00	300.346	134.885	96.4371	69.0247	-65.86	27.4124	-38.4476
11:00:00	165.387	75.0054	58.6841	31.6978	-43.3076	26.9864	-16.3212
12:00:00	69.6344	45.0617	19.076	5.4966	-39.5651	13.5795	-25.9857
13:00:00	-169.685	-74.2036	-29.6038	-65.8775	8.32612	36.2737	44.5998
14:00:00	-440.292	-153.277	-139.626	-147.389	5.88825	7.76248	13.6507
15:00:00	-584.727	-199.675	-197.391	-187.661	12.0138	-9.72951	2.28425
16:00:00	-661.652	-214.266	-223.173	-224.213	-9.94765	1.04038	-8.90726
17:00:00	-837.365	-283.799	-278.604	-274.962	8.8371	-3.64212	5.19499
18:00:00	-63.9856	-369.078	-341.193	-332.053	37.0247	-9.13976	27.885
19:00:00	0	-367.775	-359.718	-351.129	16.6463	-8.58959	8.0567
20:00:00	0	-405.509	-390.286	-382.854	22.6555	-7.43197	15.2235
21:00:00	0	-402.739	-400.953	-377.193	25.5453	-23.7593	1.78601
22:00:00	0	-381.123	-370.003	-349.206	31.9174	-20.7968	11.1206
23:00:00	0	-340.891	-326.586	-310.287	30.6036	-16.2987	14.3049



Hình 4.7. Công suất truyền tải trên các đường dây với dữ liệu đầu vào LSTM trong trường hợp 2

Việc giao dịch năng lượng giữa các MG giúp giảm mức dao động công suất so với trường hợp 1 (không giao dịch). Tại khung thời gian từ 8h đến 12h công suất giao dịch với lưới ở mức thấp hơn so với trường hợp trước. Thay vào đó suất hiện sự giao dịch qua các đường dây kết nối giữa các MG với nhau (line 1=>2, line 1=>3, Line 2=>3). Điều này cho thấy hệ thống đã điều phối được năng lượng giữa các MG để bù đắp thiếu hụt một cách nhanh chóng khi gặp sự cố cũng như giảm chi phí mua điện từ lưới

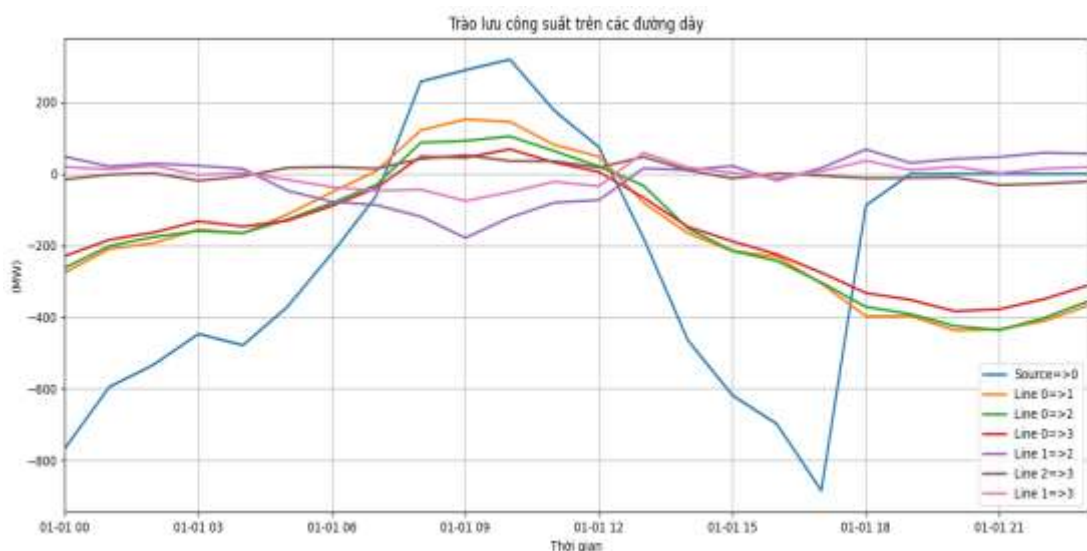
Biểu đồ cho thấy sự cân bằng năng lượng tốt hơn. Dao động giảm rõ rệt, đặc biệt vào khung giờ cao điểm (từ 8:00 đến 18:00). Giao dịch năng lượng đã làm giảm áp lực trên các đường dây chính (Source => 0)

LSTM cho kết quả tốt trong dự báo năng lượng ngay cả khi tích hợp giao dịch MG, minh họa khả năng hỗ trợ hiệu quả cho các hệ thống năng lượng phân tán. Sự kết hợp giao dịch năng lượng giúp hệ thống ổn định hơn và giảm áp lực lên nguồn cung.

