

**HỌC VIỆN CÔNG NGHỆ BƯU CHÍNH VIỄN THÔNG**

-----



**Nguyễn Mạnh Thắng**

**NGHIÊN CỨU GIẢI PHÁP QUẢN LÝ TÀI NGUYÊN MẠNG O-RAN  
SỬ DỤNG HỌC SÂU**

**ĐỀ ÁN TỐT NGHIỆP THẠC SĨ KỸ THUẬT**  
*(Theo định hướng ứng dụng)*

HÀ NỘI – NĂM 2024

**HỌC VIỆN CÔNG NGHỆ BƯU CHÍNH VIỄN THÔNG**

-----



**Nguyễn Mạnh Thắng**

**NGHIÊN CỨU GIẢI PHÁP QUẢN LÝ TÀI NGUYÊN MẠNG O-RAN  
SỬ DỤNG HỌC SÂU**

**Chuyên ngành: Kỹ thuật Viễn thông**

**Mã số: 8.52.02.08**

**ĐỀ ÁN TỐT NGHIỆP THẠC SĨ KỸ THUẬT**

*(Theo định hướng ứng dụng)*

NGƯỜI HƯỚNG DẪN KHOA HỌC

TS. NGUYỄN THỊ THU HIỀN

HÀ NỘI – NĂM 2024

## LỜI CAM ĐOAN

Tôi cam đoan đề án tốt nghiệp **“Nghiên cứu giải pháp quản lý tài nguyên mạng O-RAN sử dụng học sâu”** là công trình nghiên cứu của riêng tôi dưới sự chỉ dẫn của TS. Nguyễn Thị Thu Hiền.

Các số liệu trong đề án được tính toán trung thực, khách quan, các tài liệu tham khảo trích dẫn từ những nguồn tài liệu đáng tin cậy và hợp pháp.

Trong quá trình nghiên cứu, học viên đã nhận được nhiều sự giúp đỡ quý giá của Khoa Sau Đại Học - Học viên Công nghệ Bưu chính Viễn thông, đặc biệt học viên xin gửi lời cảm ơn sâu sắc tới giảng viên hướng dẫn là TS. Nguyễn Thị Thu Hiền đã tận tình chỉ dẫn, định hướng nghiên cứu khoa học, giúp đỡ học viên trong quá trình nghiên cứu và hoàn thành đề án.

Hà Nội, ngày 10 tháng 05 năm 2024

Người thực hiện

Nguyễn Mạnh Thắng

## LỜI CẢM ƠN

Lời đầu tiên và trên hết, em xin bày tỏ lời cảm ơn sâu sắc đến người hướng dẫn khoa học TS. Nguyễn Thị Thu Hiền – Giảng viên, khoa Viễn thông 1, Học viện Công nghệ bưu chính viễn thông, người không chỉ hướng dẫn trực tiếp về mặt khoa học mà còn hỗ trợ em về mọi mặt và giúp em hoàn thành đề án này sau hơn một năm học tại Học viện.

Em cũng xin chân thành cảm ơn toàn thể giảng viên của khoa Viễn thông 1 và khoa Đào tạo Sau Đại học đã luôn giúp đỡ, luôn nhiệt tâm giảng dạy, hướng dẫn và chia sẻ những kiến thức và kinh nghiệm quý báu cho em trong suốt những năm học vừa qua. Đối với em, đây là một hành trình tương đối khó khăn và đầy thử thách, cả trong thời gian học tập cũng như nghiên cứu. Nhưng nhờ sự giúp đỡ và tận tình chỉ dạy của các thầy cô trong quá trình học Thạc sĩ tại trường, em đã có thêm những kiến thức, được tạo nền tảng, dạy cách tư duy, định hướng để em có thể hoàn thành quá trình học tập và thực hiện đề án này và giúp em có thể tự tin hơn trong những hành trang phía trước của mình. Em sẽ mãi khắc ghi công ơn dạy dỗ này của các thầy cô trong khoa Viễn thông 1 và khoa Đào Tạo Sau Đại Học.

Em xin cảm ơn các anh chị và các bạn học viên của lớp M22CQTE02-B đã luôn sát cánh và đồng hành cùng em trong quá trình học tập tại trường và hoàn thành đề án.

Xin chân thành cảm ơn!

## MỤC LỤC

<b>LỜI CAM ĐOAN.....</b>	<b>i</b>
<b>LỜI CẢM ƠN.....</b>	<b>ii</b>
<b>MỤC LỤC .....</b>	<b>iii</b>
<b>DANH MỤC CÁC CHỮ VIẾT TẮT .....</b>	<b>v</b>
<b>DANH MỤC CÁC BẢNG .....</b>	<b>vii</b>
<b>DANH MỤC CÁC HÌNH.....</b>	<b>viii</b>
<b>MỞ ĐẦU .....</b>	<b>1</b>
<b>CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN VỀ MẠNG TRUY NHẬP VÔ TUYẾN MỞ .....</b>	<b>2</b>
<b>1.1 Giới thiệu chung về mạng truy nhập vô tuyến mở .....</b>	<b>2</b>
<b>1.1.1 Lịch sử phát triển và hình thành của mạng truy nhập vô tuyến mở .....</b>	<b>2</b>
<b>1.1.2 Các nguyên tắc trong mạng truy nhập vô tuyến mở .....</b>	<b>4</b>
<b>1.2 Kiến trúc và tiêu chuẩn của mạng truy nhập vô tuyến mở.....</b>	<b>7</b>
<b>1.2.1 Kiến trúc của O-RAN .....</b>	<b>7</b>
<b>1.2.2 Sự phát triển các tiêu chuẩn của O-RAN .....</b>	<b>11</b>
<b>1.3 Kết luận chương 1 .....</b>	<b>15</b>
<b>CHƯƠNG 2: GIẢI PHÁP QUẢN LÝ TÀI NGUYÊN MẠNG O-RAN SỬ DỤNG HỌC SÂU .....</b>	<b>16</b>
<b>2.1 Giới thiệu về học sâu và những thuật toán .....</b>	<b>16</b>
<b>2.1.1 Giới thiệu về học sâu .....</b>	<b>16</b>
<b>2.1.2 Các thuật toán và đặc điểm .....</b>	<b>19</b>
<b>2.2 Giải pháp quản lý tài nguyên mạng O-RAN sử dụng học sâu.....</b>	<b>22</b>
<b>2.2.1 Các ưu nhược điểm .....</b>	<b>22</b>
<b>2.2.2 Sử dụng học sâu trong quản lý tài nguyên mạng truy nhập vô tuyến mở...24</b>	
<b>2.3 Kết luận chương 2 .....</b>	<b>29</b>
<b>CHƯƠNG 3: MÔ PHỎNG VÀ ĐÁNH GIÁ HIỆU NĂNG .....</b>	<b>30</b>
<b>3.1 Kịch bản mô phỏng .....</b>	<b>30</b>
<b>3.1.1 Thông số cho O-Cloud .....</b>	<b>30</b>
<b>3.1.2 Cấu hình cho UE .....</b>	<b>31</b>
<b>3.1.3 Cấu hình thuật toán Q-Learning.....</b>	<b>33</b>
<b>3.1.4 Thiết lập thử nghiệm .....</b>	<b>34</b>
<b>3.1.5 Đường cơ sở .....</b>	<b>34</b>
<b>3.2 Công cụ mô phỏng .....</b>	<b>35</b>
<b>3.3 Thực hiện mô phỏng và đánh giá .....</b>	<b>37</b>
<b>3.3.1 Thực hiện mô phỏng .....</b>	<b>37</b>

3.3.2	Kết quả và phân tích.....	39
3.3	Kết luận chương 3.....	46
<b>KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ .....</b>		<b>48</b>
<b>TÀI LIỆU THAM KHẢO .....</b>		<b>49</b>

## DANH MỤC CÁC CHỮ VIẾT TẮT

Từ viết tắt	Nghĩa Tiếng Anh	Nghĩa Tiếng Việt
3GPP	3rd Generation Partnership Project	Dự án Hợp Tác Thế Hệ Thứ Ba
5G	5th Generation	Thế hệ thứ 5
6G	6th Generation	Thế hệ thứ 6
AI	Artificial Intelligence	Trí tuệ nhân tạo
AMPS	Advanced Mobile Phone System	Hệ thống di động tiên tiến
BBU	Baseband Unit	Khối băng tần cơ sở
CDMA	Code Division Multiple Access	Đa truy nhập phân chia theo mã
C-plane	Control-plane	Mặt phẳng điều khiển
C-RAN	Centralized Radio Access Network	Mạng truy cập vô tuyến tập trung
CU	Central Unit	Đơn vị Trung tâm
CU-CP	Central Unit Control Plane	Trung tâm - Mặt phẳng điều khiển
CU-UP	Central Unit User Plane	Trung tâm - Mặt phẳng người dùng
DL	Deep Learning	Học sâu
D-RAN	Distributed Radio Access Network	Mạng truy nhập vô tuyến phân tán
DU	Distributed Unit	Đơn vị Phân tán
eMBB	enhanced Mobile Broadband	Băng thông rộng di động nâng cao
GSM	Global System for Mobile Communications	Hệ thống toàn cầu cho Liên lạc Di động
IoT	Internet of Things	Internet vạn vật
KPI	Key Performance Indicator	Hệ số hiệu suất chính
ML	Machine Learning	Học máy

mMTC	massive Machine Type Communications	Truyền thông loại máy lớn
M-plane	Management-plane	Mặt phẳng quản lý
NFV	Network Function Virtualization	Ảo hóa chức năng mạng
NMS	Centralized Network Management System	Hệ thống quản lý mạng tập trung
O-RAN	Open Radio Access Network	Mạng truy nhập vô tuyến mở
QoE	Quality of Experience	Chất lượng Trải nghiệm
QoS	Quality of Service	Chất lượng Dịch vụ
RAN	Radio Access Network	Mạng truy nhập vô tuyến
RIC	RAN Intelligent Controller	Bộ Điều Khiển Thông Minh RAN
RRH	Remote Radio Head	Điểm vô tuyến điều khiển
RRM	Radio Resource Management	Quản lý tài nguyên vô tuyến
RU	Radio Unit	Đơn vị vô tuyến
SDN	Software-Defined Networking	Mạng định nghĩa bằng phần mềm
TACS	Total Access Communication System	Hệ thống Truy cập Toàn diện
UE	User Equipment	Thiết Bị Người Dùng
U-plane	User-plane	Mặt phẳng người dùng
URLLC	Ultra-Reliable Low Latency Communications	Truyền thông có độ trễ thấp cực kỳ đáng tin cậy
V-RAN	Virtualized Radio Access Network	Mạng truy nhập vô tuyến ảo hóa



## DANH MỤC CÁC BẢNG

<i>Bảng 2. 1: Bảng các tham số .....</i>	<i>25</i>
<i>Bảng 2. 2: Khoảng giá trị các biến .....</i>	<i>26</i>
<i>Bảng 2. 3: Bảng phần thưởng .....</i>	<i>27</i>
<i>Bảng 3. 1: Tốc độ các lát cắt mạng .....</i>	<i>31</i>
<i>Bảng 3. 2: Loại UE và tốc độ tương ứng .....</i>	<i>31</i>
<i>Bảng 3. 3: Thông số cho Q-Learning .....</i>	<i>33</i>
<i>Bảng 3. 4: Thiết lập UE .....</i>	<i>34</i>
<i>Bảng 3. 5: Thông số đường cơ sở .....</i>	<i>34</i>

## DANH MỤC CÁC HÌNH

<i>Hình 1. 1: Các thể hệ mạng truy nhập vô tuyến .....</i>	<i>2</i>
<i>Hình 1. 2: Chuyển đổi khối xử lý tín hiệu sang tập trung.....</i>	<i>3</i>
<i>Hình 1. 3: Mô hình các lát mạng trong 5G .....</i>	<i>5</i>
<i>Hình 1. 4: Mô hình kiến trúc của O-RAN .....</i>	<i>8</i>
<i>Hình 1. 5: Chức năng quản lý lát cắt trong SMO.....</i>	<i>13</i>
<i>Hình 2. 1: Mối quan hệ giữa Trí tuệ nhân tạo, Học máy và Học sâu .....</i>	<i>16</i>
<i>Hình 3. 1: Mô hình mạng O-RAN sử dụng để mô phỏng.....</i>	<i>30</i>
<i>Hình 3. 2: Sự hội tụ đáp ứng trong quá trình học .....</i>	<i>37</i>
<i>Hình 3. 3: Phân bố băng thông trong quá trình huấn luyện .....</i>	<i>38</i>
<i>Hình 3. 4: Băng thông sử dụng khi trung bình .....</i>	<i>39</i>
<i>Hình 3. 5: Băng thông sử dụng khi cao điểm .....</i>	<i>40</i>
<i>Hình 3. 6: Tốc độ dữ liệu trung bình trường hợp lưu lượng trung bình.....</i>	<i>42</i>
<i>Hình 3. 7: Tốc độ dữ liệu trung bình trường hợp cao điểm .....</i>	<i>43</i>
<i>Hình 3. 8: Thời gian truyền của UE khi lưu lượng trung bình.....</i>	<i>44</i>
<i>Hình 3. 9: Thời gian truyền của UE khi lưu lượng cao điểm .....</i>	<i>45</i>

## MỞ ĐẦU

Trong những năm trở lại đây, ngành viễn thông đã có những bước tiến to lớn trong công cuộc truyền tải thông tin. Mạng truy nhập vô tuyến đã, đang và vẫn sẽ là một thành phần quan trọng trong mạng. Đặc biệt với sự phát triển của các mạng cảm biến không dây và nhu cầu truy cập mạng tốc độ cao mọi lúc mọi nơi càng thúc đẩy sự cần thiết của các công nghệ mới và giải pháp cải tiến các công nghệ đang có.

Mạng truy nhập vô tuyến mở (O-RAN) là một công nghệ tiềm năng nhằm giải quyết vấn đề độc quyền, không hỗ trợ lẫn nhau giữa các hãng sử dụng ảo hóa đem lại rất nhiều các ưu điểm so với mạng truy nhập vô tuyến truyền thông. Việc sử dụng học máy (ML) nói chung và học sâu (DL) nói riêng vào các công nghệ để phục vụ việc tối ưu, phân bổ tài nguyên hay xử lý dữ liệu cũng rất được quan tâm và nghiên cứu phát triển.

Với mục đích đưa ra các phương án phát triển cho những công nghệ tiềm năng để phục vụ cho cuộc sống, tôi xin chọn đề tài nghiên cứu **“Nghiên cứu giải pháp quản lý tài nguyên mạng O-RAN sử dụng học sâu”** với 3 chương như sau:

### **CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN VỀ MẠNG TRUY NHẬP VÔ TUYẾN MỞ**

Chương 1 Giới thiệu tổng quan về mạng truy nhập vô tuyến mở, lịch sử hình thành và phát triển của các thế hệ mạng truy nhập vô tuyến. Kiến trúc và tiêu chuẩn đang được nghiên cứu phát triển cho mạng vô tuyến.

### **CHƯƠNG 2: GIẢI PHÁP QUẢN LÝ TÀI NGUYÊN MẠNG O-RAN SỬ DỤNG HỌC SÂU**

Chương 2 trình bày các về học sâu và các thuật toán trong quản lý tài nguyên mạng. Từ đó đưa ra phương pháp sử dụng học sâu trong quản lý tài nguyên của mạng truy nhập vô tuyến mở.

### **CHƯƠNG 3: MÔ PHỎNG VÀ ĐÁNH GIÁ HIỆU NĂNG**

Chương 3 đưa ra một kịch bản với các tham số chọn lọc từ đó đánh giá về hiệu quả của việc sử dụng học sâu trong quản lý tài nguyên mạng truy nhập vô tuyến mở.

# CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN VỀ MẠNG TRUY NHẬP VÔ TUYẾN MỞ

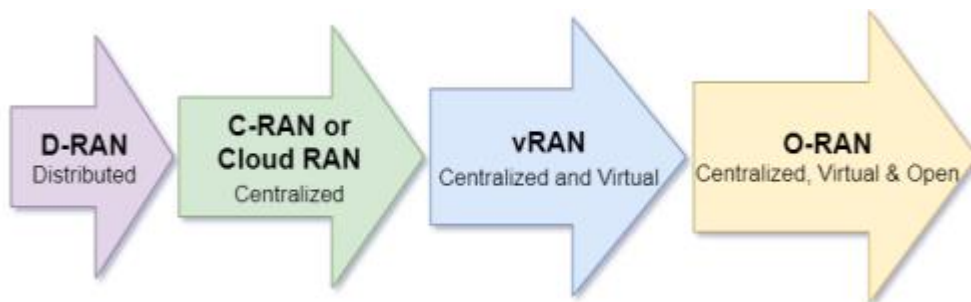
## 1.1 Giới thiệu chung về mạng truy nhập vô tuyến mở

Trong những năm qua, nhu cầu sử dụng các thiết bị di động có kết nối mạng vô tuyến phục vụ cho công việc, liên lạc, giải trí... ngày càng tăng cao. Do đó, không chỉ các nhà cung cấp thiết bị di động ngày càng phải cạnh tranh trong việc phát triển các sản phẩm phục vụ cho người dùng, bản thân các nhà cung cấp dịch vụ viễn thông cũng cần phải đổi mới, nâng cấp hệ thống với mục đích đảm bảo về chất lượng, tốc độ cũng như độ khả dụng mọi nơi mọi lúc.

Bên cạnh các hệ thống mạng lõi, mạng truyền dẫn hay các hệ thống giá trị gia tăng thì hệ thống mạng truy nhập vô tuyến cũng là một trong những thành phần quan trọng được chú trọng bởi đây là phần mạng gần với người dùng nhất, giúp giảm khoảng cách kỹ thuật số và tăng khả năng tiếp cận thông tin cho mọi người.

Nội dung chương 1 sẽ tập trung giới thiệu lịch sử phát triển và hình thành cũng như các nguyên tắc và kiến trúc của mạng truy nhập vô tuyến mở.

