

HỌC VIỆN CÔNG NGHỆ BƯU CHÍNH VIỄN THÔNG



PHAN HOÀNG TIẾN

# **KHẢO SÁT ĐIỀU KHIỂN CHẤP NHẬN DỊCH VỤ TRONG MẠNG 5G**

**LUẬN VĂN THẠC SĨ KỸ THUẬT**

*(Theo định hướng ứng dụng)*

Hà Nội - 2019

HỌC VIỆN CÔNG NGHỆ BƯU CHÍNH VIỄN THÔNG



PHAN HOÀNG TIẾN

# **KHẢO SÁT ĐIỀU KHIỂN CHẤP NHẬN DỊCH VỤ TRONG MẠNG 5G**

CHUYÊN NGÀNH: HỆ THỐNG THÔNG TIN

MÃ SỐ : 8.48.01.04

**LUẬN VĂN THẠC SĨ KỸ THUẬT**

*(Theo định hướng ứng dụng)*

**NGƯỜI HƯỚNG DẪN KHÓA HỌC: TS. NGUYỄN VĂN THỦY**

Hà Nội - 2019

## **LỜI CAM ĐOAN**

Tôi xin cam đoan, luận văn này là công trình nghiên cứu khoa học thực thụ của cá nhân, được thực hiện dưới sự hướng dẫn khoa học của TS. Nguyễn Văn Thủy.

Các số liệu, kết quả nghiên cứu và kết luận được trình bày trong luận văn là trung thực và chưa được công bố dưới bất kỳ hình thức nào.

Tôi xin chịu trách nhiệm về công trình nghiên cứu của mình

Học viên

Phan Hoàng Tiến

## LỜI CẢM ƠN

Lời đầu tiên, tôi xin chân thành cảm ơn TS. Nguyễn Văn Thủy – Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông, người đã trực tiếp hướng dẫn tôi thực hiện luận văn. Với sự hướng dẫn cung cấp tài liệu, động viên của Thầy đã giúp tôi vượt qua nhiều khó khăn về chuyên môn trong suốt quá trình thực hiện luận văn.

Tôi xin chân thành cảm ơn Ban Giám đốc, Ban Chủ nhiệm Khoa Sau Đại học và Khoa Công nghệ Thông tin, cùng các Thầy, Cô đã giảng dạy và quản lý đào tạo trong suốt hai năm theo học tại Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông.

Tôi xin chân thành cảm ơn Hội đồng chấm đề cương đã góp ý cho đề cương luận văn.

Cuối cùng, tôi xin cảm ơn gia đình, các đồng nghiệp, bạn bè tại Tổng công ty viễn thông MobiFone đã động viên, tạo điều kiện cho tôi trong suốt hai năm học tập và nghiên cứu.

Xin chân thành cảm ơn!

## MỤC LỤC

LỜI CAM ĐOAN .....	i
LỜI CẢM ƠN .....	ii
DANH MỤC CÁC KÝ HIỆU, CÁC TỪ VIẾT TẮT.....	v
DANH MỤC CÁC HÌNH VẼ .....	ix
DANH MỤC CÁC BẢNG .....	xi
MỞ ĐẦU.....	1
CHƯƠNG 1: CƠ SỞ LÝ LUẬN .....	6
1.1. Hệ thống mạng tự tổ chức SON.....	6
1.1.1. Định nghĩa .....	6
1.1.2. Cấu trúc .....	8
1.1.3. Các chức năng tự làm việc .....	10
1.1.4. Đặc điểm .....	11
1.2. Kỹ thuật trí thông minh nhân tạo cho mạng HetNet.....	13
1.2.1. Học máy .....	13
1.2.2. Thuật toán lấy cảm hứng từ sinh học .....	18
1.3. Kết luận chương.....	21
CHƯƠNG 2: PHƯƠNG PHÁP CHẤP NHẬN DỊCH VỤ TRONG MẠNG 5G .....	22
2.1. Điều khiển dịch vụ cho các mạng truy cập vô tuyến.....	22
2.1.1. Kiểm soát điều khiển nhập cell nhiều người dùng.....	23
2.1.2. Kết quả thuật toán .....	24
2.1.3. Đánh giá hiệu quả.....	26
2.2. Điều khiển chấp nhận dịch vụ trong mạng 5G .....	31
2.2.1. Học tập được giám sát.....	31
2.2.2. Học tập không được giám sát (Fuzzy Q-learning).....	34
2.3. Kết luận chương.....	41
CHƯƠNG 3: ĐÁNH GIÁ, CÀI ĐẶT, THỬ NGHIỆM.....	42
3.1. Đánh giá.....	42