Bảng 4.7. Công suất truyền tải trên các đường dây với dữ liệu đầu vào RFR trong trường hợp 2

Snapshot	Source =>0	Line 0=>1	Line 0=>2	Line 0=>3	Line 1=>2	Line 2=>3	Line 1=>3
0:00:00	-766.57	-275.02	-262.05	-229.5	48.1	-15.35	19.07
1:00:00	-594.98	-209.93	-201.24	-183.81	20.78	-1.85	13.07
2:00:00	-532.41	-192.99	-175.93	-163.49	29.23	2.06	23.09
3:00:00	-446.85	-155.43	-159.3	-132.11	22.73	-19.04	-2.91
4:00:00	-478.38	-166.4	-165.09	-146.88	14.29	-6.65	3.55

5:00:00	-371.29	-113.15	-127.61	-130.53	-46.87	17.17	-16.34
6:00:00	-222.44	-51.17	-81.57	-89.69	-77.8	19.19	-36.53
7:00:00	-60.81	8.46	-30.12	-39.15	-86.78	15	-47.22
8:00:00	257.65	121.75	87.36	48.55	-119.22	41.82	-43.43
9:00:00	289.85	152.51	92.29	45.04	-178.46	52.39	-75.34
10:00:00	319.5	145.41	104.96	69.14	-121.78	36.05	-51.11
11:00:00	176.48	80.86	63.87	31.75	-80.08	35.49	-21.7
12:00:00	74.84	48.58	20.76	5.51	-73.16	17.86	-34.54
13:00:00	-178.2	-79.99	-32.22	-65.99	15.4	47.7	59.28
14:00:00	-464.83	-165.23	-151.96	-147.64	10.89	10.21	18.15
15:00:00	-618.05	-215.25	-214.83	-187.98	22.21	-12.8	3.04
16:00:00	-698.46	-230.98	-242.89	-224.59	-18.39	1.37	-11.84
17:00:00	-884.58	-305.94	-303.21	-275.42	16.34	-4.79	6.91
18:00:00	-88	-397.87	-371.33	-332.61	68.46	-12.02	37.07
19:00:00	0	-396.46	-391.49	-351.72	30.78	-11.3	10.71
20:00:00	0	-437.14	-424.76	-383.5	41.89	-9.77	20.24
21:00:00	0	-434.16	-436.37	-377.83	47.24	-31.25	2.37
22:00:00	0	-410.85	-402.69	-349.79	59.02	-27.35	14.78
23:00:00	0	-367.48	-355.43	-310.81	56.59	-21.43	19.01

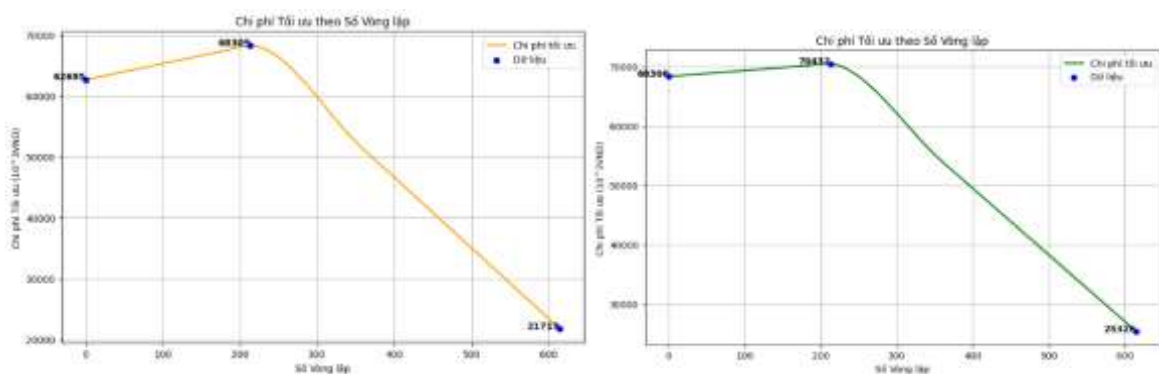


Hình 4.8. Công suất truyền tải trên các đường dây với dữ liệu đầu vào RFR trong trường hợp 2

Công suất truyền tải của Phương pháp truyền thống nhiều dao động lớn hơn so với LSTM. Ví dụ: tại thời điểm 0:00, giá trị "Source => 0" là -766.57, lớn hơn mức -725.013 trong bảng 3 (LSTM). Điều này không chỉ thể hiện trên các đường dây nối với nguồn mà còn thể hiện lên việc tăng lượng công suất mua bán giữa các MG bởi. Khi dự báo sai số cao hơn dẫn đến việc điều động thường xuyên và lượng lớn hơn từ các nguồn xung quanh góp phần tăng chi phí vận hành

Phương pháp truyền thống lộ rõ nhược điểm khi gặp môi trường nhiều biến động khiến việc hạn chế khi dự báo trong môi trường giao dịch năng lượng, dẫn đến hiệu quả hệ thống kém hơn.