### 1.1.1 Lịch sử phát triển và hình thành của mạng truy nhập vô tuyến mở

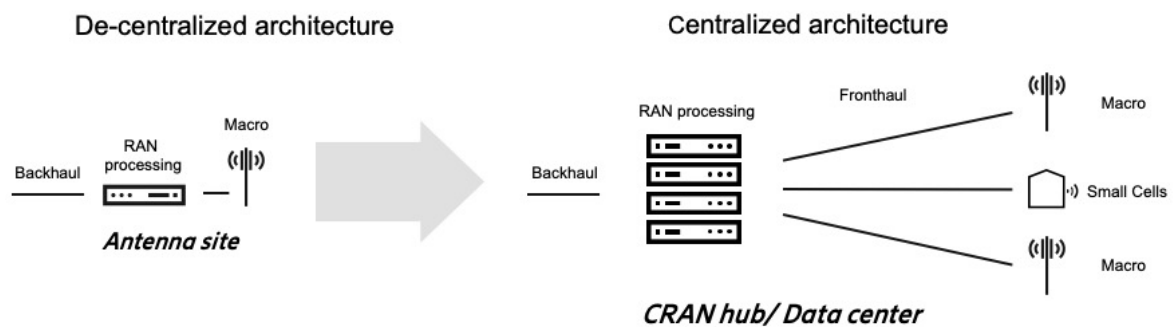


**Hình 1. 1: Các thế hệ mạng truy nhập vô tuyến**

Sự phát triển của các mạng truy nhập vô tuyến có thể thấy qua Hình 1.1 [2]. Công nghệ viễn thông không đây bắt đầu phát triển vào đầu những năm 80 của thế kỷ trước với sự xuất hiện của một số các tiêu chuẩn đầu tiên ở Bắc Mỹ như AMPS hay ở châu Âu là. Cho đến những năm 90, các tiêu chuẩn cho mạng vô tuyến lần lượt là GSM và CDMA được triển khai trên toàn cầu đã thúc đẩy sự phát triển của mạng

truy nhập vô tuyến cùng với đó và các dịch vụ di động đa phương tiện. Trong giai đoạn này, các hệ thống viễn thông ban đầu thường có kiến trúc phân tán, đây cũng là thời điểm D-RAN xuất hiện và tiếp tục được nghiên cứu phát triển cho đến sau này.

Sơ bộ, D-RAN bao gồm các phần tử: RRH để thu phát tín hiệu vô tuyến, thường được đặt gần các trạm cơ sở hoặc trên chính cột, trụ, hoặc mái nhà; BBU: để xử lý tín hiệu cơ sở và thường được đặt tại nhà mạng hoặc trung tâm dữ liệu. Hai khối này thường được kết nối thông qua cáp quang hoặc đường ethernet. Kiến trúc này đem lại một số ưu điểm nhưng tăng hiệu suất mạng, tiết kiệm năng lượng tại các điểm điều khiển vô tuyến cũng như tối ưu quản lý mạng, dễ dàng quản lý và vận hành. Đặc biệt, việc mở rộng cũng tương đối dễ dàng khi có nhu cầu mở rộng quy mô mạng hay tăng cường vùng phủ.



**Hình 1. 2: Chuyển đổi khối xử lý tín hiệu sang tập trung**

Từ những năm đầu của thế kỷ 21, nhận ra tiềm năng của công nghệ ảo hóa và mạng có thể điều khiển bằng phần mềm. Các nhà nghiên cứu và phát triển viễn thông đã tập trung nghiên cứu để thương mại hóa C-RAN, các mạng đầu tiên được đưa vào sử dụng trong giai đoạn cuối những năm 2000 vào đầu những năm 2010.

Bằng những tiến bộ mạnh mẽ trong công nghệ ảo hóa như mạng định nghĩa bằng phần mềm SDN hay ảo hóa chức năng mạng NFV giúp ảo hóa một số thành phần cũng như một số các chức năng mạng, các nhà cung cấp mạng đã tạo ra các trung tâm dữ liệu bộ xử lý tín hiệu vô tuyến được ảo hóa (hay thường gọi là các hub) như Hình 1.2 [24]. Các trạm xử lý tín hiệu thay vì đặt gần với các anten phát tín hiệu sẽ được tập trung tại các trung tâm dữ liệu kết hợp các công nghệ ảo hóa với mục

đích xử lý tín hiệu, tối ưu hơn chia sẻ tài nguyên mạng giữa các RRH. Bên cạnh đó, hệ thống quản lý mạng tập trung NMS cung cấp một cái nhìn toàn cảnh, giúp đơn giản trong quản lý, giám sát và thuận tiện trong cấu hình mạng, nhanh chóng xử lý khi có sự cố hơn so với mạng D-RAN.

Với sự phát triển và ngày càng hoàn thiện trong việc ảo hóa các thành phần và chức năng mạng, V-RAN như một bước phát triển vượt bậc từ C-RAN. Thay vì các trung tâm dữ liệu được xây dựng gắn với một số trạm RRH để xử lý tín hiệu vô tuyến thì với V-RAN, bản thân các bộ xử lý sau khi ảo hóa được chạy tập trung trên một máy chủ ảo. Điều này hạn chế việc xây dựng nhiều các hub mà thay vào đó tập trung nhiều các hub thành một trung tâm lớn hơn, dễ dàng cấu hình và thay đổi hơn so với C-RAN. Về cơ bản, đây là hai mô hình tiên tiến đem lại hiệu quả cao cho mạng truy nhập vô tuyến, điểm khác biệt nằm ở cách thức quản lý cũng như mức độ ảo hóa tài nguyên.

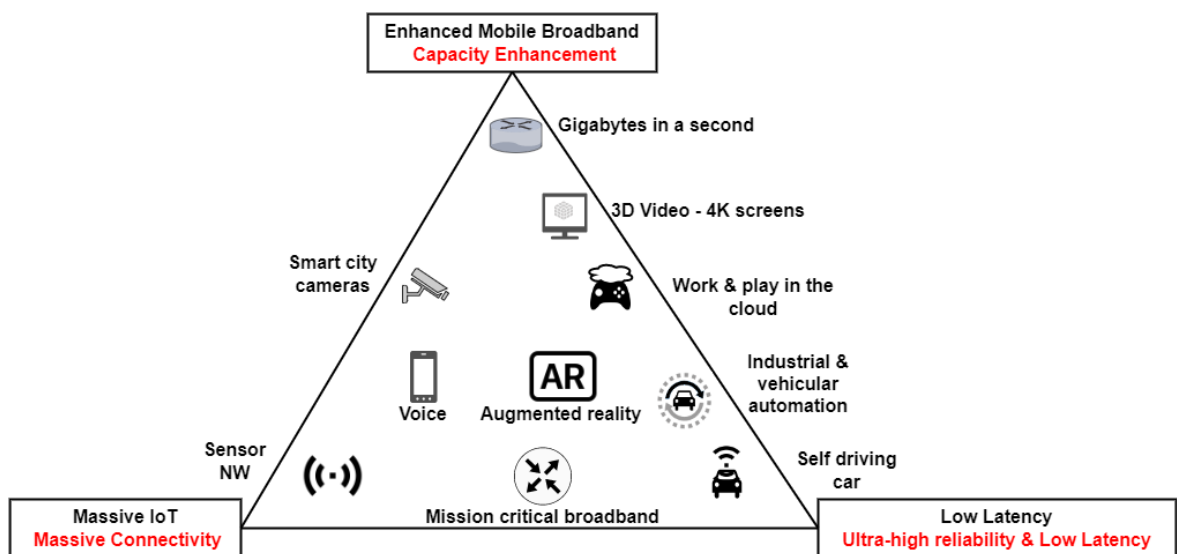
Đối với O-RAN, các nghiên cứu về kiến trúc mạng mở đã được thúc đẩy từ giai đoạn 2014 – 2017 với các công nghệ về ảo hóa mạng được ứng dụng trước đây. Tuy nhiên, phải đến 2018 khi Liên minh O-RAN được thành lập bởi AT&T, China Mobile, Deutsche Telekom, NTT DOCOMO và Orange với định hướng mở rộng ngành vô tuyến theo hướng thông minh hơn, ảo hóa, mở và có khả năng tương tác hoàn toàn mới đem lại sự phát triển bùng nổ cho O-RAN. Nhờ có Liên minh O-RAN, nhiều các tổ chức và nhà cung cấp mạng truy nhập vô tuyến có một hệ sinh thái chung để cùng nhau nghiên cứu và phát triển. Với nguyên tắc là hoạt động tuân thủ theo WTO trong phát triển các chuẩn, hướng dẫn và khuyến nghị quốc tế như đảm bảo: minh bạch, cởi mở, công bằng, đồng thuận, hiệu quả phù hợp và giải quyết được các vấn đề còn tồn tại. Đến năm 2020, một số nhà cung cấp dịch vụ di động bắt đầu triển khai giải pháp O-RAN thương mại trong mạng thực tế có thể kể tới như: Rakuten (Nhật Bản), Dish Network (Mỹ), Telefonica (Tây Ban Nha), Vodafone (Châu Âu)...

### **1.1.2 Các nguyên tắc trong mạng truy nhập vô tuyến mở**

Sự phát triển của mạng di động thế hệ thứ 5 (5G) đưa ra ba tiêu chí cần phải đáp ứng. Dựa trên các yêu cầu khác nhau từ nhu cầu khác nhau của người dùng cuối,

ba đặc điểm của các lát mạng được nhắm mục tiêu trong mạng di động 5G [1] được hiển thị trong Hình 1.3.

Mỗi lát mạng được nhắm mục tiêu vào một khía cạnh cụ thể của Chất lượng dịch vụ (QoS) và Chất lượng trải nghiệm (QoE) và được đánh giá bằng các chỉ số hiệu suất chính (KPI) khác nhau. Ba phần mạng 5G là Băng thông rộng di động nâng cao (eMBB), Truyền thông có độ trễ thấp cực kỳ đáng tin cậy (URLLC) và Truyền thông loại máy lớn (mMTC) [3]. Chúng là ba dịch vụ chung chính được hỗ trợ bởi công nghệ không dây 5G.



**Hình 1. 3: Mô hình các lát mạng trong 5G**

- Băng thông rộng di động nâng cao (eMBB) nhằm mục đích đạt được tốc độ thông lượng tối đa 20 Gigabit mỗi giây [4], đặc biệt là trên tần số kích hoạt Sóng milimet (mmW). Phần này yêu cầu tốc độ dữ liệu cao từ mạng 5G dựa trên dữ liệu gần đây, mang lại trải nghiệm người dùng tốt hơn và nhanh hơn bao giờ hết. Tốc độ dữ liệu cao mang lại lợi ích cho nhiều ứng dụng khác nhau, chẳng hạn như Thực tế tăng cường (AR), Thực tế ảo (VR) hoặc dịch vụ hội nghị truyền hình.
- Truyền thông có độ trễ thấp cực kỳ đáng tin cậy (URLLC) yêu cầu độ trễ thấp và độ tin cậy cao. Ứng dụng của dịch vụ này tập trung vào lĩnh vực quan trọng trong thời gian thực, chẳng hạn như lái xe tự động và Phương tiện đến mọi thứ (V2X) [5].

- Truyền thông loại máy lớn (mMTC) cung cấp khả năng kết nối đảm bảo tối thiểu với mật độ thiết bị cao trong phạm vi mạng để đạt được mục tiêu của IoT.

Mạng truy nhập truyền thống nói riêng và mạng viễn thông nói chung, thông thường các thiết bị phần cứng và phần mềm khi triển khai cho một thành phần trong toàn mạng sẽ theo tiêu chuẩn của hãng. Các thông số kỹ thuật, tham số, cấu hình hay tập lệnh hoặc quản trị sẽ tuân theo của hãng và gần như không thể sử dụng của bên khác. O-RAN với mô hình là một kiến trúc và hệ sinh thái mạng truy nhập vô tuyến với tiêu chí hàng đầu đúng như cái tên của mình là mở. Mục đích là tạo ra một môi trường mạng không dây linh hoạt, tiết kiệm về các chi phí cũng như thuận tiện trong mở rộng và cấu hình. Để làm được điều này, O-RAN tách rời phần cứng và phần mềm trong mạng truy nhập, cho phép các nhà cung cấp dịch vụ viễn thông sử dụng thiết bị và phần mềm từ nhiều nhà cung cấp khác nhau mà không bị ràng buộc bởi một nhà cung cấp nào.

Bên cạnh việc đáp ứng các yêu cầu cho mạng 5G hay xa hơn là 6G thì bên cạnh các nguyên tắc về chất lượng đảm bảo cho người dùng thì mạng O-RAN cũng cần có một số nguyên tắc khi nghiên cứu phát triển và đưa ra thương mại. Các nguyên tắc đó bao gồm:

- Tính cởi mở: Các giao diện giữa các chức năng hoặc nút logic khác nhau trong kiến trúc O-RAN là các giao diện mở để đạt được khả năng tương tác và cùng tồn tại giữa các nhà cung cấp.
- Phần mềm hóa và ảo hóa: Các triển khai chức năng mạng trong kiến trúc O-RAN được di chuyển từ phần cứng độc quyền của nhà cung cấp sang nền tảng đám mây thương mại có sẵn trên thị trường chạy và được quản lý thông qua phần mềm.
- Thông minh: Các chức năng của RAN trong mặt phẳng điều khiển (C-plane), mặt phẳng người dùng (U-plane) và mặt phẳng quản trị (M-plane) là đối tượng được tối ưu hóa bởi các giải pháp của bên thứ ba được triển khai trong một chức năng điều khiển tập trung mới, được gọi là RIC, thực



hiện điều khiển vòng lặp khép của các chức năng RAN qua các giao diện mở. Các giải pháp này tận dụng phân tích dựa trên dữ liệu và các kỹ thuật AI và ML tiên tiến để học hiệu quả các mối phụ thuộc phức tạp và các tương tác chéo phức tạp giữa các tham số trên các lớp của ngăn xếp giao thức RAN để tối ưu hóa các quyết định quản lý tài nguyên vô tuyến (RRM) ở độ phân giải tốt hơn cấp thiết bị người dùng (UE), không thể được nắm bắt bởi các thủ tục RRM truyền thống.

- Khả năng lập trình: Các mục tiêu tối ưu hóa được cấu hình và điều chỉnh theo chương trình bằng cách sử dụng các chính sách khai báo do AI/ML thúc đẩy, dựa trên việc giám sát liên tục hiệu suất mạng và UE. Hơn nữa, các mô hình ML để đào tạo và suy luận được cập nhật bằng cách sử dụng quản lý vòng đời để thích ứng với các biến động trong mạng, tải và điều kiện lưu lượng.
- Kiến trúc linh hoạt: Thiết kế kiến trúc mạng cần đảm bảo dễ dàng thêm hoặc bỏ bớt các chức năng mạng, giúp nâng cấp và phát triển thuận tiện hơn. Đồng thời kết hợp với khả năng lập trình bằng cách tích hợp AI/ML vào giúp giải quyết các bài toán về tối ưu node mạng hoặc quy hoạch cũng là một hướng được quan tâm.

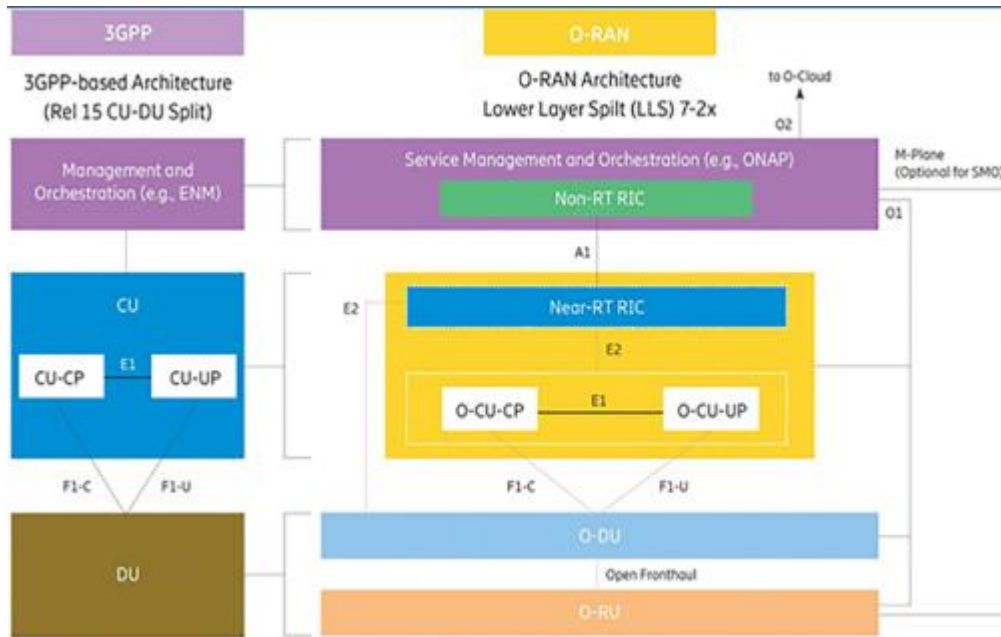
## **1.2 Kiến trúc và tiêu chuẩn của mạng truy nhập vô tuyến mở**

### **1.2.1 Kiến trúc của O-RAN**

Trước khi tìm hiểu sâu hơn về kiến trúc của O-RAN, cần khái quát về các thành phần trong mạng O-RAN (Hình 1.4) [18] cũng như một số giao thức chính được sử dụng trong mô hình vật lý của mạng [6]:

- Khối vô tuyến (RU): Là phần cứng trạm tại trạm phát sóng, chịu trách nhiệm truyền nhận tín hiệu, thực hiện các chức năng mã hóa, điều chế và ngược lại tín hiệu vô tuyến
- Khối phân tán (DU): Khối xử lý dữ liệu, điều khiển truy cập, lập lịch truyền dữ liệu và quản lý tài nguyên vô tuyến

- Khối tập trung (CU): Chịu trách nhiệm về quản lý kết nối, điều khiển di động, và các chức năng quản lý dữ liệu. Thường chia thành CU-CP (Control Plane) và CU-UP (User Plane) để tách biệt chức năng điều khiển và dữ liệu.



**Hình 1. 4: Mô hình kiến trúc của O-RAN**

- Bộ điều khiển thông minh RAN (RIC): Là thành phần trung tâm để điều khiển và quản lý mạng RAN thông qua các near-real-time RIC và non-real-time RIC. Near-real-time RIC: Hoạt động trong khung thời gian dưới 1 giây, thực hiện các chức năng như lập lịch radio, tối ưu hóa liên kết, và quản lý tài nguyên vô tuyến. Non-real-time RIC: Hoạt động trong khung thời gian lớn hơn 1 giây, thực hiện các chức năng như phân tích dữ liệu, học máy, tối ưu hóa chiến lược và quản lý chính sách.

Bên cạnh đó, các giao diện cũng là một yếu tố cần phải lưu ý khi xây dựng mô hình mạng cho O-RAN.