3.2. Cài đặt MatLab .....	43
3.3. Thử nghiệm .....	44
3.3.1. Mô phỏng giả lập mạng .....	44
3.3.2. Thuật toán Fuzzy Q-Learning .....	44
3.4. Kết luận chương .....	53
KẾT LUẬN.....	54
DANH MỤC TÀI LIỆU THAM KHẢO.....	55

## DANH MỤC CÁC KÝ HIỆU, CÁC TỪ VIẾT TẮT

Từ viết tắt	Tiếng Anh	Tiếng việt
2/3/4/5G	Second/Third/Fourth/Fifth Generation	Thế hệ mạng 2/3/4/5
3GPP	3 <sup>rd</sup> Generation Partnership Project	Dự án hợp tác thế hệ thứ 3
AC	Admission Control	Kiểm soát nhập cell
AI	Artificial Intelligence	Trí tuệ nhân tạo
CAPEX	Capital Expenditure	Chi phí vốn
DoF	Degrees of Freedom	Độ tự do
E-RAB	Evolved-Radio Access Bearer	Phát triển truy cập vô tuyến
FIS	Fuzzy Inference System	Hệ thống suy luận mờ
FQL	Fuzzy Q-Learning	Học tăng cường mờ
GA	Genetic Algorithm	Thuật toán di truyền
GWCN	Gateway Core Network	Mạng lõi theo cổng
HeNB	Home evolved NodeB	Trang chủ phát triển NodeB
HetNets	Heterogeneous Networks	Mạng không đồng nhất
HSPA	High-Speed Packet Access	Truy cập gói tốc độ cao
KPI	Key Performance Indicator	Chỉ số hoạt động quan trọng
LOS	Line-Of-Sight	Đường ngắm
LTE	Long Term Evolution	Sự phát triển dài hạn
OMC	Operation and Management Center	Trung tâm điều hành và quản lý
OPEX	Operational Expenditure	Chi phí hoạt động
MDP	Markov Decision Process	Quy trình quyết định của Markov
ML	Machine Learning	Học máy
MNO	Mobile Network Operator	Nhà khai vận hành mạng di động
MOCN	Multi-Operator Core Network	Mạng lõi nhiều nhà khai thác

<b>Từ viết tắt</b>	<b>Tiếng Anh</b>	<b>Tiếng việt</b>
NGMN	Next Generation Mobile Networks	Mạng di động thế hệ tiếp theo
NLOS	No Line-Of-Sight	Tầm nhìn xa và gần là đường truyền vô tuyến qua một đường bị cản trở một phần
QoS	Quality of Service	Chất lượng dịch vụ
Q-Value	Quality Value	Giá trị chất lượng
RAB	Radio Access Bearer	Chuyển dữ liệu người dùng trong truy cập vô tuyến
RAN	Radio Access Network	Mạng truy cập vô tuyến
RAT	Radio Access Technology	Công nghệ truy cập vô tuyến
RB	Resource Block	Khối tài nguyên
RF	Radio Frequency	Tần số vô tuyến
RL	Reinforcement Learning	Học tăng cường
SAGBR	Scenario Aggregated Guaranteed Bit Rate	Tỷ lệ bit được đảm bảo tổng hợp theo kịch bản
SDN	Software Defined Network	Phần mềm xác định mạng
SLA	Service Level Agreement	Thỏa thuận cấp độ dịch vụ
SOCRATES	Self-Organizing Computational subStRATES	Các tổ chức tính toán tự tổ chức
SON	Self-Organizing Networks	Hệ thống mạng tự tổ chức
UE	User Equipment	Thiết bị người dùng
UMTS	Universal Mobile Telecommunications System	Hệ thống viễn thông di động toàn cầu
WP	Work Package	Gói công việc