Biểu đồ cho thấy sự dao động mạnh hơn so với Hình 4 (LSTM). Điều này nhấn mạnh hạn chế khi tối ưu hóa trong giao dịch năng lượng. Ta thấy lượng công suất truyền tải trên các đường dây trong hình 5 nhìn chung cao hơn so với hình 4 vì giá trị dự báo của LSTM chính xác hơn do đó hạn chế được sai lệch từ NLTT dẫn đến giảm sản lượng dao dịch trong thị trường thời gian thực



Hình 4.9. Chi phí vận hành tối ưu đối với đầu vào LSTM và RFR trong trường hợp 2

Bằng việc dự báo chính xác hơn hàm mục tiêu dùng đầu vào từ LSTM có chi phí vận hành thấp hơn so với RFR vì giảm được lượng giao dịch công suất trong thị trường thời gian thực thời điểm mà chi phí mua vào từ lưới rất cao. Từ đó củng cố ưu điểm của LSTM trong việc tối ưu chi phí vận hành, đặc biệt trong điều kiện giao dịch năng lượng thời gian thực.

## **CHƯƠNG 5: KẾT LUẬN VÀ TRIỂN VỌNG TƯƠNG LAI**

### **5.1. Kết luận**

Phương pháp dự báo năng lượng tái tạo bằng LSTM và tối ưu thông qua Linopy trên thư viện Pypsa đã được đề xuất trong đề án này nhằm giải quyết bài toán tối ưu hóa vận hành hệ thống điện trong bối cảnh tích hợp ngày càng cao các nguồn năng lượng tái tạo. Quá trình dự báo công suất từ nguồn năng lượng tái tạo và phụ tải được thực hiện qua mô hình LSTM, vốn có khả năng ghi nhớ thông tin dài hạn và nhận diện các mối quan hệ phi tuyến giữa các yếu tố như bức xạ mặt trời, tốc độ gió và nhiệt độ, từ đó mang lại kết quả dự báo chính xác hơn so với các phương pháp truyền thống khi so sánh với dữ liệu thực tế. Điều này tạo ra lợi ích kinh tế đáng kể, vì giảm thiểu sai số dự báo đồng nghĩa với việc tối ưu hóa hiệu quả sử dụng năng lượng và giảm chi phí vận hành khi các microgrid (MG) thực hiện giao dịch theo cả lịch trình realtime và day ahead. Hơn nữa, mô hình lưới điện được xây dựng trên nền tảng Python bằng thư viện Pypsa cho phép tích hợp các công cụ mô phỏng và tối ưu hóa tiên tiến, giúp giảm bớt độ phức tạp của bài toán thông qua việc sử dụng sẵn các hàm toán học và các công cụ xử lý dữ liệu mạnh mẽ như NumPy và Pandas. Linopy, được tích hợp trong môi trường này, hỗ trợ tự động hóa quá trình tối ưu hóa các bài toán tuyến tính và phi tuyến, giúp giảm thiểu sai số tính toán và nâng cao tốc độ xử lý, đặc biệt khi đối mặt với các hệ thống điện quy mô lớn và có nhiều biến số. Bên cạnh đó, Python còn hỗ trợ các thư viện học máy như TensorFlow, Keras và Scikit-learn, tạo điều kiện cho việc triển khai các mô hình dự báo tiên tiến nhằm cập nhật và tối ưu hóa thông số hệ thống theo thời gian thực. Qua đó, sự kết hợp giữa mô hình dự báo LSTM và quá trình tối ưu hóa thông qua Linopy trên nền tảng Pypsa không chỉ giúp tăng cường độ chính xác của dự báo và giảm chi phí vận hành mà còn mở ra hướng tiếp cận hiện đại, đáp ứng yêu cầu của hệ thống điện bền vững, linh hoạt và hiệu quả trong kỷ nguyên năng lượng tái tạo.