Các giao diện được 3GPP định nghĩa giữa các Chức năng mạng RAN (NF) được phân tách, được định nghĩa là giao diện mở, trong O-RAN [7-12]:

- Giao diện F1-C giữa CU-CP và DU
- Giao diện F1-U giữa CU-User Plane (UP) và DU

- Giao diện E1 giữa CU-CP và CU-UP
- Giao diện X2-C giữa hai eNB và/hoặc giữa một cặp eNB-O-CU-CP để báo hiệu mặt phẳng điều khiển
- Giao diện X2-U giữa hai eNB và/hoặc giữa một cặp eNB-O-CU-UP để báo hiệu mặt phẳng người dùng
- Giao diện Uu giữa UE và RAN

Các giao diện mở được O-RAN định nghĩa mới giữa các NF của O-RAN:

- Giao diện A1: Kết nối non-real-time RIC với các thành phần như CU và DU, cung cấp khả năng điều khiển các chính sách đến các thành phần mạng.
- Giao diện E2: Kết nối near-real-time RIC với các thành phần CU và DU, cung cấp khả năng điều khiển và giám sát trong thời gian gần thực.
- Giao diện O1: Để quản lý và điều khiển mạng O-RAN từ hệ thống quản lý dịch vụ (SMO), dùng để thu thập dữ liệu và cấu hình thành phần mạng.
- Giao diện F1: Kết nối giữa DU và CU, dùng để truyền dữ liệu và thông tin điều khiển giữa hai thành phần này.
- Giao diện mở Fronthaul (OFH): kết nối giữa RU và DU, dùng để hỗ trợ các giao thức mở và chuẩn hóa, cho phép tương thích giữa các nhà cung cấp khác nhau
- Giao diện O2 giữa SMO và nền tảng O-Cloud
- Giao diện Đồng bộ hóa Người dùng Điều khiển Open Fronthaul (CUS)/M-plane giữa O-DU và O-RU
- Giao diện Y1 để hiển thị thông tin phân tích từ Near-real-time RIC đến người tiêu dùng được ủy quyền.

Từ mô hình kiến trúc này, có thể thấy được một số lợi thế cũng như thách thức trong việc phát triển mạng O-RAN. Lợi thế chính của kiến trúc Open RAN bao gồm:

- Tránh bị nhà cung cấp khóa chặt: Giao diện mở cho phép khả năng tương tác đa nhà cung cấp.

- Giảm chi phí: Áp dụng nền tảng COTS và phần cứng nhãn trắng mở trong khi giảm thiểu việc sử dụng phần cứng độc quyền của nhà cung cấp.
- Tăng cường độ thông minh của mạng: Cung cấp các đảm bảo hiệu suất và trải nghiệm cho người dùng cuối và khách hàng doanh nghiệp, hướng tới việc thực hiện các trường hợp sử dụng bằng cách tận dụng RIC thực hiện tối ưu hóa các chức năng C-plane, U-plane và M-plane sử dụng các công cụ AI/ML tinh vi, trí tuệ chi tiết và chính sách có thể lập trình.
- Thúc đẩy đổi mới: Nuôi dưỡng một hệ sinh thái cạnh tranh các giải pháp của bên thứ ba tương tác với nhau sử dụng giao diện và API mở và tiêu chuẩn để tối ưu hóa mạng và đạt được hiệu suất/đảm bảo trải nghiệm,
- Hợp tác phát triển phần cứng và phần mềm mở giữa nhiều các nhà cung cấp, dễ dàng tận dụng lợi thế của từng bên. Trường hợp sử dụng chung hạ tầng mạng vô tuyến hoặc cấu hình trên cùng một thiết bị cho các nhà mạng sẽ cực kỳ nhanh gọn khi đã có một chuẩn chung để sử dụng.
- Tính linh hoạt trong việc triển khai các chức năng mạng: Ví dụ, lựa chọn mở trong việc triển khai O-DU tại cơ sở của khách hàng gần hơn với vị trí vật lý hoặc trung tâm dữ liệu cục bộ/biên gần đó, và tạo điều kiện thuận lợi cho việc tổng hợp từ nhiều DU từ trung tâm dữ liệu cục bộ tại CU được triển khai trong trung tâm dữ liệu biên...

Mặc dù những lợi thế này chắc chắn đã thúc đẩy các nhà khai thác quan tâm hơn đến việc áp dụng và thử nghiệm các hệ thống O-RAN, nhưng cũng có những thách thức cần được xem xét và giải quyết cẩn thận để hướng tới việc áp dụng và triển khai rộng rãi các hệ thống Open RAN cấp sản xuất. Những thách thức này bao gồm:

- Tổng chi phí giảm thiểu (TCO) của Open RAN đối với nhà khai thác vẫn chưa được chứng minh rõ ràng.
- Cần có băng thông cao và độ trễ thấp cho giao diện M-plane open fronthaul giữa O-DU và O-RU để thực hiện các hoạt động.

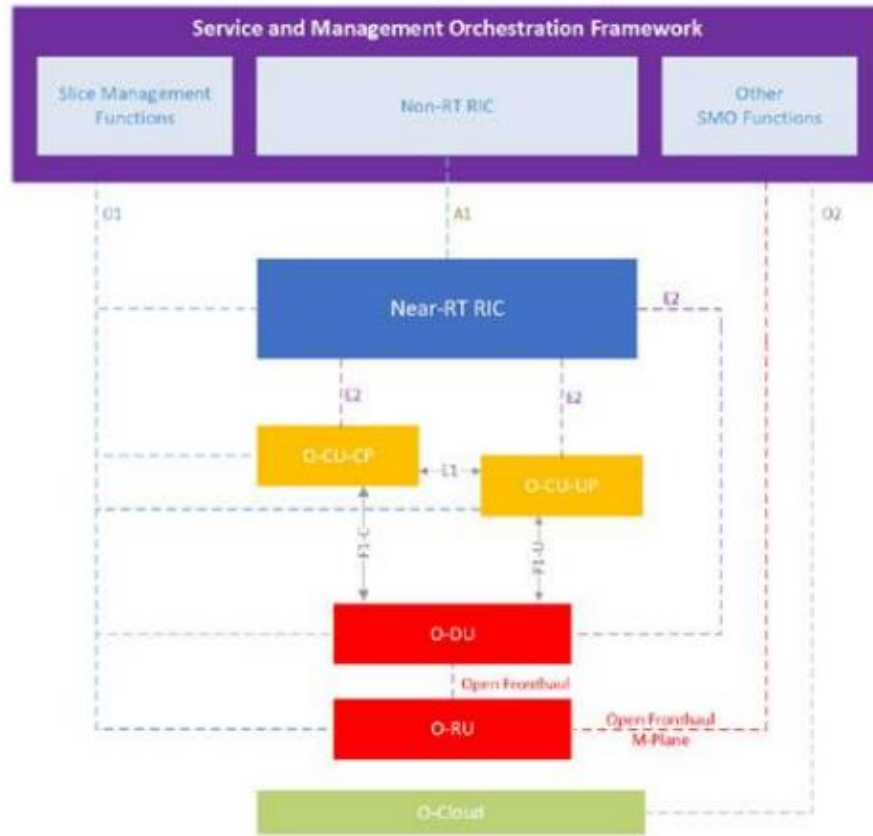
- Ngoài fronthaul, việc tập trung hóa khối xử lý trung tâm ảo hóa đòi hỏi phải có kế hoạch nâng cấp dung lượng truyền dẫn bổ sung cho midhaul.
- Yêu cầu về phần cứng mới (như COTS, bộ tăng tốc, phần cứng nhãn trắng mở và phần mềm (chẳng hạn như phần mềm gốc đám mây và ảo hóa) trong bối cảnh hệ thống viễn thông.
- Khả năng tương tác giữa các NF của nhiều nhà cung cấp qua các giao diện mở và được định nghĩa bởi O-RAN và sự phức tạp về phát triển và vận hành liên quan, đặc biệt là với các nhà khai thác brownfield, trong việc nâng cấp và tương tác với các triển khai hiện có của họ.
- Các triển khai CU và DU tập trung tạo ra các miền lỗi lớn và do đó phải được lên kế hoạch cẩn thận về dự phòng cục bộ và dự phòng địa lý để phục hồi dịch vụ, làm tăng chi phí và độ phức tạp.
- Sự phức tạp trong tự động hóa thông minh liên quan đến RIC và các ứng dụng của bên thứ ba xApps/rApps, phát sinh từ nhiều xApps/rApps đang cố gắng truy cập cùng một tài nguyên và thực hiện các thay đổi tiềm ẩn xung đột trong cùng một tài nguyên có thể dẫn đến sự không ổn định của hệ thống.
- Tính tin cậy và khả dụng, xử lý khả năng sẵn có của bộ xử lý và lưu trữ cần thiết từ các nhà cung cấp cơ sở hạ tầng đám mây trong các tài nguyên cơ sở hạ tầng đám mây, đồng thời giảm thiểu tổn thất dịch vụ được cung cấp bởi các chức năng mạng.
- Các vấn đề về bảo mật và tin cậy, giải tán Open RAN thể hiện bề mặt tấn công mở rộng và tăng cường rủi ro bảo mật phát sinh từ việc bổ sung các giao diện mới và các chức năng mạng giải tán mới, nếu không được quản lý an toàn, có thể dẫn đến tăng tính dễ bị tổn thương; trong khi các vấn đề về lòng tin giữa nhiều nhà cung cấp có thể ảnh hưởng đến sự cùng tồn tại của các chức năng mạng tương ứng của họ phải tích hợp và tương tác qua các giao diện mở.

### **1.2.2 Sự phát triển các tiêu chuẩn của O-RAN**

Trong những năm trở lại đây, sự phát triển của O-RAN không chỉ trong các cộng nghệ mà còn ở các tiêu chuẩn đã được Liên minh O-RAN đề xuất kiến nghị, điều này cho thấy triển vọng phát triển cho công nghệ này. Dưới đây là một số tiên tiến trong các tiêu chuẩn của O-RAN

- a. Kiến trúc dựa trên dịch vụ cho SMO: Kiến trúc SMO tách rời trong O-RAN trình bày SMO như một tập hợp các chức năng SMO cung cấp các dịch vụ SMO, đây là một tập hợp các khả năng quản lý, điều phối và tự động hóa được chuẩn hóa. Các chức năng SMO, bao gồm Non-real-time RIC, đóng vai trò của nhà sản xuất dịch vụ và người tiêu dùng dịch vụ, cung cấp và sử dụng dịch vụ qua giao diện dựa trên dịch vụ SMO. Điều này cho phép khả năng tương tác và kết nối giữa các giải pháp đa nhà cung cấp cho các chức năng SMO.
- b. Kiến trúc dựa trên dịch vụ cho Non-real-time RIC và giao diện R1: Kiến trúc Non-real-time RIC trong O-RAN WG2 trình bày một kiến trúc dựa trên dịch vụ, trong đó khung Non-real-time RIC/SMO cung cấp một gói các dịch vụ sẽ được cung cấp bởi các chức năng khung Non-real-time RIC/SMO (hoạt động như nhà sản xuất dịch vụ) và sẽ được tiêu thụ bởi các rApp (hoạt động như người tiêu dùng dịch vụ) qua giao diện dựa trên dịch vụ R1. rApps, như các ứng dụng mở rộng từ các bên thứ ba chịu trách nhiệm tạo các chính sách khai báo và mục tiêu KPI, đặt các mục tiêu RRM cho chức năng RAN với Near-real-time RIC và đề xuất cấu hình phần tử mạng cho các thao tác OAM qua R1, sẽ tương tác với các chức năng khung Non-real-time RIC/SMO qua giao diện dựa trên dịch vụ R1, được O-RAN WG2 chuẩn hóa.
- c. Mô hình dịch vụ và định nghĩa kiểu cho giao diện E2 và A1: O-RAN đã chuẩn hóa các mô hình dịch vụ mới, chẳng hạn như Mô hình dịch vụ E2 - Điều khiển RAN (E2SM-RC), Mô hình dịch vụ E2 - Giám sát hiệu suất chính (E2SM-KPM), Mô hình dịch vụ E2 - Cấu hình và điều khiển ô (E2SM-CCC) để triển khai các dịch vụ Near-real-time RIC qua giao diện E2 hướng tới việc thực hiện các trường hợp sử dụng O-RAN như định tuyến lưu lượng, QoS, phân đoạn mạng, MIMO quy mô lớn... Tương tự, O-RAN cũng đã chuẩn hóa các định nghĩa kiểu mới để tạo các

chính sách hướng tới việc thực hiện các trường hợp sử dụng O-RAN về định tuyến lưu lượng, QoS, phân đoạn mạng và MIMO quy mô lớn.



**Hình 1. 5: Chức năng quản lý lát cắt trong SMO**

- d. Đám mây hóa và điều phối qua giao diện O2: O2 là một giao diện logic mở trong kiến trúc O-RAN để giao tiếp giữa SMO và O-Cloud để quản lý cơ sở hạ tầng O-Cloud và quản lý vòng đời triển khai của các chức năng mạng đám mây O-RAN chạy trên O-Cloud. Các chức năng sẽ được thực hiện qua giao diện O2 bao gồm:
- Quản lý tài nguyên cơ sở hạ tầng O-Cloud để quản lý cơ sở hạ tầng và tài nguyên nền tảng O-Cloud.
  - Quản lý và điều phối tài nguyên triển khai O-Cloud để quản lý việc triển khai O-Cloud.
  - OAM O-Cloud để quản lý Lỗi, Cấu hình, Kế toán, Hiệu suất, Bảo mật của O-Cloud thể hiện cơ sở hạ tầng.

- e. M-plane phân cấp và lai cho giao diện open fronthaul: O-RAN đã chuẩn hóa hai tùy chọn cho quản lý OAM của O-RU. Trong M-plane phân cấp, quản lý OAM cho O-RU diễn ra thông qua O-DU. SMO sử dụng giao diện O1 để thực hiện các hoạt động FCAPS liên quan đến O-RU trên O-DU, sau đó sử dụng giao diện fronthaul M-plane với O-RU. Trong M-plane lai, quản lý OAM cho O-RU được thực hiện trực tiếp từ SMO thông qua giao diện M-plane open fronthaul tới O-DU.
- f. API Near-real-time RIC: O-RAN WG3 gần đây đã chuẩn hóa các API [15, 16] để cho phép khả năng tương tác và tích hợp giữa xApp của bên thứ ba, chịu trách nhiệm về RRM chi tiết của các chức năng C-plane, U-plane và M-plane của các chức năng mạng O-RAN qua giao diện E2 với độ chi tiết gần thời gian thực sử dụng các vòng lặp điều khiển độ trễ thấp và các chức năng nền tảng Near-real-time RIC.
- g. Giao diện mới để tiếp xúc thông tin phân tích RAN: Phân tích RAN chi tiết được cung cấp bởi nền tảng Near-real-time RIC qua giao diện dựa trên dịch vụ Y1 mới cho người tiêu dùng như các chức năng lõi gói tin hoặc máy chủ ứng dụng hoặc máy chủ cạnh có nhiều trường hợp sử dụng khác nhau, chẳng hạn như sau:
  - Thông lượng RAN dự đoán cấp UE, được tiếp xúc bởi RIC, khi được sử dụng bởi máy chủ ứng dụng như máy chủ phát trực tuyến video, sẽ cho phép máy chủ chủ động và thông minh tối ưu hóa độ phân giải tốc độ bit video cho nội dung video phát trực tuyến tới UE để giảm thiểu việc đệm, dừng... do đó sau đó cải thiện QoE trung bình của UE phát video trực tuyến.
  - Độ trễ RAN dự đoán cấp UE, được tiếp xúc bởi RIC, khi được sử dụng bởi máy chủ ứng dụng như máy chủ phát trực tuyến thực tế ảo 360 độ (VR), sẽ cho phép máy chủ chủ động và thông minh tối ưu hóa kích thước gói IP cho nội dung VR để giảm thiểu hiện tượng màn hình bị đóng băng, màn hình bị tắt... do đó sau đó cải thiện QoE trung bình của UE VR..
- h. Chức năng quản lý mạng lưới phân đoạn trong SMO: Chức năng quản lý mạng lưới phân đoạn mạng RAN cụ thể được tạo ra các dịch vụ quản lý mạng lưới phân đoạn mạng RAN (NSSMS) cho các Thực thể mạng lưới phân đoạn mạng (NSSI)



trong miền RAN được thực hiện trong SMO, như được hiển thị trong Hình 1.5. Nhà sản xuất NSSMS cung cấp các dịch vụ CM, PM và các dịch vụ FCAPS khác cho các NSSI cụ thể của RAN.

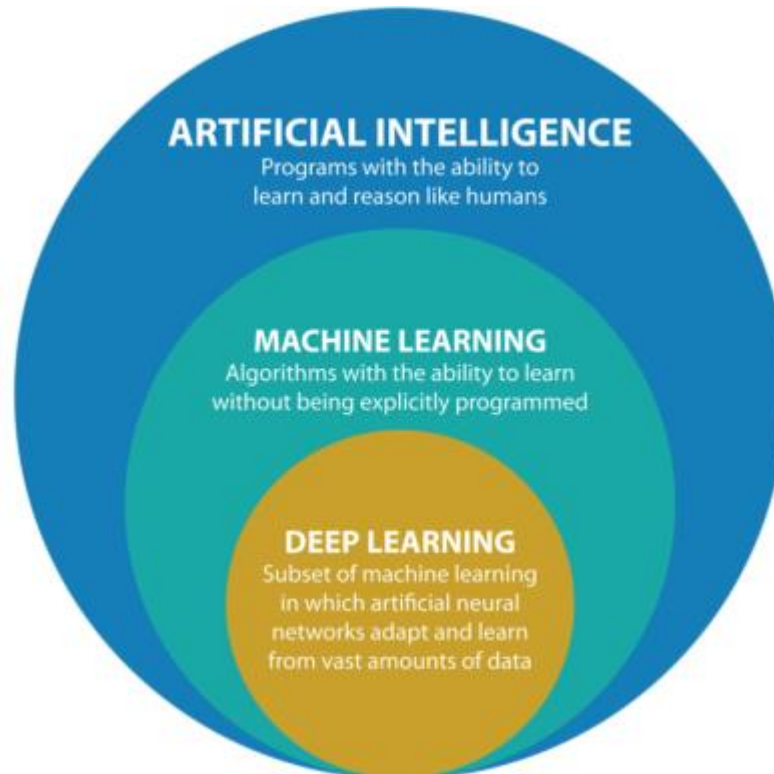
### **1.3 Kết luận chương 1**

Chương này của đề án đã trình bày về sự lịch sử hình thành và phát triển của các thể hệ mạng truy nhập vô tuyến và tính thiết yếu của O-RAN khi các công nghệ ảo hóa lớp mạng ngày càng hoàn thiện hơn. Các nguyên tắc chung cần phải có cho mạng O-RAN cũng như kiến trúc đề xuất của Liên minh O-RAN cho mô hình vật lý của một mạng truy nhập mở từ đó nắm được những lợi thế là hạn chế còn tồn tại trong quá trình nghiên cứu và phát triển sau này. Có thể thấy một trong những xu hướng đang rất được quan tâm là tích hợp AI hay ML vào trong giám sát và quản lý cho mạng O-RAN.