Ký hiệu	Tiếng Anh	Tiếng Việt
$a_i$	Specific action for the $i$ -th rule	Hành động cụ thể cho nguyên tắc thứ $i$
$a(t)$	Global action to be executed	Hành động toàn cầu sẽ được thực thi
$C(s)$	Nominal capacity share of the $s$ -th tenant	Chia sẻ năng lực của người dùng thứ $s$
$D$	Inter-Site Distance	Khoảng cách giữa các trang web
$F$	Frequency	Tần số
$G$	Base station antenna gain	Tăng ăng ten trạm gốc
$N$	Number of cells	Số lượng tế bào
$P(s^0/s, a)$	State transition probability	Xác suất chuyển trạng thái
$P_{block}(T_i)$	Blocking probability of the tenant $T_i$	Xác suất chặn của người dùng $T_i$
$P_r$	Cumulative-time system failure probability	Xác suất lỗi thời gian tích lũy
$P_t$	Transmitted power per RB	Công suất truyền trên mỗi RB
$q[i, j]$	Associated $q$ -value to the rule $i$ and action $j$	Liên kết giá trị $q$ với quy tắc $i$ và hành động $j$
$Q(s, a)$	$Q$ -value for the state $s$ and action $a$	Giá trị $Q$ cho trạng thái $s$ và hành động $a$
$r(t)$	Total reinforcement signal	Tổng tín hiệu cốt thép
$\hat{r}(n)$	Estimated bit rate per RB	Tốc độ bit ước tính trên mỗi RB
$R_{req}$	Required bit rate	Tốc độ bit cần thiết
$S$	Number of tenants	Số người dùng
$V_t(s(t+1))$	Value of the new transitioned state	Giá trị của trạng thái chuyển đổi mới
$\alpha_i(s(t))$	Activation function for the $i$ -th rule	Chức năng kích hoạt cho quy tắc thứ $i$
$\Gamma$	Discount factor	Yếu tố giảm
$\Delta C(s, n)$	Variable that considers the possible unused capacity left by other tenants	Biến xem xét khả năng không sử dụng có thể có của những người dùng khác
$\Delta C_b(s, n)$	Variable that ensures capacity share balance across all the cells	Biến đảm bảo cân bằng chia sẻ dung lượng trên tất cả các ô

Ký hiệu	Tiếng Anh	Tiếng Việt
$\Delta C_e(s,n)$	Extra capacity which is available for the $s$ -th tenant in the $n$ -th cell	Khả năng bổ sung có sẵn cho người dùng thứ $s$ trong ô thứ $n$
$\Delta Q$	Error signal between consecutive $Q$ -functions	Tín hiệu lỗi giữa các chức năng $Q$ liên tiếp
$\Delta \rho$	Estimated number of RBs required by the newly admitted RAB	Số lượng RB ước tính theo yêu cầu của RAB mới được thừa nhận
$H$	Learning rate	Tỷ lệ học
$\lambda$	Session arrival rate	Tỷ lệ đến phiên
$\mu_A$	Degree of truth of a fuzzy set $A$	Mức độ đúng của tập $A$ mờ
$\mu_{ij}(x_j(t))$	Membership function value for the $i$ -th rule and $j$ -th input	Giá trị thành viên cho quy tắc thứ $i$ và đầu vào thứ $j$
$\pi(s)$	Optimal Q-Learning policy for a given state $s$	Chính sách Q-Learning tối ưu cho trạng thái $s$
$\rho(n)$	Number of available RBs in the $n$ -th cell	Số lượng RB có sẵn trong ô thứ $n$
$\rho_G(s^0,n)$	Average number of RBs assigned to the RABs of the $s$ -th tenant	Số RB trung bình được gán cho RAB của người dùng thứ $s$
$\rho(n)\alpha_{th}(n)$	Cell-level AC threshold	Ngưỡng AC cấp độ tế bào
$\Sigma$	Shadowing standard deviation	Độ lệch chuẩn