Kết quả cho thấy, với chiến lược đấu thầu và giao dịch năng lượng giữa các microgrid, chi phí vận hành riêng lẻ của mỗi MG được giảm đáng kể nhờ vào việc tối ưu hóa việc sử dụng năng lượng dư thừa và bù đắp các khoảng trống năng lượng khi có biến động cung – cầu. Khi một MG có năng lượng thừa từ các nguồn tái tạo, nó có thể bán điện thừa này cho các MG khác thông qua cơ chế đấu giá, từ đó không chỉ giảm chi phí vận hành mà còn tạo ra nguồn thu bổ sung; ngược lại, khi MG gặp thiếu hụt năng lượng, nó có thể mua điện từ thị trường dự trữ với giá ưu đãi để bù đắp, đảm bảo sự ổn định của hệ thống. Việc kết hợp giao dịch giữa các MG và tham gia vào thị trường năng lượng dự trữ giúp tối đa hóa lợi ích kinh tế tổng thể và nâng cao hiệu quả hoạt động của lưới điện. Ngoài ra, quá trình cập nhật dữ liệu thời gian thực và điều chỉnh lịch trình giao dịch theo từng khoảng thời gian cho phép các MG nhanh chóng phản ứng với biến

động thị trường, từ đó tăng cường khả năng điều phối nguồn năng lượng và tối ưu hóa chi phí vận hành trên toàn hệ thống

## **5.2. Triển vọng tương lai**

Các vấn đề về tối ưu hóa chiến lược giao dịch năng lượng cho MMG ngày càng được quan tâm nhiều hơn, đặc biệt là với sự thâm nhập cao của RES và các giải pháp lưu trữ vào hệ thống điện. Triển vọng của phương pháp đề xuất trong luận án này như sau:

- Việc xây dựng các mô hình dự báo có độ chính xác cao hơn đóng vai trò quan trọng trong việc dự đoán sản lượng điện từ nguồn năng lượng tái tạo và nhu cầu tiêu thụ điện. Các nghiên cứu trong tương lai sẽ tập trung vào việc nâng cao khả năng thích ứng của mô hình dự báo trước các yếu tố biến động thời tiết, tải điện và các yếu tố môi trường khác nhằm tối ưu hóa việc vận hành hệ thống điện.

- Trong quá trình vận hành hệ thống điện, các tổn thất điện năng trong khâu truyền tải và phân phối có thể gây ra chi phí đáng kể. Do đó, cần có những phương pháp tối ưu hóa tích hợp để tính đến các yếu tố tổn hao, chi phí bảo trì thiết bị, và chiến lược vận hành tối ưu nhằm giảm thiểu chi phí tổng thể mà vẫn đảm bảo độ tin cậy của hệ thống.

- LSTM là một trong những mô hình học sâu được sử dụng phổ biến trong dự báo chuỗi thời gian, đặc biệt trong lĩnh vực dự báo năng lượng tái tạo. Tuy nhiên, hiệu suất của mô hình này phụ thuộc nhiều vào việc lựa chọn các siêu tham số như số lượng tầng ẩn, số lượng nơ-ron, tốc độ học và thuật toán tối ưu. Do đó, các nghiên cứu trong tương lai sẽ tập trung vào việc phát triển các thuật toán tối ưu hóa nhằm tự động điều chỉnh các tham số này, giúp cải thiện độ chính xác của mô hình dự báo.

- Hiện tại, các nghiên cứu tối ưu hóa hệ thống năng lượng chủ yếu được triển khai trên quy mô nhỏ hoặc các hệ thống thử nghiệm. Tuy nhiên, khi mở rộng quy mô lên các hệ thống điện có cấu trúc phức tạp hơn, chẳng hạn như hệ thống lưới điện thông minh quy mô lớn hoặc các khu vực tích hợp nhiều vi lưới, các thách thức mới sẽ xuất hiện. Do đó, cần nghiên cứu các phương pháp tiếp cận có khả năng mở rộng và thích ứng với các hệ thống điện lớn, đảm bảo tính hiệu quả và ổn định khi triển khai thực tế.