## CHƯƠNG 2: GIẢI PHÁP QUẢN LÝ TÀI NGUYÊN MẠNG O-RAN SỬ DỤNG HỌC SÂU

### 2.1 Giới thiệu về học sâu và những thuật toán

#### 2.1.1 Giới thiệu về học sâu



**Hình 2. 1: Mối quan hệ giữa Trí tuệ nhân tạo, Học máy và Học sâu**

Những năm gần đây, Trí tuệ nhân tạo (AI) và cụ thể hơn là Học máy (ML) nổi lên như một minh chứng của cuộc cách mạng công nghiệp lần thứ tư (1 - cơ động hơi nước, 2 - năng lượng điện, 3 - công nghệ thông tin). Dù chỉ mới xuất hiện không lâu nhưng AI đã đang và sẽ hiện diện trong mọi lĩnh vực của đời sống con người, từ kinh tế, giáo dục, y khoa cho đến những công việc nhà, giải trí hay thậm chí là trong quân sự. Những ứng dụng nổi bật trong việc phát triển AI đến từ nhiều lĩnh vực để giải quyết nhiều vấn đề khác nhau. Nhưng những đột phá phần nhiều đến từ Học sâu (DL) - một mảng nhỏ đang mở rộng dần dần đến từng loại công việc, từ đơn giản đến phức tạp.

Học sâu đã giúp máy tính thực thi những việc tưởng chừng như không thể vào 15 năm trước: phân loại cả ngàn vật thể khác nhau trong các bức ảnh, tự tạo chú thích cho ảnh, bắt chước giọng nói và chữ viết của con người, giao tiếp với người, hay thậm chí là cả sáng tác văn, phim, hình ảnh, âm nhạc.

Về lịch sử hình thành, có thể chia sự phát triển của học sâu thành 6 giai đoạn phát triển như sau:

- Giai đoạn 1940-1950: Năm 1943, hai nhà khoa học Warren McCulloch và Walter Pitts đã giới thiệu mô hình toán học đầu tiên của một tế bào thần kinh nhân tạo, dựa trên các khái niệm của hệ thần kinh trong sinh học. Đến năm 1958, nhà tâm lý học Frank Rosenblatt phát triển một mô hình mạng nơ-ron đơn giản có khả năng học tập từ dữ liệu đã cho. Đây có thể coi là nền tảng đầu tiên của học máy và học sâu sau này.
- Giai đoạn 1960-1980: Vào những năm 60 và 70 của thế kỷ trước, hai nhà khoa học là Marvin Minsky và Seymour Papert đã chỉ ra nhược điểm trong là giới hạn trong việc xử lý các bài toán phi tuyến tính phức tạp, điều này làm hạn chế sự hứng thú trong nghiên cứu mạng nơ-ron. Phải đến những năm 80, một nhóm các nhà khoa học như Geoffrey Hinton, David Rumelhart, và Ronald Williams đã đưa ra thuật toán lan truyền ngược (Backpropagation) giúp tối ưu hiệu quả trong việc huấn luyện mạng nơ-ron. Đặc biệt, Geoffrey Hinton còn được coi như cha đẻ của học sâu và cũng đã hướng dẫn cho nhiều các nhà khoa học khác nghiên cứu về học sâu sau này.
- Giai đoạn 1990: Đây là khoảng thời gian đột phá đối với học sâu khi các mô hình như mạng nơ-ron hồi tiếp (RNN) và mạng nơ-ron tích chập (CNN) ra đời, được liên tục phát triển. Việc sử dụng CNN cho nhận diện chữ viết tay bởi Yann LeCun cùng nhóm của mình đã đánh dấu một bước tiến to lớn cho việc ứng dụng học sâu vào cuộc sống.
- Giai đoạn 2000: Với sự phát triển mạnh mẽ của công nghệ và cơ sở hạ tầng, nhiều các thuật toán đã được đưa ra và áp dụng trong việc huấn luyện

mạng. Có thể kể đến năm 2006, Geoffrey Hinton và các cộng sự giới thiệu khái niệm mạng niềm tin sâu (DBNs), khởi đầu cho việc huấn luyện các mạng nơ-ron sâu (deep neural networks) hiệu quả. Đến năm 2009 tại đại học Standfornd, hai nhà khoa học là Andrew Ng và Quoc Le đạt được thành công khi triển khai mạng nơ-ron sâu trên hệ thống điện toán đám mây, cho phép mô hình học từ dữ liệu quy mô lớn.

- Giai đoạn 2010: Đây là khoảng thời gian phát triển mạnh mẽ với nhiều các dấu ấn đáng nhớ đối với học sâu. Vào năm 2012, Mạng AlexNet, được phát triển bởi Geoffrey Hinton và các học trò Alex Krizhevsky và Ilya Sutskever, chiến thắng cuộc thi ImageNet với một cách biệt lớn. Sự kiện này đánh dấu sự bùng nổ của học sâu trong nhận diện hình ảnh và dẫn đến một làn sóng nghiên cứu mới. Đến năm 2014, nhà khoa học người Mỹ Ian Goodfellow và các đồng nghiệp giới thiệu mạng đối kháng tạo sinh (GANs), một phương pháp mới mạnh mẽ để tạo dữ liệu tổng hợp. Mạng phần dư (Residual Networks) của Kaiming He và các đồng nghiệp giúp huấn luyện các mạng nơ-ron cực sâu, vượt qua các mô hình truyền thống trong nhiều tác vụ nhận diện hình ảnh vào năm 2015. Sang 2016 AlphaGo của DeepMind sử dụng học sâu để đánh bại nhà vô địch thế giới Lee Sedol trong trò chơi cờ vây, thể hiện tiềm năng của học sâu trong các trò chơi chiến lược phức tạp.
- Giai đoạn 2020 đến bây giờ: Dấu ấn sâu đậm nhất trong khoảng năm 2020 có lẽ chính là sự ra đời của Chat GPT được phát triển bởi Open AI với khả năng tìm kiếm, xử lý các câu hỏi một cách đáng kinh ngạc. Cho đến hiện tại, học sâu được tiếp tục nghiên cứu phát triển vào nhiều các lĩnh vực trong cuộc sống. Phải kể đến là việc xử lý dữ liệu dùng trong mạng truyền thống, mô hình mạng ảo hóa, hứa hẹn sẽ thúc đẩy các công nghệ mới.

Có thể thấy tuy học sâu chỉ là một nhánh nhỏ của học máy (Hình 1.1). Tuy nhiên, trong những năm trở lại đây, học sâu đã được nhắc đến rất nhiều như một xu

hướng mới của cuộc cách mạng Trí tuệ nhân tạo bởi khả năng xử lý Dữ liệu lớn tốt hơn với sự chính xác và tốt hơn hẳn các sơ với học máy.

Một cách tổng quát, học sâu tập trung vào việc sử dụng các mạng nơ-ron nhân tạo có cấu trúc phức tạp và nhiều lớp (deep neural networks) để học từ dữ liệu. Học sâu mô phỏng cách hoạt động của bộ não con người, với khả năng tự động trích xuất các đặc trưng từ dữ liệu thô và thực hiện các nhiệm vụ phức tạp như nhận diện hình ảnh, xử lý ngôn ngữ tự nhiên, và chơi trò chơi... Các tính năng cấp cao được trích xuất tự động sau các lớp học trong mạng lưới thần kinh. Quá trình tự dạy trên dữ liệu lịch sử sau đó có thể được sử dụng để nhận dạng hoặc dự đoán.

### **2.1.2 Các thuật toán và đặc điểm**

#### **a. Mạng Nơ-ron Tích chập (Convolutional Neural Networks - CNNs)**

Cách hoạt động:

- Convolutional Layer: Lớp này sử dụng các bộ lọc (filters) để quét qua đầu vào và phát hiện các đặc trưng cục bộ (local features) như cạnh và họa tiết.
- Pooling Layer: Giảm kích thước không gian của biểu diễn đầu vào (thường dùng Max Pooling hoặc Average Pooling) để giảm tính toán và kiểm soát overfitting.
- Fully Connected Layer: Kết nối tất cả các nơ-ron từ lớp trước đến mỗi nơ-ron trong lớp này, thường dùng cho phân loại cuối cùng.

Ứng dụng: Nhận diện hình ảnh, phân loại ảnh, phát hiện đối tượng, xử lý video.

Thuật toán cụ thể: AlexNet: Gồm 5 lớp tích chập và 3 lớp fully connected, sử dụng ReLU và Dropout. VGGNet: Các phiên bản như VGG16 và VGG19 có nhiều lớp tích chập nhỏ với kích thước bộ lọc 3x3. ResNet: Giới thiệu residual connections (kết nối dư) để huấn luyện các mạng rất sâu.

#### **b. Mạng Nơ-ron Hồi tiếp (Recurrent Neural Networks - RNNs)**

Cách hoạt động:

- Recurrent Layer: Các nơ-ron trong RNN có kết nối vòng lặp, cho phép thông tin từ các bước thời gian trước được sử dụng trong các bước tiếp theo.

- LSTM (Long Short-Term Memory): Một loại RNN đặc biệt với các cổng (gates) giúp kiểm soát luồng thông tin, khắc phục vấn đề vanishing gradient.
- GRU (Gated Recurrent Unit): Tương tự như LSTM nhưng có cấu trúc đơn giản hơn với ít cổng hơn.

Ứng dụng: Xử lý chuỗi thời gian, xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP), dịch máy, nhận diện giọng nói.

Thuật toán cụ thể:

- Vanilla RNN: Mô hình RNN cơ bản với các kết nối vòng lặp đơn giản.
- LSTM: Sử dụng các cổng đầu vào, gác, và đầu ra để kiểm soát thông tin.
- GRU: Sử dụng cổng cập nhật và cổng reset để quản lý thông tin.

c. Mạng Nơ-ron Đối kháng Tạo sinh (Generative Adversarial Networks - GANs)

Cách hoạt động:

- Generator: Mạng sinh tạo ra dữ liệu giả từ nhiễu ngẫu nhiên.
- Discriminator: Mạng phân biệt cố gắng phân biệt giữa dữ liệu thật và dữ liệu giả.

Ứng dụng: Tạo hình ảnh mới, tạo nhạc, sinh dữ liệu giả lập, cải thiện chất lượng ảnh.

Thuật toán cụ thể:

- DCGAN (Deep Convolutional GANs): Sử dụng CNNs trong cả Generator và Discriminator.
- StyleGAN: Kiểm soát các đặc trưng phong cách của hình ảnh tạo ra.
- CycleGAN: Chuyển đổi hình ảnh từ một miền này sang miền khác mà không cần cặp dữ liệu tương ứng (ví dụ: từ ngựa sang ngựa vằn).

d. Mạng Nơ-ron Biến đổi (Transformer Networks)

Cách hoạt động:

- Self-Attention Mechanism: Cho phép mô hình tập trung vào các phần quan trọng của chuỗi dữ liệu.

- Encoder-Decoder Architecture: Bao gồm một encoder để xử lý đầu vào và một decoder để sinh đầu ra.

Ứng dụng: Xử lý ngôn ngữ tự nhiên, dịch máy, tóm tắt văn bản, phân loại văn bản.

Thuật toán cụ thể:

- BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers): Mô hình transformer huấn luyện song phương, mạnh trong nhiều tác vụ NLP.
- GPT (Generative Pre-trained Transformer): Mô hình tập trung vào sinh văn bản, với các phiên bản như GPT-2, GPT-3.
- Transformer-XL: Giải quyết vấn đề mô hình hóa chuỗi dài bằng cách lưu trữ trạng thái từ các bước trước đó.

#### e. Autoencoders

Cách hoạt động:

- Encoder: Nén dữ liệu đầu vào thành một biểu diễn mã hóa (latent representation).
- Decoder: Giải mã biểu diễn mã hóa trở lại thành dữ liệu gốc.

Ứng dụng: Giảm chiều dữ liệu, nén dữ liệu, phát hiện bất thường, sinh dữ liệu.

Thuật toán cụ thể:

- Variational Autoencoder (VAE): Mã hóa dữ liệu thành một phân phối xác suất và sử dụng kỹ thuật lấy mẫu.
- Denoising Autoencoder: Học cách loại bỏ nhiễu từ dữ liệu đầu vào.

#### f. Mạng Nơ-ron Chuyên tiếp (Feedforward Neural Networks - FNNs)

Cách hoạt động:

- Input Layer: Nhận dữ liệu đầu vào.
- Hidden Layers: Một hoặc nhiều lớp ẩn với các nơ-ron liên kết hoàn toàn.
- Output Layer: Sinh ra kết quả cuối cùng.

Ứng dụng: Phân loại, hồi quy, nhận dạng mẫu.

Thuật toán cụ thể:.

- Multi-Layer Perceptron (MLP): Mạng nơ-ron cơ bản với các lớp liên kết hoàn toàn.

g. Mạng Nơ-ron Biến đổi Đồ thị (Graph Neural Networks - GNNs)

Cách hoạt động:

- Graph Convolutional Layer: Thực hiện tích chập trên đồ thị, truyền thông tin qua các nút và cạnh.
- Graph Pooling Layer: Giảm kích thước của đồ thị, tương tự như pooling trong CNNs.

Ứng dụng: Phân tích dữ liệu đồ thị, mạng xã hội, phân tích phân tử, dự đoán liên kết.

Thuật toán cụ thể:

- Graph Convolutional Networks (GCNs): Sử dụng các lớp tích chập đồ thị để học biểu diễn nút.
- Graph Attention Networks (GATs): Sử dụng cơ chế attention để gán trọng số khác nhau cho các nút lân cận.

## **2.2 Giải pháp quản lý tài nguyên mạng O-RAN sử dụng học sâu**

### **2.2.1 Các ưu nhược điểm**

Học sâu có thể được áp dụng trong quản lý tài nguyên mạng truy nhập vô tuyến mở để cải thiện hiệu suất mạng, tối ưu hóa quy trình vận hành, và tăng cường trải nghiệm người dùng. Dưới đây là một số ứng dụng cụ thể:

- Tối ưu hóa Tài nguyên Mạng, dự đoán Tài nguyên: Sử dụng mạng nơ-ron hồi tiếp (RNN) hoặc mạng nơ-ron biến đổi (Transformer) để dự đoán lưu lượng mạng và yêu cầu tài nguyên trong tương lai. Điều này có thể giúp tự động điều chỉnh cấu hình mạng để đáp ứng nhu cầu mạng dự kiến và giảm thời gian đáp ứng.
- Quản lý Sự cố và Bảo trì: Sử dụng mạng nơ-ron tích chập (CNN) để phát hiện các vấn đề mạng như sự cố kết nối, nút mạng hoặc kênh tắc, và giảm thiểu thời gian ngừng hoạt động bằng cách cảnh báo và phản ứng kịp thời. Áp dụng mô hình dự đoán để ước lượng thời gian hoạt động của các thành



phần mạng và dự đoán thời điểm cần thực hiện bảo trì. Điều này giúp tối ưu hóa kế hoạch bảo trì và giảm thiểu thời gian ngừng hoạt động không cần thiết.

- Tối ưu hóa Tài nguyên Mạng và Hiệu suất: Sử dụng học sâu để tối ưu hóa cấu hình mạng và phân bổ tài nguyên mạng một cách hiệu quả, dựa trên dữ liệu thời gian thực về lưu lượng mạng và yêu cầu của người dùng. Phát triển mô hình để dự đoán hiệu suất mạng và tiên đoán các điểm nghẽn và vấn đề khác, từ đó tối ưu hóa độ trễ và tăng cường trải nghiệm người dùng.
- Tăng cường Bảo mật và An toàn: Sử dụng học sâu để phát hiện các hành vi đáng ngờ và các mô hình xâm nhập trên mạng, giúp bảo vệ hệ thống O-RAN khỏi các mối đe dọa bảo mật. Phát triển mô hình để dự đoán và đánh giá các mối đe dọa tiềm ẩn, từ đó tăng cường khả năng phản ứng và phòng ngừa trước các cuộc tấn công.
- Tối ưu hóa Vận hành và Tái cấu trúc Mạng: Sử dụng học sâu để tối ưu hóa các quy trình vận hành mạng, bao gồm quản lý mạng, điều phối tài nguyên, và phản ứng với các sự kiện không mong muốn. Áp dụng học sâu để phân tích cấu trúc mạng hiện tại và đề xuất các cải tiến và tái cấu trúc để tối ưu hóa hiệu suất và linh hoạt.

Từ đây, có thể đưa một số các ưu nhược điểm trong việc áp dụng học sâu vào trong mạng O-RAN. Về ưu điểm, có thể kể đến:

- Tăng cường hiệu suất mạng: Học sâu có thể phân tích dữ liệu lưu lượng mạng và tài nguyên mạng để tối ưu hóa việc sử dụng tài nguyên và cải thiện hiệu suất mạng.
- Tự động hóa quy trình vận hành: Bằng cách sử dụng mô hình học sâu, các quy trình quản lý và vận hành mạng có thể được tự động hóa, giúp giảm thiểu sai sót và tối ưu hóa thời gian hoạt động.
- Dự đoán sự cố và bảo trì: Học sâu có thể dự đoán sự cố và nhu cầu bảo trì của mạng trước khi chúng xảy ra, giúp tăng cường khả năng dự đoán và phản ứng.

- Tăng cường bảo mật và an toàn: Mô hình học sâu có thể phát hiện các hành vi đáng ngờ và mô hình xâm nhập, cung cấp một lớp phòng thủ mạnh mẽ cho mạng O-RAN.
- Tối ưu hóa linh hoạt và tái cấu trúc mạng: Học sâu có thể phân tích cấu trúc mạng hiện tại và đề xuất các cải tiến để tối ưu hóa hiệu suất và linh hoạt của mạng.