## DANH MỤC CÁC HÌNH VẼ

Hình 1.1: Minh Họa mạng HetNets [6].....	7
Hình 1.2: Tác động của các chức năng SON đến quy trình vận hành không dây điện hình [6] .....	7
Hình 1.3: Bốn cấp độ thực hiện SON [6].....	9
Hình 1.4: Trao đổi giữa các kiến trúc SON được đề xuất [6] .....	9
Hình 1.5: Các chức năng tự làm việc cho HetNets [20] .....	11
Hình 1.6: Lược đồ tối ưu hóa dựa trên học máy trong HetNets [20].....	15
Hình 1.7: (a) Quy trình (MDP) và (b) Q-Learning [11].....	15
Hình 1.8: (a) Kiến trúc lai SON cho CCO, Phân phối SINR mạng mô phỏng theo các thay đổi đột ngột (b) Để được tối ưu hóa và (c) Tối ưu hóa [7] .....	18
Hình 1.9: Luồng tối ưu hóa thuật toán di truyền (GA) cho HetNets [20] .....	19
Hình 1.10: Ánh xạ nhiệm sắc thể Gas để lựa chọn mạng và kênh [9] .....	20
Hình 1.11: Quy trình trao đổi chéo 2 điểm để tạo ra nhiệm sắc thể con [9] .....	20
Hình 2.1: (a) Mạng lõi nhiều nhà khai thác và (b) Mạng lõi công [24] .....	22
Hình 2.2: Tăng tốc độ bit tổng hợp thu được bởi (a) T1 và (b) T2, liên quan đến trường hợp tham chiếu $\Delta C(s,n) = 0$ .....	27
Hình 2.3: Tốc độ bit tổng hợp và xác suất chặn thu được của mỗi Tenant với lưu lượng truy cập A.....	29
Hình 2.4: Tốc độ bit thu được của mỗi Tenant trong mỗi ô và trong toàn bộ kịch bản có kết hợp lưu lượng truy cập B.....	30
Hình 2.5: Xác suất chặn thu được của mỗi Tenant trong mỗi ô và trong toàn bộ kịch bản có kết hợp lưu lượng truy cập B.....	30
Hình 2.6: Tốc độ bit tổng hợp thu được của từng Tenant.....	31
Hình 2.7: Kỹ thuật phân cụm trừ (Bán kính cụm ảnh hưởng = 0,65).....	33
Hình 2.8: Đề án học máy có giám sát nhằm khai thác kiến thức $\Delta C(s,n)$ .....	33
Hình 2.9: $\Delta C(s,n)$ như là một chức năng của T1 được cung cấp (Mb/s) trong cả hai cell .....	34

Hình 2.10: Hình dạng hàm thành viên (Matlab Fuzzy Logic Toolbox™) .....	35
Hình 2.11: Minh họa Logic mờ cho HetNets [20] .....	36
Hình 2.12: Kiến trúc của thủ tục tự tối ưu hóa đề xuất.....	39
Hình 2.13: Sơ đồ khối của hệ thống nhiều mờ.....	41
Hình 3.1: Công nghệ mạng phần mềm trong kiến trúc tổng thể 5G .....	42
Hình 3.2: Chức năng thành phần mờ .....	45
Hình 3.3: Tín hiệu tăng cường .....	47
Hình 3.4: Tín hiệu gia cố mô phỏng sau 500 epochs.....	49
Hình 3.5: Tiến hóa giá trị q cho quy tắc 14.....	50
Hình 3.6: Tiến hóa giá trị q cho quy tắc 32.....	50
Hình 3.7: Tiến hóa giá trị q cho quy tắc 41.....	51
Hình 3.8: Xác suất chặn trên mỗi ô và đối tượng thuê trong giai đoạn khai thác thăm dò (hệ số tham lam ban đầu = 0.9) .....	52
Hình 3.9: Xác suất chặn trên mỗi ô trong khai thác (hệ số tham lam cố định = 0) và giai đoạn khai thác thăm dò (hệ số tham lam ban đầu = 0.9) .....	52