- Bên cạnh việc sử dụng mô hình LSTM, các công nghệ trí tuệ nhân tạo khác như mạng nơ-ron hồi quy, thuật toán học tăng cường, hay mô hình lai kết hợp giữa AI và các phương pháp tối ưu truyền thống cũng có tiềm năng nâng cao độ chính xác dự báo và hiệu quả tối ưu hóa hệ thống. Việc tích hợp nhiều kỹ thuật AI khác nhau có thể giúp cải thiện khả năng thích ứng của hệ thống đối với những thay đổi nhanh chóng trong nhu cầu tiêu thụ điện và sản lượng từ năng lượng tái tạo.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Mirza, Usman Sikander. *Evaluating the effectiveness of a hybrid approach for DSM in unreliable power grids: temporal planning meets LSTM*. MS thesis. 2023.
- [2] Guo, Hongye, et al. "Forecast aggregated supply curves in power markets based on LSTM model." *IEEE Transactions on power systems* 36.6 (2021)
- [3] Sun, Qiuye, and Lingxiao Yang. "From independence to interconnection—A review of AI technology applied in energy systems." *CSEE Journal of Power and Energy Systems* 5.1 (2019)
- [4] Ramli, Suzana Pil, et al. "The recent development of optimal DOCR protection strategies for sustainable power systems via computational intelligence techniques." *IEEE Access* 10 (2022)
- [5] Li, Joey, et al. "Methods and applications for Artificial Intelligence, Big Data, Internet of Things, and Blockchain in smart energy management." *Energy and AI* 11 (2023)
- [6] Kumar, Nallapaneni Manoj, et al. "Distributed energy resources and the application of AI, IoT, and blockchain in smart grids." *Energies* 13.21 (2020)
- [7] Sabo, Aliyu, et al. "Artificial intelligence-based power system stabilizers for frequency stability enhancement in multi-machine power systems." *IEEE Access* 9 (2021)
- [8] R. Lahon and C. P. Gupta, "Energy management of cooperative microgrids with high-penetration renewables," *IET Renewable Power Generation*, vol. 12, issue 6, pp. 680-690, 2018.
- [9] Ahmad, Saad, et al. "A review of microgrid energy management and control strategies." *IEEE Access* 11 (2023)
- [10] N. T. N. Tran, M.Q. Duong, H. T. Yang, Integrated Transient Stability Analysis with Multi-Large-Scale Solar Photovoltaic in Distribution network, *Journal of Science and Technology*, Vol. 147(C), 2020, pp. 40-45
- [11] Nadeem, Talha Bin, et al. "Distributed energy systems: A review of classification, technologies, applications, and policies." *Energy Strategy Reviews* 48 (2023)
- [12] M. Zhang, Q. Xie, and L. Li, "Optimal sizing of energy storage for microgrids considering energy management of electric vehicles," *Proc. Chin. Soc. Electr. Eng.*, vol. 35, no. 18, pp. 4663–4673, 2015.
- [13] P. Basak, S. Chowdhury, S. Halder nee Dey, and S. P. Chowdhury, "A literature review on integration of distributed energy resources in the perspective of control, protection and stability of microgrid," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 16, pp. 5545-5556, 2012

- [14] Smith, Kandler, et al. Battery wear from disparate duty-cycles: Opportunities for electric-drive vehicle battery health management. No. NREL/CP-5400-54698. National Renewable Energy Lab.(NREL), Golden, CO (United States), 2012.
- [15] He, Chenke, et al. "Optimal planning of electric vehicle battery centralized charging station based on EV load forecasting." IEEE Transactions on Industry Applications 58.5 (2022)
- [16] Ju, Chengquan, et al. "A two-layer energy management system for microgrids with hybrid energy storage considering degradation costs." IEEE Transactions on Smart Grid 9.6 (2017)
- [17] Smith, Kandler, et al. Battery wear from disparate duty-cycles: Opportunities for electric-drive vehicle battery health management. No. NREL/CP-5400-54698. National Renewable Energy Lab.(NREL), Golden, CO (United States), 2012.
- [18] Vetter, Jens, et al. "Ageing mechanisms in lithium-ion batteries." Journal of power sources 147.1-2 (2005)
- [19] PyPSA Documentation, "Python for Power System Analysis", [Online]. Available: <https://pypsa.readthedocs.io/en/latest/>. [Accessed: June 3, 2025].
- [20] Nguồn Generator, có sẵn trực tuyến: <https://www.generatorource.com/Diesel-Generators.aspx>
- [21] K. Field, "Lithium-Ion Battery Cell Densities Have Almost Tripled Since 2010," BloombergNEF, February 2020, available online: <https://cleantechnica.com/2020/02/19/bloombergnef-lithium-ion-battery-cell-densities-have-almost-tripled-since-2010/>
- [22] <https://mailfloss.com/automating-email-validation-with-python-step-by-step-tutorial/>
- [23] <https://greeninvietnam.org/blogs/blog/nang-luong-tai- tao-la-gi-cac-loai-nang-luong-tai- tao-o-viet-nam-1>