Ngược lại, việc sử dụng học sâu cũng có những nhược điểm nhất định:

- Yêu cầu dữ liệu lớn: Để đào tạo mô hình học sâu hiệu quả, thường cần một lượng lớn dữ liệu, điều này có thể là một thách thức đối với việc thu thập dữ liệu mạng trong một môi trường O-RAN thực tế.
- Phức tạp trong triển khai: Triển khai và tích hợp mô hình học sâu vào một hệ thống O-RAN có thể phức tạp và đòi hỏi sự chuyên môn cao.
- Tính toán và tài nguyên: Huấn luyện và triển khai mô hình học sâu có thể đòi hỏi tài nguyên tính toán và lưu trữ lớn, đặc biệt khi xử lý dữ liệu lưu lượng mạng lớn. Đồng thời cũng tạo áp lực về phần cứng lưu trữ dữ liệu để tính toán để huấn luyện bởi mạng truy nhập vô tuyến thông thường có kích thước tương đối lớn và thay đổi liên tục theo thời gian thực.
- Khó khăn trong diễn giải: Mô hình học sâu thường khó hiểu và khó diễn giải, điều này có thể gây khó khăn trong việc hiểu rõ nguyên nhân của các quyết định của mô hình.
- Nhận thức về quyền riêng tư: Việc sử dụng dữ liệu cá nhân trong huấn luyện mô hình học sâu có thể đặt ra các vấn đề liên quan đến quyền riêng tư và bảo mật dữ liệu.

### **2.2.2 Sử dụng học sâu trong quản lý tài nguyên mạng truy nhập vô tuyến mở**

Bài toán đặt ra: Nghiên cứu về việc tích hợp phân chia chức năng trong O-RAN và các lát mạng đã mở ra cánh cửa mới để tối ưu hóa tài nguyên mạng và cung cấp QoS tốt hơn cho người dùng cuối. Đề án này nhằm mục đích giải quyết việc tối ưu hóa việc phân bổ băng thông trong mạng đám mây O-RAN bằng cách xem xét các

khác biệt về yêu cầu chính giữa các lát mạng 5G, eMBB và URLLC và các lát thoại thông thường.

Các công trình trước đây về tối ưu hóa tài nguyên để chia sẻ băng thông [16] dựa trên O-Cloud biên đơn (DU-CU đơn) nhưng không có tính di động của UE. Tuy nhiên, vùng phủ sóng 5G RU được biết đến là thấp hơn đáng kể so với mạng di động 4G. Phạm vi phủ sóng của tháp di động 5G giảm xuống dưới 300 mét đối với phổ Sóng milimet (mmW) [17], đây là chìa khóa để cung cấp kết nối cực nhanh mà 5G hứa hẹn. Để cung cấp khả năng tối ưu hóa gần như thực tế trên 5G O-RAN, giải pháp Q-Learning được đề xuất để xem xét tính di động của UE trong nhiều Đám mây O-Cloud biên với một cấu trúc liên kết O-Cloud cục bộ duy nhất [15]. Việc lồng ghép thuật toán vào các bộ điều khiển non-real-time có thể cải thiện việc tối ưu hóa băng thông trung gian được chia sẻ bởi các lát mạng khác nhau.

**Bảng 2. 1: Bảng các tham số**

Thông số	Kích cỡ	Mô tả
$i \in I$	I	Số UEs
$j \in J$	J	Số O-Cloud biên
$a \in A$	A	Khoảng thay đổi băng thông
$k \in K$	K	Lát băng thông
$t \in T$	T	Khe thời gian
$v \in V$	V	Tốc độ di chuyển của UE

Để chứng minh rằng đây có thể là giải pháp cho vấn đề đã xác định, Q-Learning được chọn làm thuật toán sử dụng. Mô hình có thể tìm ra hành động tối ưu cần thực hiện bằng cách tra cứu bảng Q để tìm giá trị Q tối đa từ MDP hữu hạn. Trạng thái của UE và DU có thể dễ dàng được dịch sang không gian trạng thái của bảng Q dùng chung. Bảng 2.1 xác định các ký hiệu được sử dụng trong đề án, bao gồm UE  $i$ , DU  $j$ , v.v.

$$A(t) = \{a_{j,k}^t \in A/j \in J, k \in K-\} \quad (2.1)$$

$$\sum_{k=0}^K a_{j,k}^t = 0, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (2.2)$$

Bước hành động: Ở mức  $a_{j,k}^t$  mỗi giây trong mô hình Q-Learning thể hiện sự thay đổi băng thông  $\Delta b_{j,k}$  đối với lát mạng  $k$  tại thời điểm  $t$  trên DU  $j$  trong công thức (2.1). Tổng số thay đổi băng thông từ tất cả các lát mạng phải bằng 0 như công thức (2.2). Nó cần thiết cho bước hành động vì băng thông được cố định trên một giao diện đường truyền vật lý và được chia sẻ bởi tất cả các lát mạng. Ngoài ra, điều kiện này còn giúp quản lý kích thước của bảng Q bằng cách tạo cơ hội giảm yêu cầu thành  $K - 1$  lát. Có thể hiểu là bộ điều khiển thực hiện một hành động bước nhỏ  $a$  bằng cách thêm hoặc loại bỏ một phần trăm giới hạn băng thông khỏi một lát mạng  $k$  được xác định trong Bảng 2.2. Kỹ thuật này cũng có thể ngăn bảng Q có các cặp trạng thái hành động lớn chưa được xem. Phạm vi hành động quyết định đường cong học tập của mô hình. Khi mô hình thay đổi ít hơn 10% thì sẽ mất nhiều thời gian để hội tụ. Mặt khác, khi mô hình sử dụng các thay đổi tích cực hơn, tất cả băng thông sẽ được gán cho lát mục tiêu quá nhanh và không học được các khả năng khác. Do đó, việc thay đổi băng thông cộng hoặc trừ 10 phần trăm cho mỗi hành động sẽ giúp đảm bảo giữ cho bảng Q ở kích thước hợp lý.

**Bảng 2. 2: Khoảng giá trị các biến**

Các biến	Miền giá trị	Mô tả
$a_{j,k}^t$	$K$	Số UE sử dụng lát $k$ trong DU $j$
$b_{j,k}^t$	$[0, 100]\%$	Băng thông được phân bổ cho lát $k$ của DU $j$
$u_{j,k}^t$	$[-10, 10]\%$	Phần trăm băng thông được phân bổ thay đổi cho lát $k$ của DU $j$

$$S_j(t) = \{ \{b_{j,k}^{t-1} | k \in K\}, \{u_{j,k}^{t-1} | k \in K\} \} \quad (2.3)$$

Bước trạng thái: Trạng thái  $S_j$  của mỗi O-Cloud biên  $j$  bao gồm hai bộ dữ liệu trong sơ đồ đề xuất, băng thông  $b_{j,k}^t$  tính theo phần trăm và số lượng UE được kết nối  $u_{j,k}^t$  từ mỗi lát  $k$  trong O-Cloud biên  $j$ . Do chuỗi hành động trạng thái được xác định

trong MDP, trạng thái  $S_j(t)$  tại thời điểm  $t$  là kết quả của hành động  $A(t-1)$  trước đó được thực hiện tại thời điểm  $t-1$ .

Bước phân thưởng: Phần thưởng đầu ra trong thiết kế bao gồm hai phần, tiêu cực và tích cực. Do đó, chúng có thể được tính toán và cân nhắc một cách độc lập.

$$N_j(t) = - \sum_{k \in K} \begin{cases} 1 & \text{nếu } b_{j,k}^t < L \\ 0, & \text{còn lại} \end{cases} \quad (2.4)$$

$$P_j(t) = \sum_{k \in K} (s_{1,k} \Delta F_{j,k}^t + s_{2,k} B_{j,k}^t + s_{3,k} D_{j,k}^t) \quad (2.5)$$

$$R_j(t) = w_p P_j(t) + w_n N_j(t) \quad (2.6)$$

Phần âm của phương trình (2.4) dành một lượng băng thông tối thiểu  $L$  cho mỗi lát mạng  $k$ . Do đó, giao diện trung gian được chia sẻ sẽ có một phần nhỏ băng thông được phân bổ cho mỗi lát để xử lý các yêu cầu mới đến tại thời điểm  $t+1$ . Điều này có thể giúp tránh việc phân bổ toàn bộ băng thông cho (các) lát mạng được yêu thích hơn hoặc có nhu cầu cao hơn tại thời điểm  $t$ , trong khi lát mạng ít được yêu thích nhất không có băng thông được phân bổ bởi non-real-time RIC. Nói cách khác, UE tham gia trên một phần mạng ít được yêu thích hơn sẽ không bị kẹt trong hàng đợi mãi mãi do toàn bộ băng thông bị chiếm bởi (các) phần mạng được yêu thích hơn.

**Bảng 2. 3: Bảng phần thưởng**

Dữ liệu chạy thời gian	Miền	Mô tả
$D_{j,k}^t$	$N^+$	Tốc độ dữ liệu trung bình của lát $k$ của UE $i$
$B_{j,k}^t$	$N^+$	Thông lượng của lát $k$ của DU $j$
$F_{j,k}^t$	$N^+$	Băng thông dư của lát $k$ của DU $j$

Phương trình phần thưởng dương (2.5) được tính bằng ba thành phần trong Bảng 2.3. Mục đích của phần thưởng là khuyến khích phân bổ băng thông để yêu thích một phần được nhắm mục tiêu.  $D_{j,k}^t$  tính toán tốc độ dữ liệu trung bình của UE sử dụng lát  $k$  tại thời điểm  $t$ .  $B_{j,k}^t$  là thông lượng của lát mạng  $k$  được sử dụng trên O-Cloud biên  $j$ . Cuối cùng, việc sử dụng băng thông được đánh giá cho một lát mạng  $k$

trên  $F_{j,k}^t$ . Hệ số tỷ lệ  $s$  được triển khai để cân bằng từng tính năng trong chức năng phần thưởng của chúng tôi trong cùng một phạm vi tỷ lệ. Do đó, ba thành phần này đều quan trọng như nhau và một thành phần ở quy mô nhỏ hơn sẽ không bị pha loãng hoặc bỏ qua.

Hàm thưởng tổng phương trình (2.6) bao gồm phần dương của phương trình (2.5) trừ đi phần âm của phương trình (2.4). Hệ số trọng số  $w$  cũng được xem xét và ấn định cho từng phần thưởng. Vì vậy, sau này chúng ta có thể kiểm soát được yếu tố nào quan trọng hơn yếu tố nào.

Đối với Q-Learning, ngoài các bước trên còn cần lưu ý đối với giá trị của bảng Q. Bảng Q là biểu đồ tra cứu lưu trữ giá trị Q. Những giá trị Q đó được tính từ phần thưởng trong giai đoạn huấn luyện. Sau khi bảng Q được điền, có thể tìm kiếm hành động tối ưu để thực hiện dựa trên giá trị Q được ánh xạ từ trạng thái trong thử nghiệm hoặc thực tiễn thực tế. Tuy nhiên, có một số hạn chế đã biết khi có hoặc sử dụng bảng Q. Ví dụ: bảng Q yêu cầu nhiều bộ nhớ lưu trữ; nếu không, nó sẽ nhanh chóng vượt quá giới hạn. Ngoài ra, nếu tốc độ học cao, có thể bảng sẽ trống ở hầu hết các phần. Nói cách khác, bảng có thể có hầu hết các phần chưa được xem. Do đó, một số phương pháp giảm thứ tự được áp dụng để giữ cho kích thước bảng Q hợp lý và hoạt động tốt.

Đầu tiên, chúng tôi đề xuất chia sẻ bảng Q giữa các O-Cloud biên. Bảng Q có thể được xác định với các trạng thái và hành động chung để các DU từ các O-Cloud biên khác nhau cập nhật và tra cứu tương ứng. O-Cloud cục bộ tập trung mạnh mẽ hơn sẽ lưu trữ và quản lý bảng Q. Giả định này có thể được đưa ra do các cài đặt môi trường mạng tương tự được áp dụng cho O-Cloud biên trong O-Cloud cục bộ.

Phương pháp thứ hai là giảm thứ tự kích thước trạng thái trên các lát mạng. Thứ nhất, ba lát mạng được coi là eMBB, URLLC và thoại, chia sẻ cùng một giao diện đường truyền trung gian trên O-Cloud biên  $j$  trong Phương trình (2.7). Do đó, bảng thông của lát cuối cùng có thể được tính toán dễ dàng trong phương trình (2.8). Thứ hai, kích thước của số lượng người dùng có thể được giảm xuống. Kỹ thuật sử dụng chức năng xếp hạng hoặc chức năng bước được giới thiệu bằng cách đếm hàng

chục hoặc hàng trăm người dùng mỗi bước dựa trên quy mô người dùng trên mỗi lát mạng.

$$B_j = \{\sum b_{j,k} | k \in K^-\} \quad (2.7)$$

$$b_{j,k} = B_j - \left\{ \sum_{k=1}^{k-1} b_{j,K} \middle| k \in k \right\} \quad (2.8)$$

Cuối cùng, băng thông ở cả trạng thái và hành động có thể được biểu thị bằng phần trăm (%) để giải quyết các thang băng thông khác nhau được sử dụng giữa các O-Cloud biên. Ví dụ: một trạm nhỏ hơn có thể có tổng băng thông 200 Gigabyte để chia sẻ, trong khi trạm kia có băng thông 1 Terabyte.

### 2.3 Kết luận chương 2

Trong chương 2, đề án đã khái quát về học sâu, các thuật toán nổi tiếng của học sâu và ứng dụng của chúng. Việc áp dụng học sâu vào mạng O-RAN với các ưu nhược điểm ứng với từng ứng dụng. Đồng thời, phần sau của chương 2 đã giới thiệu chi tiết thuật toán Q-Learning, một thuật toán hiệu quả được sử dụng trong quản lý tài nguyên mạng. Đây cũng là cơ sở để thực hiện mô phỏng sẽ được học viên trình bày cụ thể và đưa ra đánh giá cụ thể trong chương 3.

## CHƯƠNG 3: MÔ PHỎNG VÀ ĐÁNH GIÁ HIỆU NĂNG

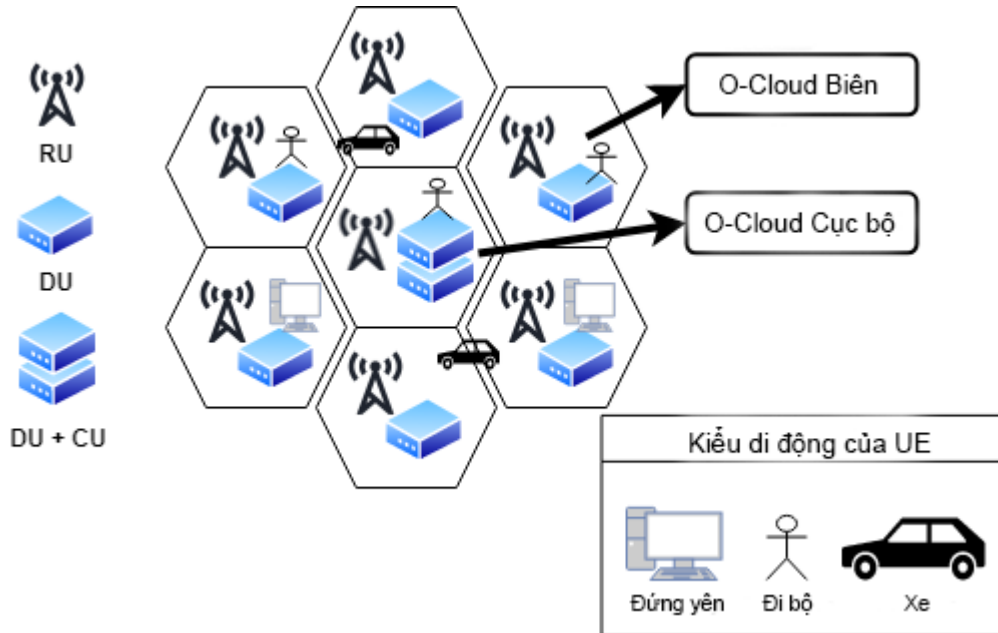
### 3.1 Kịch bản mô phỏng

Từ nội dung các chương 1 và 2 đã được nêu, chương 3 sẽ tập trung vào việc xây dựng một kịch bản mô phỏng khả năng quản lý tài nguyên mạng, cụ thể là tài nguyên băng thông cho mạng O-RAN khi sử dụng học sâu.

#### 3.1.1 Thông số cho O-Cloud

Một O-Cloud Biên có K lát mạng. Mỗi lát được gán cho  $b_j, k$  băng thông theo tỷ lệ phần trăm. Các lát mạng được triển khai là eMBB, URLLC và Voice.

Cấu trúc liên kết bao gồm một hình lục giác tổ ong 7 ô với sáu O-Cloud Biên có hình lục giác nhỏ xung quanh O-Cloud Cục bộ ở trung tâm với Non-RT RIC được hiển thị trong Hình 3.1. O-Cloud Biên bao gồm một cặp RU-DU. O-Cloud Cục bộ bổ sung CU cùng với cặp RU-DU. Do đó, cấu trúc liên kết có tổng cộng 7 RU, 7 DU và 1 CU là cấu trúc liên kết mạng tập trung.



**Hình 3. 1: Mô hình mạng O-RAN sử dụng để mô phỏng**

Các lát mạng khác nhau có yêu cầu lưu lượng cụ thể. Bảng 3.1 đặt tốc độ lưu lượng ban đầu của UE mới khi UE kết nối với O-Cloud biên gần đó dựa trên lát mạng được gán nhãn của nó. Phần dưới cùng của Bảng 3.1 xác định tốc độ tối đa mà UE



có thể nhận được từ O-Cloud biên. Phần eMBB nhắm đến tốc độ đỉnh cao, tỷ lệ ban đầu của người dùng eMBB cao hơn các loại người dùng khác và tốc độ tối đa cũng không bị giới hạn; trong khi các phần khác không yêu cầu tốc độ cao nhất thì tốc độ ban đầu lại thấp hơn. Tương tự đối với tổng dữ liệu trên mỗi yêu cầu, người dùng eMBB yêu cầu nhiều dữ liệu hơn những người khác. Nói chung, mô hình sẽ tăng tốc độ truyền trên mỗi UE thêm một GB mỗi giây nếu có sẵn băng thông để chỉ định. Các thông số trong Bảng 3.1 sẽ được nạp bằng các dòng lệnh đối với từng CU và DU trong mô hình mạng. Tốc độ ban đầu của từng UE khi tham gia mạng đều sẽ đặt như nhau, tuy nhiên tốc độ trung bình sẽ thay đổi dần qua từng lần huấn luyện.