## DANH MỤC CÁC BẢNG

Bảng 2.1: Thông số mô phỏng .....	26
Bảng 2.2: Hỗn hợp lưu lượng được chọn cho Tenant 1 .....	28
Bảng 2.3: Hỗn hợp lưu lượng được chọn cho Tenant 2 .....	28
Bảng 3.1: Thông số tín hiệu cốt thép .....	46
Bảng 3.2: Tối ưu hóa các tham số .....	49
Bảng 3.3: Cơ sở quy tắc suy luận mờ có được bởi Q-Learning .....	51
Bảng 3.4: Xác suất chặn (ô 1) trong trường hợp tham chiếu, khai thác thăm dò (hệ số tham lam = 0,9) và giai đoạn khai thác (hệ số tham lam cố định = 0) .....	53
Bảng 3.5: Xác suất chặn (ô 2) trong trường hợp tham chiếu, khai thác thăm dò (hệ số tham lam = 0,9) và giai đoạn khai thác (hệ số tham lam cố định = 0) .....	53

## MỞ ĐẦU

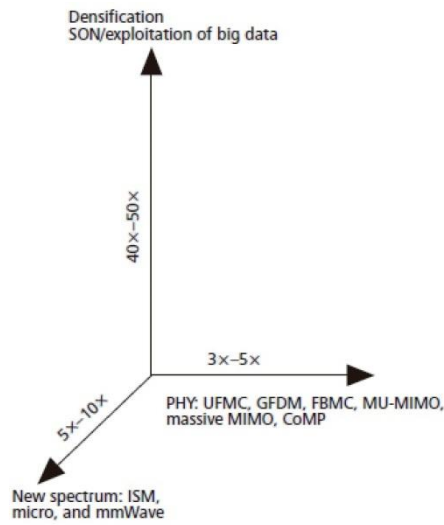
### 1. Lý do chọn đề tài

Với nhu cầu sử dụng mạng không dây không ngừng gia tăng như hiện nay các nhà mạng viễn thông luôn cải tiến và áp dụng các mô hình mạng tiên tiến để đáp ứng nhu cầu sử dụng mạng không dây của người dùng. Nếu mạng 1G là hệ thống thông tin di động không dây cơ bản đầu tiên trên thế giới vào khoảng thập niên 80, đã làm thay đổi thế giới trong việc kết nối thông tin giữa người với người, thì mạng 5G là thế hệ mới của hệ thống thông tin di động được kỳ vọng áp dụng vào năm 2020 với khoảng 8 tỷ lượt sử dụng trên thế giới [1]. Ngày nay, nhờ sự tăng trưởng vượt bậc của các thiết bị thông minh và sự ra đời của Internet vạn vật (IoT), mạng 5G được hướng đến kết nối mọi vật với nhau. Không như các mạng di động thế hệ trước, mạng 5G được thiết kế dựa trên tập hợp các công nghệ mới có hiệu năng cao và để tối ưu theo các chỉ số hiệu suất (KPIs). Cụ thể, theo góc nhìn của nhà vận hành, các chỉ số KPIs được xem xét là: hiệu năng mạng, chất lượng dịch vụ (QoS), chi tiêu vốn (CAPEX) và chi phí hoạt động (OPEX). Mặt khác, theo góc nhìn của người tiêu dùng các chỉ số KPIs chủ yếu gồm: kết nối liền mạch, độ trễ không đáng kể và chi phí dịch vụ thấp.