**Bảng 3. 1: Tốc độ các lát cắt mạng**

<b>Biến</b>	<b>Đơn vị</b>
Tốc độ ban đầu eMBB	1GB/s
Tốc độ ban đầu URLLC	100 MB/s
Tốc độ ban đầu thoại	100 MB/s
Tốc độ tối đa eMBB	N/A
Tốc độ tối đa URLLC	5 GB/s
Tốc độ tối đa thoại	1 GB/s

### 3.1.2 Cấu hình cho UE

**Bảng 3. 2: Loại UE và tốc độ tương ứng**

<b>Loại UE</b>	<b>Tốc độ (km/h)</b>
Đứng yên	0
Đi bộ	0 – 10
Xe	10 – 120

Phân phối Poisson được sử dụng trên miền thời gian để tạo sự kiện UE mới nhằm đưa tính ngẫu nhiên vào thuật toán RL. Một UE sẽ được gán ngẫu nhiên cho một lát mạng và một loại chuyển động độc lập. Trong quá trình mô phỏng, UE di chuyển tự do trong mạng O-RAN và yêu cầu dữ liệu của một lát mạng nhất định từ

O-Cloud Biên gần đó. O-Cloud Biên gần đó được chọn để thiết lập kết nối dựa trên thứ hạng khoảng cách và số lượng người dùng được kết nối.

a. Tính di động của UE

Các UE ban đầu được phân phối ngẫu nhiên với phân bố Gaussian là vị trí ban đầu của chúng. Các UE sẽ đi đến địa điểm mới mỗi giây dựa trên tốc độ nhất định được xác định trong Bảng 3.2.

Tốc độ di chuyển sau đây cho từng loại UE trong Bảng 3.2 được cho bởi. Đơn vị được trình bày trong yêu cầu là km/h. Trong quá trình thực hiện, tốc độ di chuyển được chuyển đổi thành mét trên giây. Quy ước nhằm điều chỉnh tốt hơn thang thời gian được sử dụng trong bước hành động và bước đáp ứng, tất cả đều được thực hiện hoặc tính toán mỗi giây.

b. Tốc độ dữ liệu của UE

Trong khi UE di chuyển trong O-Cloud, tốc độ dữ liệu của UE thay đổi không chỉ bởi băng thông được chỉ định mà còn bởi khoảng cách của nó so với tâm của O-Cloud Biên được kết nối nơi đặt RU. Mối quan hệ giữa tốc độ dữ liệu và khoảng cách nhận được bị ảnh hưởng bởi Mật độ công suất tần số vô tuyến (RF) (Công thức 3.1) trong [13] và Định lý Shannon-Hartley (Công thức 3.2) trong [14].

$$S = \frac{P \times G}{4\pi \times R^2} \quad (3.1)$$

$$C = B \times \log_2 \left( 1 + \frac{S}{N} \right) \quad (3.2)$$

Công suất tín hiệu thu  $S$  được tính bằng công suất máy phát  $P$ ; mức tăng công suất  $G$  trên khoảng cách  $R^2$ . Mật độ năng lượng có dạng hình cầu ba chiều ( $4\pi R^2$ ). Dung lượng kênh  $C$  trong (5.2) là tốc độ dữ liệu UE lý thuyết.  $B$  là băng thông của kênh tính bằng hertz.  $S/N$  là Tỷ lệ tín hiệu trên tạp âm (SNR).  $S$  là công suất tín hiệu thu được và  $N$  là công suất nhiễu. Do đó, tốc độ dữ liệu di của UE  $i$  dựa trên khoảng cách  $R$  của nó tới O-Cloud được kết nối có thể được tính toán dễ dàng. Nói cách khác, tốc độ dữ liệu của UE giảm khi UE di chuyển khỏi O-Cloud Biên được kết nối. Việc xem xét sự suy giảm tốc độ dữ liệu này có thể được mở rộng hơn nữa sang vấn đề chuyển giao giữa các O-Cloud trong tương lai.

Ngoài ra, Phương pháp tham lam được áp dụng để phân bổ băng thông tĩnh cho mỗi UE để tăng hiệu suất của mô hình. Nói cách khác, nếu O-Cloud Biên có nhiều băng thông trống được phân bổ cho lát k, bộ điều khiển sẽ tăng tốc độ dữ liệu UE  $v_{i,k}$  thêm 1 Gigabyte mỗi giây cho đến khi UE  $i$  hoàn thành việc truyền  $y_i$  GB từ dữ liệu được yêu cầu ban đầu.

### 3.1.3 Cấu hình thuật toán Q-Learning

**Bảng 3. 3: Thông số cho Q-Learning**

Thông số	
Tốc độ học ( $\alpha$ )	0.1
Hệ số suy giảm ( $\gamma$ )	0.9
Hệ số phân rã $\epsilon$	0.01
Giá trị $\epsilon$ tối thiểu ( $\epsilon_{min}$ )	0.01

Cài đặt Q-Learning được hiển thị trong Bảng 3.3. Mô hình sử dụng tốc độ học chậm ( $\alpha$ ) là 0,1 để giá trị bảng Q thay đổi rất nhỏ qua từng tập và hệ số suy giảm điển hình ( $\gamma$ ) là 0,9 để kết quả từng tập được đánh giá có giá trị gần tương đương cho các tập trước đó cho phương trình Q-Learning (3.3) [22]. Phương trình này nhằm tối ưu hành động tiếp theo dựa trên giá trị của bước hiện tại. Cách tiếp cận tham lam động được triển khai trong phương trình (3.4) [23] để tính xác suất thăm dò ( $\epsilon$ ). Giá trị lớn hơn giữa giá trị  $\epsilon$  hoặc  $\epsilon$  tối thiểu nhất định của tập được sử dụng. Giá trị  $\epsilon$  trên mỗi tập được tính bằng cách lấy giá trị hàm mũ của hệ số phân rã âm nhân với tập thứ  $i$ . Do đó, giá trị  $\epsilon$  được sử dụng sẽ nằm trong khoảng từ 1 đến  $\epsilon_{min}$  (Phương trình (3.5) [23]). Phương pháp khám phá này sẽ bắt đầu quá trình đào tạo với nhiều giá trị hơn và kết thúc bằng việc có được nhiều kết quả hơn. Các giá trị của  $\epsilon$  được chọn là 0.01 nhằm đảm bảo tính ngẫu nhiên được lựa chọn ít từ đó tập trung kết quả dựa theo giá trị của bảng Q trong các tập trước đó.

$$Q(s_t, a_t) < (1 - \alpha)Q(s_t, a_t) + \alpha[r_{t+1} + \gamma \max_A Q(s_{t+1}, A)] \quad (3.3)$$

$$\varepsilon = \max(\varepsilon_{\min}, e^{-(\text{decay} * \text{episode}))} \quad (3.4)$$

$$s.t. \varepsilon_{\min} < \varepsilon < 1 \quad (3.5)$$

### 3.1.4 Thiết lập thử nghiệm

**Bảng 3. 4: Thiết lập UE**

Thiết lập số UE	Trung bình	Cao điểm
UE cho eMBB	[100, 200, 300, 400, 500]	
UE cho URLLC	500	1000
UE cho thoại	1000	500

Để chứng minh rằng mô hình Q-Learning có thể sử dụng băng thông trong nhiều tình huống khác nhau, số lượng UE tăng lên trong mạng giữa các bộ thử nghiệm khác nhau được hiển thị trong Bảng 3.4. Sự gia tăng của UE có thể cho thấy hiệu suất của mô hình từ hoạt động mạng nhàn rỗi đến hoạt động mạng bận rộn. Xem xét các nhóm thử nghiệm và được kiểm soát, các UE của lát mạng được nhắm mục tiêu, eMBB, tăng thêm 100 UE từ 100 UE lên 500 UE giữa các bộ thử nghiệm khác nhau. Các lát cắt mạng, URLLC và thoại được kiểm soát có số lượng UE cố định. Cấu hình UE với 500 UE URLLC và 1000 UE thoại được cấu hình cho trường hợp lưu lượng trung bình. Cấu hình UE với 1000 UE URLLC và 500 UE thoại được đặt cho trường hợp lưu lượng cao điểm. Để đánh giá mô hình và hiệu suất ở các mức độ cao điểm, đề án đã tiến hành chạy mô phỏng gồm 1000 tập trên tất cả năm bộ eMBB UE.

### 3.1.5 Đường cơ sở

**Bảng 3. 5: Thông số đường cơ sở**

Băng thông (%)	eMBB	URLLC	Thoại
Cân bằng	40	30	30
Tập trung vào eMBB	90	5	5

So với mô hình Q-Learning, hai bộ đường cơ sở phân bổ băng thông được tạo trong Bảng 3.5. Cấu hình Cân bằng phân bổ băng thông một cách công bằng giữa các

lát mạng và chỉ định thêm 10% băng thông cho lát eMBB vì eMBB được biết đến với yêu cầu lưu lượng truy cập cao hơn. Đường cơ sở còn lại, Tập trung vào eMBB, cung cấp 90% băng thông cho phần eMBB và hai phần mạng còn lại chia sẻ 10% băng thông còn lại để đáp ứng yêu cầu tối thiểu.

### 3.2 Công cụ mô phỏng

Đề án này sẽ xây dựng mô phỏng dựa trên Python để tái tạo một môi trường O-RAN bao gồm các thiết bị người dùng như hình 3.1. Sử dụng thuật toán Q-Learning chạy bằng Python để tương tác trực tiếp với môi trường mô phỏng. Ứng dụng để chạy mô phỏng

- SimPy [19]: Đây là một thư viện mở cho phép tạo và biểu diễn các biểu thức toán học phức tạp, giải các bài toán toán học, thực hiện các tính toán ký pháp số và phân tích các biểu thức toán học. Một môi trường lý tưởng để xử lý tuần tự các yêu cầu từ UE gửi đến các O-Cloud biên. Ngoài ra, một số tài nguyên dùng chung được cung cấp để triển khai hệ thống xếp hàng và chia sẻ băng thông. Tài nguyên ưu tiên được chọn để xếp hàng các yêu cầu kết nối UE bằng cách xem xét các mức độ ưu tiên khác nhau cho từng lát mạng và giải phóng chúng khi quá trình truyền kết thúc. Ví dụ: UE yêu cầu kết nối URLLC có thể kết nối với DU trước các loại yêu cầu khác. Vùng chứa, một loại tài nguyên dùng chung khác, được chọn để quản lý băng thông được chia sẻ liên tục, nơi có thể giám sát băng thông trung gian đang sử dụng và người dùng. Khung này cũng cung cấp các chức năng giám sát và từng bước để thực hiện hành động hoặc đọc trạng thái của UE hoặc O-Cloud bất kỳ lúc nào. RIC sau đó sử dụng rất nhiều chức năng giám sát và đóng vai trò là tác nhân trong Q-Learning để quan sát trạng thái và đáp ứng từ môi trường.
- OpenAI [20] tạo ra môi trường MDP trong đó tác nhân thực hiện hành động dựa trên các trạng thái của môi trường và môi trường sẽ cung cấp các trạng thái mới và đáp ứng trả lại cho tác nhân. Để tùy chỉnh các tham số Q-Learning, gói GYM [21] từ OpenAI được chọn vì nó cũng được viết

bằng Python. Gói GYM cung cấp khả năng tùy chỉnh từ các trạng thái, hành động và đáp ứng ban đầu để tạo lại mô hình Q-Learning MDP theo ý muốn.

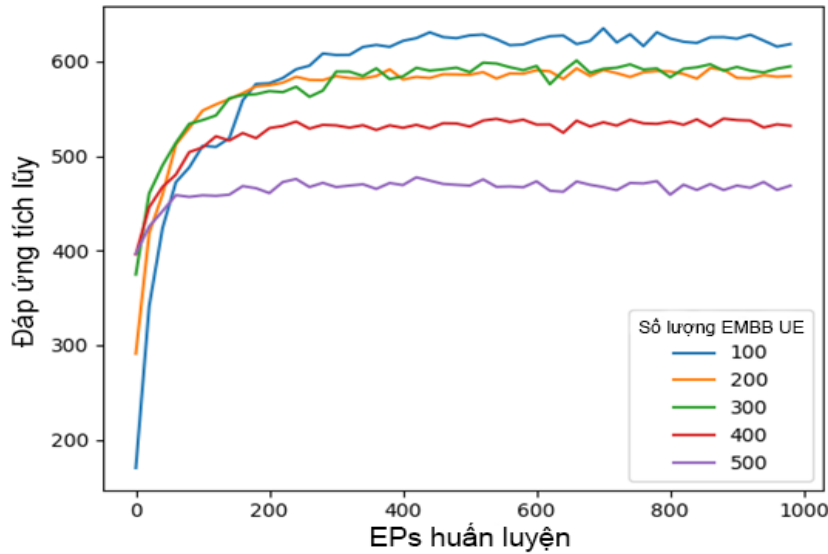
- Mô hình kết hợp: Các gói SimPy, GYM và OpenAI có thể xếp chồng và tương tác tốt với nhau vì chúng đều tuân theo thực hành Lập trình hướng đối tượng (OOP) được viết bằng Python. SimPy tạo môi trường mạng. GYM xác định trạng thái, hành động và đáp ứng ở mỗi dấu thời gian. OpenAI cung cấp môi trường thực hành Q-Learning cũng như cơ sở của các thuật toán học sâu khác, có thể được tích hợp trong tương lai. Như đã nêu ở trên, môi trường mạng đang chạy trong một nhóm gồm 7 bộ định tuyến bằng cách hình thành mạng có dạng lục giác. Có thể mở rộng kích thước của mạng vì các biến mạng đó là tập hợp đầu vào để tạo đối tượng của đơn vị logic trong mô phỏng.
- Matplotlib: Là một thư viện cài thêm để có thể xuất kết quả dưới dạng hình ảnh bởi kết quả sau khi chạy Q-Learning thường sẽ cho ra các bảng số liệu theo từng tập

Tổng kết lại, kịch bản mô phỏng đưa ra một mô hình tổ ong với 7 O-Cloud như Hình 3.1. Các tham số đầu vào được thiết lập trên PyCharm với tốc độ các thiết bị là ngẫu nhiên, dựa vào Bảng 3.2 để các O-Cloud xác định là loại thiết bị gì. Sử dụng thuật toán Q-Learning với 1000 lần huấn luyện để theo dõi sự thay đổi về băng thông được CU và các DU phân bổ cho từng thiết bị. Số lượng thiết bị người dùng được tăng dần trong hai trường hợp cụ thể là khi trung bình và khi cao điểm từ 100 thiết bị đến 500 thiết bị. Để so sánh hiệu quả sử dụng băng thông khi thực hiện mô phỏng sẽ xét việc phân bổ băng thông với hai đường cơ sở với mức băng thông được phân bổ tĩnh cho từng lát mạng lần lượt là 40% và 90% cho embb. Đối với urllc và thoại sẽ chia đều phần băng thông còn lại. Lượng băng thông yêu cầu với từng lát cho các đường cơ sở sẽ không thể vượt quá các mức quy định khi nhu cầu về băng thông tăng cao trong toàn mô hình mạng. Đồng thời, hai tham số về chất lượng dịch vụ được

đưa ra so sánh để làm rõ hơn về hiệu quả việc quản lý băng thông khi sử dụng Q-Learning.

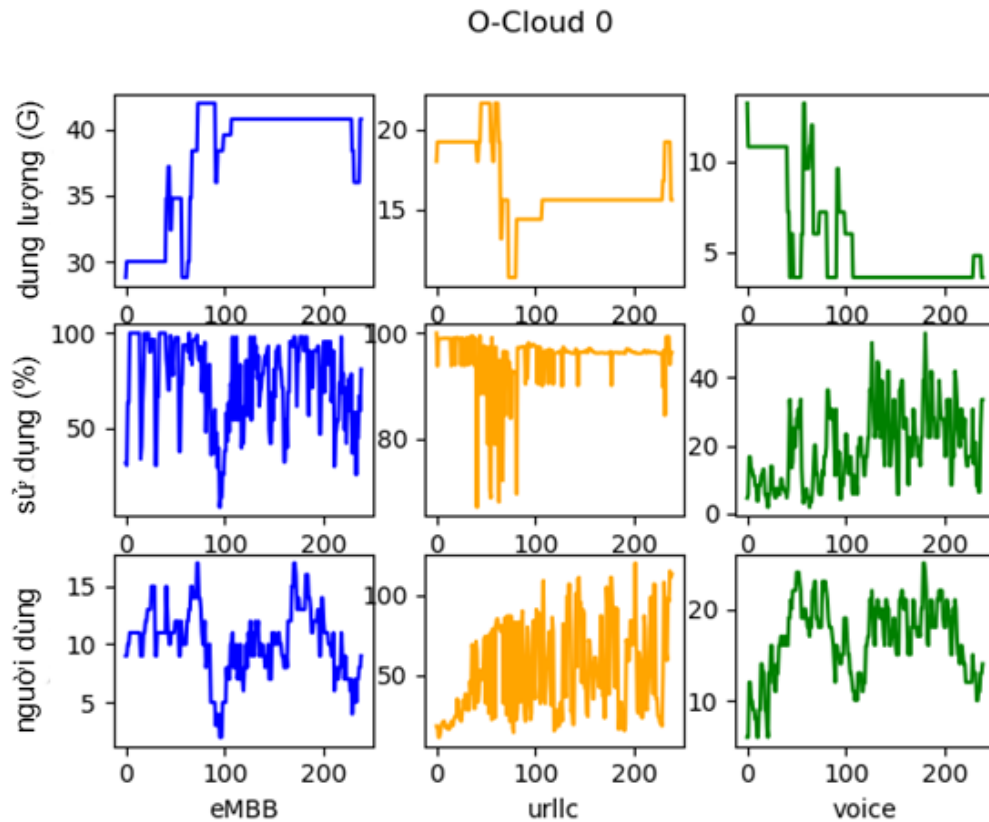
### 3.3 Thực hiện mô phỏng và đánh giá

#### 3.3.1 Thực hiện mô phỏng



**Hình 3. 2: Sự hội tụ đáp ứng trong quá trình học**

Hình 3.2 cho thấy đường cong học tập của các kịch bản eMBB khác nhau. Đường cong học tập được vẽ bằng cách tích lũy đáp ứng theo thời gian cho 1000 tập. Trong giai đoạn huấn luyện, đáp ứng tích lũy được ghi lại sau mỗi lần lặp và mất trung bình 50 lần lặp cho mỗi điểm dữ liệu. Năm đường cong học tập được vẽ để thể hiện kịch bản của từng người dùng eMBB. Giá trị Q tối ưu được tìm thấy trong khoảng 400 tập được hiển thị trong Hình 3.2, nơi các đường cong học tập hội tụ. Sự hội tụ của đáp ứng tích lũy chứng tỏ mô hình có thể học hỏi từ môi trường O-RAN mô phỏng. Vì vậy, mô hình đã sẵn sàng để tiến tới giai đoạn thử nghiệm. Giai đoạn thử nghiệm so sánh kết quả Q-Learning với đường cơ sở của cùng số lượng người dùng eMBB trong cùng một kịch bản. Như đã đề cập trong Bảng 3.5, đường cơ sở có băng thông tĩnh được phân bổ cho từng lát mạng. Thời lượng mô phỏng được đặt thành 120 giây để thu thập kết quả từ đường cơ sở và mô hình Q-Learning.



**Hình 3. 3: Phân bổ băng thông trong quá trình huấn luyện**

Để đánh giá xem mô hình Q-Learning được đề xuất có thể điều chỉnh theo các luồng lưu lượng thay đổi trong môi trường mạng mô phỏng hay không, Hình 3.3 là ảnh chụp nhanh từ mô phỏng đang chạy được tạo từ một trong các O-Cloud ở biên. Hình này hiển thị băng thông được phân bổ giữa các lát khác nhau, mức sử dụng hoặc nhu cầu băng thông thực tế của từng lát và số lượng người dùng trên mỗi lát. Số liệu thống kê của lát eMBB có màu xanh lam ở cột bên trái. URLLC có màu vàng ở cột giữa. Phần thoại có màu xanh lục ở cột bên phải.

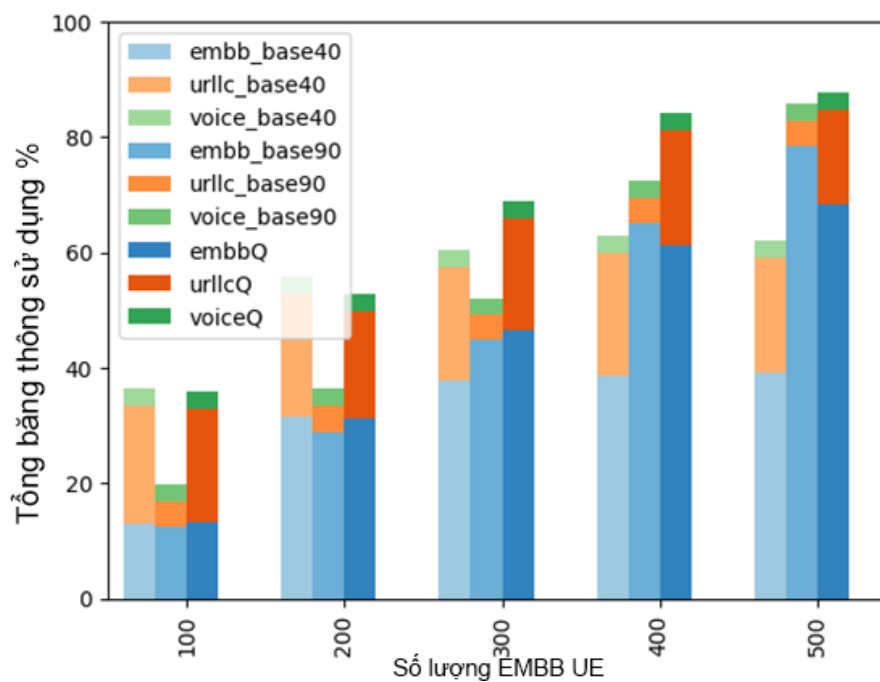
Hàng đầu tiên hiển thị dung lượng băng thông được phân bổ cho mỗi lát mạng. Phần eMBB được phân bổ nhiều băng thông hơn theo thời gian, trong khi phần URLLC và phần giọng nói nhận được ít băng thông hơn theo thời gian. Hàng thứ hai của hình hiển thị phần trăm mức sử dụng dựa trên băng thông được phân bổ. Việc tăng băng thông không làm giảm nhiều tỷ lệ sử dụng eMBB, nghĩa là thông lượng tăng lên cho mỗi UE. Hàng thứ ba là số lượng người dùng được kết nối với O-Cloud



cho mỗi lát, phản ánh nhu cầu lưu lượng của từng lát. Tỷ lệ phần trăm sử dụng tăng hoặc giảm tương ứng với sự thay đổi về số lượng người dùng.

### 3.3.2 Kết quả và phân tích

Trong kịch bản Lưu lượng trung bình, các tham số được kiểm soát là 1000 UE sử dụng Voice slice và 500 UE URLLC được đặt trong Bảng 3.4. Không có phần nào trong số hai phần mạng này dự kiến sẽ tiêu thụ nhiều băng thông hơn phần eMBB. Trong các hình dưới đây, chúng ta có lược đồ màu tiêu chuẩn cho từng lát mạng. eMBB có màu xanh lam, URLLC sử dụng màu cam và phần giọng nói hiển thị màu xanh lục. Trong phần sử dụng băng thông Hình 3.4, kết quả được nhóm theo số lượng người dùng eMBB từ trái sang phải. Trong mỗi nhóm, ba thanh từ trái sang phải biểu thị kết quả cơ bản cân bằng, kết quả eMBB Focus và kết quả Q-Learning.

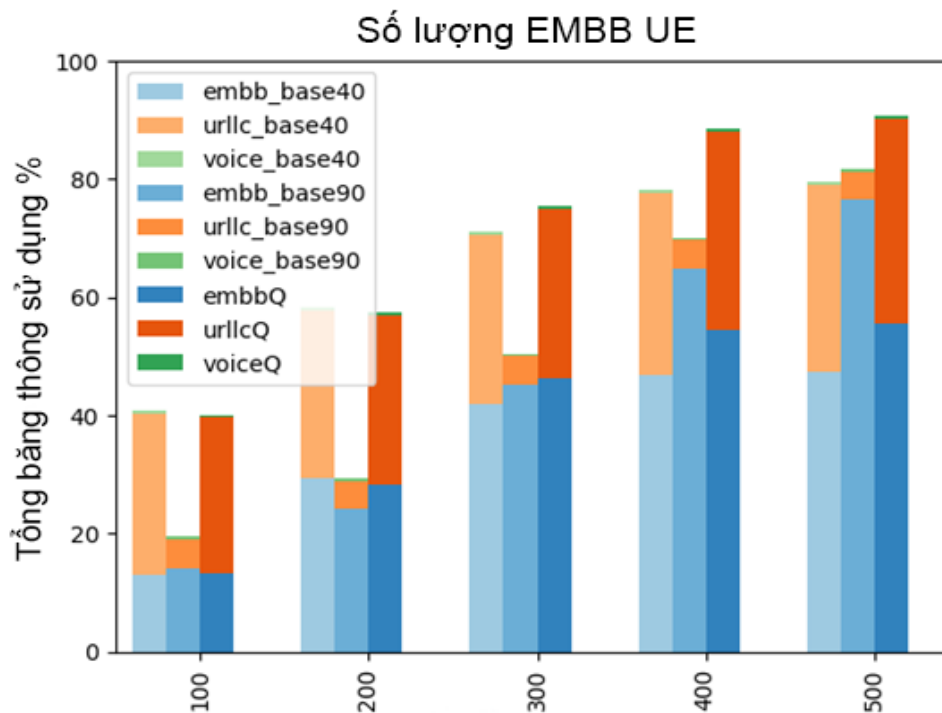


**Hình 3. 4: Băng thông sử dụng khi trung bình**

Đường cơ sở Cân bằng cho thấy rằng phân bổ tĩnh giới hạn băng thông eMBB ở giá trị nhất định trong khi một lượng lớn băng thông ở các phần khác không được sử dụng. Hình 3.4 minh họa rằng đường cơ sở cân bằng cung cấp đủ băng thông cho

người dùng 100, 200 và 300 eMBB trong cấu hình Lưu lượng cao. Tuy nhiên, cách tiếp cận bằng thông cân bằng tĩnh này không phù hợp với người dùng eMBB tăng cao hơn. Thông lượng eMBB đã đạt đến giới hạn băng thông 40% và không thể tăng thêm.

Sau khi thấy phần eMBB bị giới hạn băng thông tĩnh trong đường cơ sở cân bằng (embb\_base40, urlc\_base40 và voice\_base40 lần lượt là tỉ lệ băng thông cho đường cơ sở 40 của embb, urlc và thoại), đường cơ sở tập trung eMBB (embb\_base90, urlc\_base90 và voice\_base90 lần lượt là tỉ lệ băng thông cho đường cơ sở 90 của embb, urlc và thoại) sẽ cải thiện và chỉ định 90% băng thông cho eMBB vì các yêu cầu eMBB được cho là sẽ đòi hỏi băng thông trong mạng. Theo kết quả của kịch bản cơ sở này trong Hình 3.4, lát eMBB nhận đủ băng thông trong khi người dùng tăng số lượng eMBB. Tuy nhiên, sự đánh đổi là các lát mạng khác không thể yêu cầu thêm băng thông từ mạng, mặc dù lát eMBB có băng thông chưa được sử dụng trong các tình huống ít yêu cầu về lưu lượng hơn ở phía bên trái của Hình 3.4.



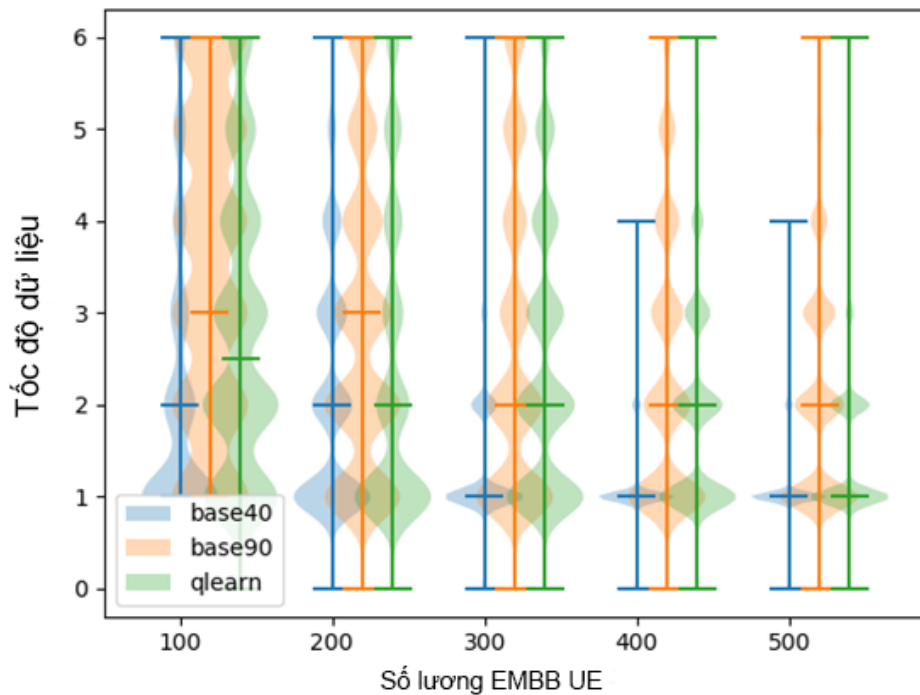
**Hình 3. 5: Băng thông sử dụng khi cao điểm**

Mặt khác, mô hình Q-Learning (embbQ, urllcQ và voiceQ lần lượt là tỉ lệ băng thông cho thuật toán Q-Learning của embb, urllc và thoại) có thể tự động gán các phần không sử dụng bổ sung từ các lát mạng khác cho lát eMBB trong khi yêu cầu eMBB tăng từ 100 người dùng lên 500 người dùng. Đồng thời, các lát khác có thể nhận đủ băng thông được phân bổ trong khi băng thông chưa sử dụng có sẵn trong mạng. Trong kịch bản có tối đa 500 người dùng eMBB, mô hình Q-Learning có thể cung cấp phân bổ băng thông hợp lý cho từng lát mạng bằng cách hy sinh một phần băng thông eMBB và chia sẻ nó với những người khác.

Khi số lượng eMBB UE thấp, đường cơ sở cân bằng, embb\_base40, có thể quản lý sự gia tăng nhu cầu URLLC cũng như mô hình Q-Learning. Tuy nhiên, đường cơ sở tập trung eMBB, embb\_base90, cung cấp phân bổ băng thông bảo hòa cho lát URLLC. Đúng như mong đợi, băng thông 5% được phân bổ cho URLLC được người dùng URLLC cao hơn sử dụng hoàn toàn trong cấu hình lưu lượng truy cập cao chỉ với 100 eMBB UE được hiển thị ở phía bên trái của Hình 3.5. Di chuyển về phía bên phải của Hình 3.5, đường cơ sở cân bằng không đủ để cung cấp đủ băng thông cho lát eMBB. Đường cơ sở tập trung eMBB không bao giờ nỗ lực nhiều hơn để chia sẻ băng thông tới lát URLLC. Mô hình Q-Learning cố gắng tìm ra sự công bằng trong việc chia sẻ băng thông giữa các lát URLLC và eMBB bằng cách hy sinh một số băng thông eMBB nhiều hơn cấu hình Lưu lượng trung bình.

Nhìn chung, kết quả từ trường hợp Lưu lượng truy cập cao đã nêu bật những khác biệt đã biết giữa hai đường cơ sở và mô hình Q-Learning. Mô hình Q-Learning có xu hướng coi trọng yếu tố cân bằng trong khi vẫn duy trì phân bổ băng thông cao trên lát eMBB mục tiêu.

Tốc độ dữ liệu UE và thời gian truyền (thời gian kết thúc) đối với các yêu cầu dữ liệu tĩnh là hai chỉ báo tốt thể hiện QoS và QoE của UE do giải pháp Q-Learning đề xuất của chúng tôi cung cấp. Trong phần sau, kết quả so sánh giữa hai đường cơ sở, đường cơ sở Cân bằng và tập trung eMBB cũng như phương pháp Q-Learning được đề xuất về mặt trải nghiệm của UE.



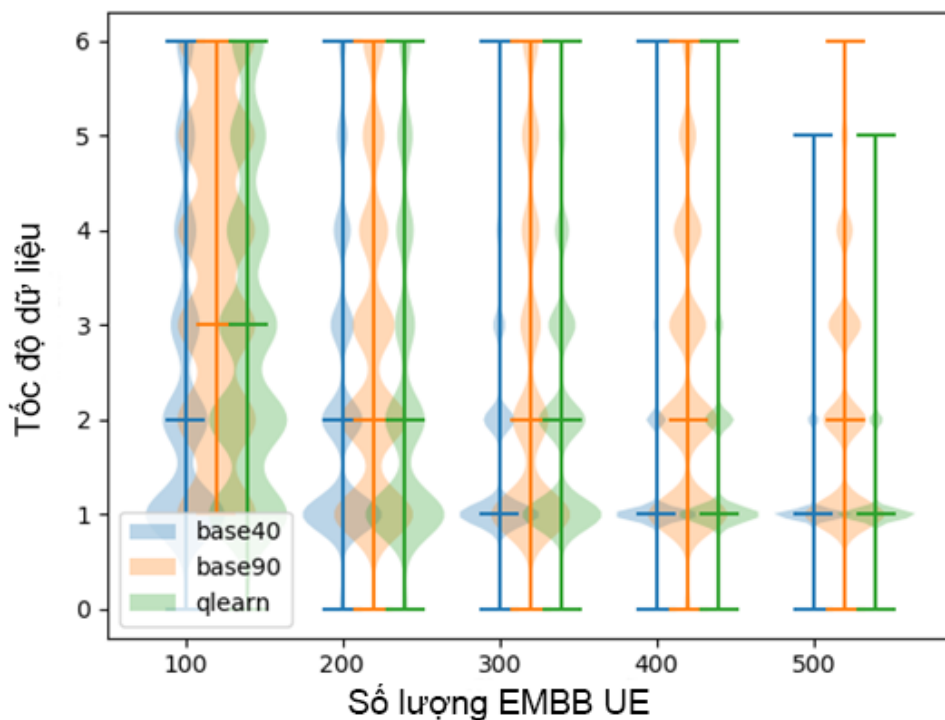
**Hình 3. 6: Tốc độ dữ liệu trung bình trường hợp lưu lượng trung bình**

Năm nhóm trong Hình 3.6 từ trái sang phải thể hiện sự gia tăng số người dùng eMBB trong thử nghiệm được chỉ định của chúng tôi. Ba thanh màu khác nhau trong mỗi nhóm có các nhãn sau, base40, base90 và qlearn. Nhãn base40 trong thanh màu xanh biểu thị kết quả cho đường cơ sở cân bằng vì nó chỉ định lát cắt eMBB với băng thông 40%. Thanh màu cam, base90, biểu thị kết quả của đường cơ sở tập trung eMBB. Đường kẻ màu xanh lá cây là kết quả của Q-Learning.

Hình 3.6 hiển thị phân bố tốc độ dữ liệu người dùng của mạng trong cấu hình Lưu lượng giữa. Biểu đồ vĩ cầm màu xanh từ đường cơ sở cân bằng cho thấy dân số ít hơn ở tốc độ dữ liệu cao hơn cả đường cơ sở tập trung eMBB và kết quả Q-Learning. Mặt khác, các đường kẻ của mô hình Q-Learning và đường cơ sở tập trung eMBB có kết quả tương tự về cả tốc độ dữ liệu tối đa (tốc độ cao nhất) và các quần thể phụ. Như phân tích được trình bày trong phần tốc độ dữ liệu UE ở trên, đường cơ sở tập trung eMBB, base90, có lượng dữ liệu tốc độ cao lớn hơn một chút so với mô hình Q-Learning vì mô hình Q-Learning chia sẻ một số băng thông với lát URLLC. Một

điều cần lưu ý trong Hình 3.6 là thanh ngang nhỏ trong biểu đồ là đường trung bình của phân bố dữ liệu. Đường cơ sở tập trung eMBB luôn có giá trị trung bình cao nhất so với hai mô hình còn lại. Giá trị trung bình của mô hình Q-Learning khác nhau giữa giá trị trung bình của hai đường cơ sở.

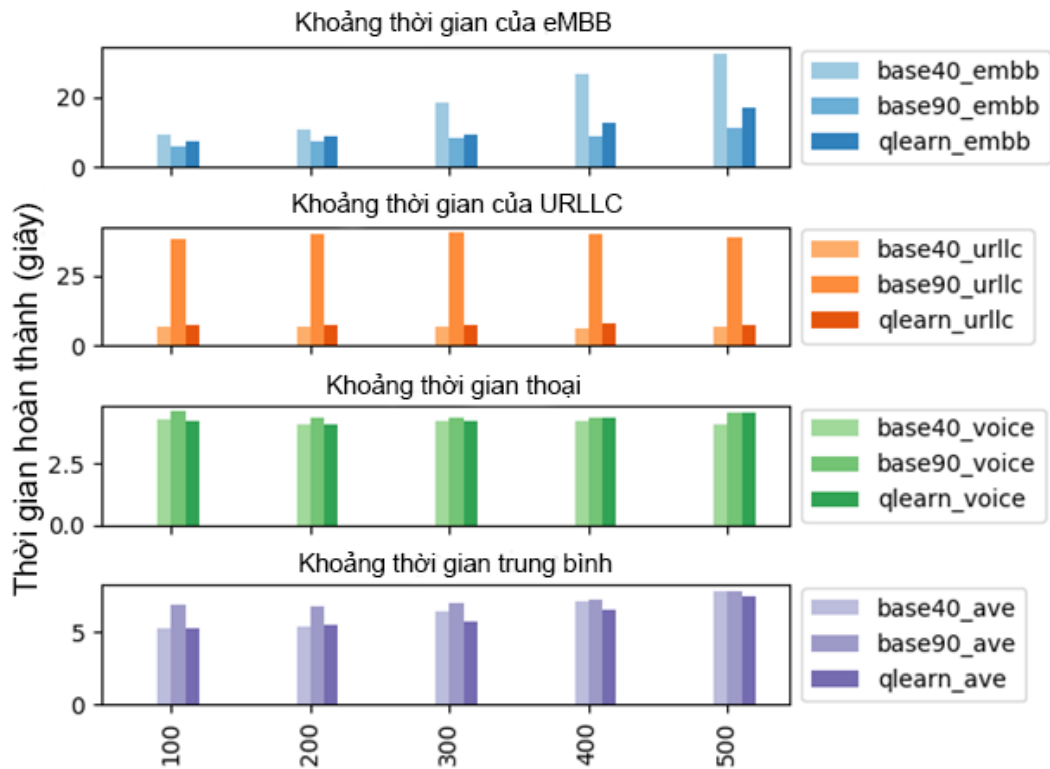
Kết quả Lưu lượng truy cập cao điểm được hiển thị trong Hình 3.7. Các kết quả cho thấy xu hướng tương tự là đường cơ sở cân bằng có hầu hết quần thể tốc độ dữ liệu ở phía dưới. Cơ sở tập trung eMBB cho thấy khả năng cung cấp QoS tốt cho người dùng eMBB bằng cách duy trì tốc độ cao nhất lên tới 500 người dùng eMBB và mức trung bình cao nhất trong số hai mô hình còn lại. Với nhu cầu URLLC cao hơn, tốc độ cao nhất và tốc độ trung bình trên Q-Learning hiện giảm xuống khi người dùng eMBB tăng lên.



**Hình 3. 7: Tốc độ dữ liệu trung bình trường hợp cao điểm**

Thời gian truyền là một chỉ số khác của QoE. Nói chung, nếu một mô hình có thể hoàn thành quá trình truyền nhanh hơn với cùng lượng dữ liệu mà UE yêu cầu thì mô hình đó sẽ cung cấp trải nghiệm tải xuống tốt hơn cho người dùng. Trong kết quả

sau, thời gian truyền được so sánh riêng lẻ trên các lát khác nhau và cũng được cộng lại thành tổng mức trung bình. Từ trái sang phải, chúng ta có 5 nhóm giống nhau bằng cách tăng 100 người dùng eMBB, bắt đầu từ 100 người dùng, như mô tả trong Bảng 3.4. Mỗi lát sử dụng cùng một màu như trong hình trên. eMBB có màu xanh lam, URLLC có màu cam và giọng nói có màu xanh lục. Màu tím mới được giới thiệu để thể hiện tổng thời gian truyền trung bình. Các thanh màu giống nhau từ sáng đến tối biểu thị đường cơ sở cân bằng, đường cơ sở tập trung eMBB và kết quả Q-Learning. Để so sánh kết quả một cách chính xác, yêu cầu dữ liệu sử dụng các giá trị tĩnh khác nhau tùy thuộc vào loại lát mạng của nó.



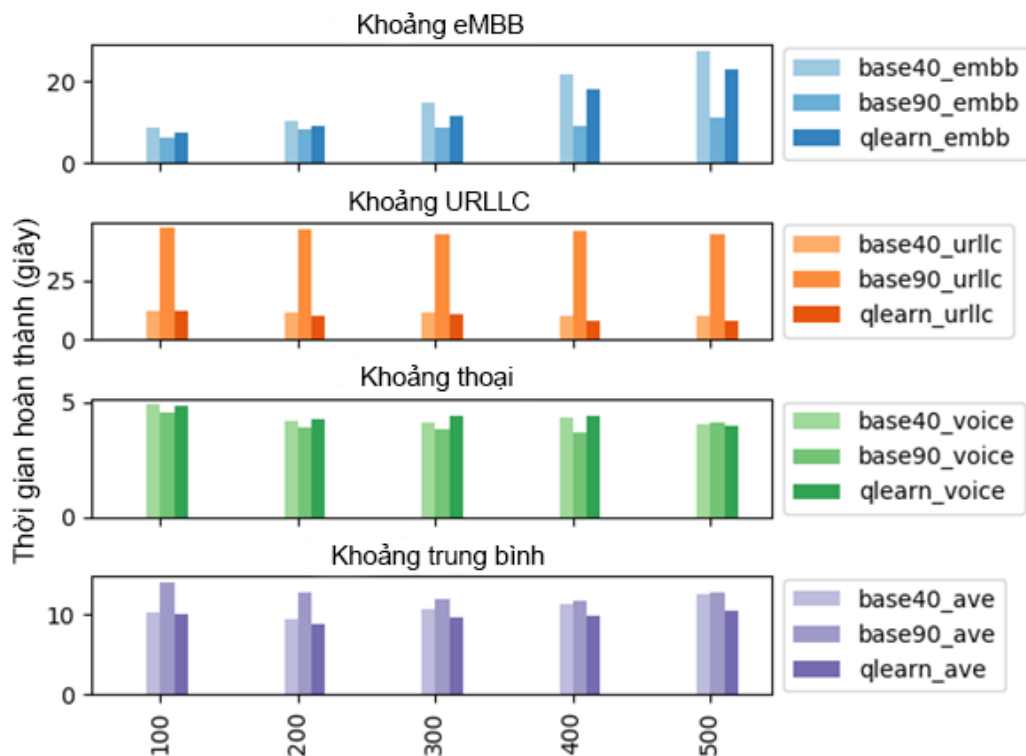
**Hình 3. 8: Thời gian truyền của UE khi lưu lượng trung bình**

Trong cấu hình lưu lượng trung bình, thời lượng yêu cầu eMBB có màu xanh lam tăng lên khi có nhiều người dùng eMBB tham gia mạng ở hàng trên cùng trong Hình 3.8. Thời gian truyền tăng chậm hơn trên đường cơ sở tập trung eMBB và mô hình Q-Learning so với đường cơ sở Cân bằng khi tăng số lượng người dùng eMBB giữa các đợt kiểm tra. Như đã nêu trước đó, Q-Learning được biết là chia sẻ nhiều

băng thông chưa sử dụng đến lát URLLC hơn eMBB. Vì Q-Learning có ít băng thông được phân bổ cho eMBB hơn nên thời gian truyền trên mô hình Q-learning cao hơn một chút so với đường cơ sở tập trung eMBB.

So sánh thời gian truyền của lát URLLC được hiển thị bằng màu cam, đường cơ sở cân bằng thực sự mất thời gian hoàn thành ngắn hơn so với Q-learning trong Hình 3.8. Ngược lại, đường cơ sở tập trung eMBB có hiệu suất kém nhất đáng kể trong việc hoàn thành quá trình truyền đối với cùng một lượng dữ liệu mà các UE URLLC yêu cầu so với hai mô hình còn lại. Hiệu suất không mong muốn này là do băng thông tối thiểu 5% được phân bổ cho lát URLLC.

Các thanh màu xanh lục ở hàng thứ ba trong Hình 3.8 hiển thị thời gian truyền của đoạn thoại. Đường cơ sở và mô hình Q-Learning có kết quả tương tự về thời gian truyền lưu lượng thoại. Hàng dưới cùng màu tím của Hình 3.8 là tổng đường truyền trung bình bất kể các lát mạng. Mô hình Q-Learning có thể hoàn thành quá trình truyền nhanh hơn hai đường cơ sở còn lại, đặc biệt khi tiếp cận 500 người dùng eMBB.



**Hình 3. 9: Thời gian truyền của UE khi lưu lượng cao điểm**

Trong cấu hình Lưu lượng cao điểm, thời gian truyền từ lát eMBB đến tổng thời gian trung bình trong Hình 3.9 theo cùng thứ tự trong Hình 3.8. Có thể thấy, đường cơ sở tập trung eMBB có thời gian truyền ngắn nhất do băng thông được phân bổ nhiều nhất cho việc sử dụng eMBB. Thời gian truyền eMBB tăng đáng kể đối với đường cơ sở cân bằng. Trong mô hình Q-Learning có màu xanh đậm, thời gian truyền eMBB tăng chậm hơn so với đường cơ sở Cân bằng nhưng nhanh hơn đường cơ sở tập trung eMBB. Ngược lại, đường cơ sở tập trung eMBB có thời gian truyền URLLC cao đáng kể với chỉ 100 eMBB UE trong mạng. Đường cơ sở cân bằng có thời gian truyền URLLC tính giữa số lượng eMBB UE khác nhau. Mô hình Q-Learning có thể cung cấp thời gian truyền URLLC ngắn nhất. Kết quả này minh họa sự cân bằng giữa thông lượng eMBB và thời gian truyền URLLC. Các thanh màu xanh biểu thị thời gian truyền của đoạn thoại. Các mô hình nhìn chung có kết quả tương tự. Cuối cùng, tổng thời lượng trung bình có màu tím cho thấy đường cơ sở cân bằng tăng chậm theo thời gian. Đường cơ sở tập trung eMBB hoạt động kém nhất với ít nhu cầu eMBB hơn. Mô hình học Q lại cung cấp thời gian truyền ngắn nhất.

### 3.3 Kết luận chương 3

Trong đề án, một mô hình Q-Learning được đề xuất để phân bổ động băng thông đường trung gian được chia sẻ giữa các lát mạng với khái niệm phân chia chức năng O-RAN hiện có. Để chứng minh điều này, một trình mô phỏng dựa trên Python được phát triển để tùy chỉnh môi trường Q-Learning và mạng di động biên 5G. Chuyển động của UE với các tốc độ khác nhau. Để ngăn UE vượt quá giới hạn và tăng thêm độ phức tạp cho việc mô phỏng và đánh giá, một cấu trúc đơn giản được đề xuất với liên kết nhiều O-Cloud, tạo thành dạng tổ ong gồm 7 O-Cloud và 6 O-Cloud biên bao quanh một O-Cloud cục bộ. Trình mô phỏng được viết bằng Python, vì hầu hết các thư viện cho DL mới nhất cũng được phát triển bằng Python. Môi trường để chạy thuật toán Q-Learning tùy chỉnh được triển khai trong gói python OpenAI và gym. Mô hình đã tuân thủ chặt chẽ các quy tắc của MDP. Bảng Q chứa số lượng UE và phần trăm băng thông của các lát mạng dưới dạng trạng thái và sự thay đổi phần trăm băng thông dưới dạng hành động. Đáp ứng được xây dựng dựa trên các khái niệm về



băng thông, mức sử dụng và ngưỡng tối thiểu. Bên cạnh đó, xét các yếu tố như tốc độ trung bình dữ liệu và thời gian truyền được xét đến với mục đích làm rõ khả năng phân bổ băng thông có hiệu quả không chỉ về mặt băng thông cấp cho từng thiết bị người dùng mà còn đảm bảo các yếu tố về chất lượng.

## KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ

Sau thời gian nghiên cứu và thực hiện đề án tốt nghiệp, các kết quả học viên đã đạt được như sau: Thứ nhất, giới thiệu tổng quan về lịch sử hình thành và phát triển của mạng truy nhập vô tuyến băng, sự ra đời của O-RAN như một lễ tất yếu phục vụ cho 5G khi các công nghệ ảo hóa thành phần và chức năng mạng ngày càng phát triển, hoàn thiện; Thứ hai, sự phát triển của trí tuệ nhân tạo với các thuật toán học máy, học sâu áp dụng trong các bài toán tối ưu, quản lý và giám sát tài nguyên mạng là một trong những điều rất được quan tâm; Thứ ba, đề án đã xây dựng một mô hình mạng O-RAN cơ bản để thực hiện mô phỏng trong hai trường hợp trung bình và cao điểm giúp thấy rõ khả năng phân bổ băng thông linh hoạt, đảm bảo cân bằng và tối ưu hơn khi có sự thay đổi số lượng thiết bị người dùng trong mạng.

Để thực hiện mô phỏng, đề án đã sử dụng Pycharm cùng các mã nguồn mở, các gói GYM và SymPy cũng như Open AI để hỗ trợ tạo môi trường mô phỏng đúng với yêu cầu đặt ra ban đầu. Bên cạnh đó là thư viện Matplotlib để thể hiện kết quả bằng hình ảnh trực quan thay cho các trường số liệu.

Hướng phát triển của đề án là việc sử dụng thêm nhiều các đường cơ sở khác để có thêm sự so sánh và đánh giá khả năng phân bổ băng thông có tối ưu hơn so với nhiều các phương pháp đang có hiện nay không. Bên cạnh đó, các yếu tố để đánh giá sự hiệu quả theo QoS hay QoE là rất nhiều nên có thể tích hợp cùng để xét trong nhiều các trường hợp phức tạp hơn... Với mã nguồn mở và dễ dàng trong cài đặt các gói hỗ trợ có thể mở rộng đề án trong các bài toán cho các tài nguyên khác hoặc kết hợp xét nhiều yếu tố trong cùng một kịch bản. Ngoài ra, sử dụng kết hợp nhiều các thuật toán khác nhau trong học máy cũng đem lại hiệu quả trong các quyết định cho hệ thống trong quá trình triển khai sau này.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

### Tài liệu Tiếng Anh

- [1] 5G Americas, “Transition Toward Open and Interoperable Networks,” A 5G Americas White Paper, 2020.
- [2] K. Faisal, “C-RAN vs Cloud RAN vs vRAN vs O-RAN vs traditional RAN guide!” Apr 2021.
- [3] P. Popovski, K. F. Trillingsgaard, O. Simeone, and G. Durisi, “5G Wireless Network Slicing for eMBB, URLLC, and mMTC: A Communication-Theoretic View,” in IEEE Access, vol. 6, 2018, pp. 55 765–55 779.
- [4] E. Mohyeldin, “Minimum Technical Performance Requirements for IMT-2020 radio interface(s) ITU-R Workshop on IMT-2020 terrestrial radio interfaces,” 2017. Link: [https://www.itu.int/en/ITU-R/study-groups/rsg5/rwp5d/ imt-2020/Documents/S01-1 Requirements% 20for% 20IMT-2020 Rev.pdf](https://www.itu.int/en/ITU-R/study-groups/rsg5/rwp5d/imt-2020/Documents/S01-1%20Requirements%20for%20IMT-2020%20Rev.pdf)
- [5] X. Ge, “Ultra-Reliable Low-Latency Communications in Autonomous Vehicular Networks,” in IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 68, no. 5, 2019, pp. 5005–5016.
- [6] A. Söderlund, G. Foglander, R. Laczko, and S. B. Muiño, “Exploring new centralized RAN and fronthaul opportunities,” Ericsson Blog, May 2021. Link: <https://www.ericsson.com/en/blog/2021/5/ exploring-new-centralized-ran-and-fronthaul-opportunities>
- [7] O-RAN Working Group 5, “NR C-plane profile”
- [8] O-RAN Working Group 5, “NR U-plane profile”
- [9] O-RAN Working Group 5, “O1 interface specification for O-CU-CP and O-CU-UP”
- [10] O-RAN Working Group 5, “O1 interface specification for O-DU”
- [11] O-RAN Working Group 1, Architecture Task Group, “O-RAN Architecture Description”
- [12] O-RAN Working Group 1, Network Slicing Task Group, “O-RAN Slicing Architecture”

- [13] J. S. Seybold, “12.5.1,” in Introduction to RF propagation. Wiley, 2005, p. 292.
- [14] C. Shannon, “Communication in the presence of noise,” in Proceedings of the IRE, vol. 37, no. 1, 1949, pp. 10–21.
- [15] M. Elsayed and M. Erol-Kantarci, “AI-Enabled radio resource allocation in 5G for URLLC and eMBB users,” in 2019 IEEE 2nd 5G World Forum (5GWF), 2019, pp. 590–595.
- [16] Y. Sun, Y. Wang, H. Yu, B. Guo, and X. Zhang, “A learning-based bandwidth resource allocation method in sliced 5G C-RAN,” in 2019 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps). IEEE, 2019, pp. 1–5
- [17] T. Bai and R. W. Heath, “Coverage and Rate Analysis for Millimeter-Wave Cellular Networks,” IEEE Transactions on Wireless Communications, vol. 14, no. 2, pp. 1100–1114, 2015.

#### **Trang web**

- [18] “Open - RAN: Hệ thống mạng truy cập vô tuyến mở”, 2021. Link: <https://rfd.gov.vn/UserControls/Publishing/News/BinhLuan/pFormPrint.aspx?UrlListProcess=/content/tintuc/Lists/News&ListId=&SiteId=&ItemID=2908&SiteRootID=&isEn=False>
- [19] “Discrete event simulation for Python,” SimPy, 2020. Link: <https://simpy.readthedocs.io/en/latest/>
- [20] “Build next-gen apps with OpenAI’s powerful models,” OpenAI, 2022. Link: <https://openai.com/api/>
- [21] “Gym is a standard API for reinforcement learning, and a diverse collection of reference environments,” Gym Documentation. [Online]. Available: <https://www.gymnasium.dev/>
- [22] R. S. Sutton, F. Bach, and A. G. Barto, Reinforcement Learning: An Introduction, 2nd ed. MIT Press Ltd, 2018. Available: <http://bookdraft2016sep.pdf> (incompleteideas.net)

- [23] Prabhath Reddy Gujavarthi: “FDQN: A Flexible Deep Q-Network Framework for Game Automation” . Available: <https://arxiv.org/pdf/2405.18761>