Đề tài “Khảo sát điều khiển chấp nhận dịch vụ trong mạng 5G” nhằm nghiên cứu và thử nghiệm các kỹ thuật, thuật toán tự tối ưu chấp nhận dịch vụ trong việc nâng cao hiệu năng trong mạng 5G.

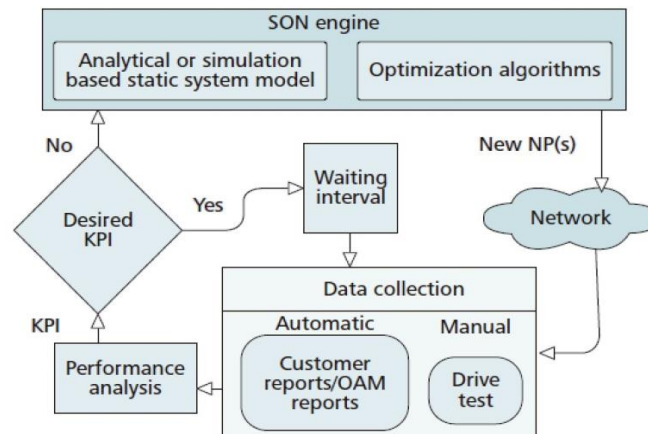
### 2. Tổng quan về vấn đề nghiên cứu

Để giải quyết nhu cầu dung lượng mạng gia tăng không ngừng, có ba giải pháp được đề xuất: cải thiện hiệu suất băng tần của công nghệ không dây (3-5 lần), cho phép phân bổ nhiều băng tần (5-10 lần), triển khai nhiều nút mạng hơn (40-50 lần) hoặc bằng cách khai thác cả ba cách tiếp cận nói trên cho phép tổng dung lượng tăng 600-2.500 lần như minh họa kích thước tăng trưởng trong mạng 5G bên dưới. Sự phức tạp trong hoạt động của mạng lưới 5G trong tương lai sẽ tăng tuyến tính với mật độ mạng tăng và độ phức tạp của thiết kế phần cứng tăng[10].



**Minh họa kích thước tăng trưởng công suất dự kiến trong 5G [10]**

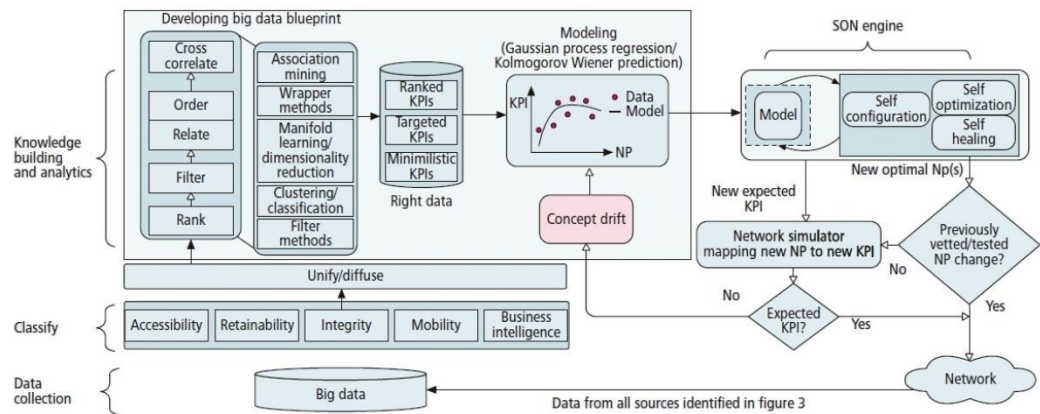
Trong bối cảnh mạng không dây phát triển, hệ thống mạng 5G được yêu cầu phải có tính năng tự tổ chức để đảm bảo lợi nhuận của các mô hình kinh doanh khác nhau. Trong bối cảnh này, việc giới thiệu một mạng tự tổ chức (SON) sẽ cho phép khai thác các thuật toán thông minh nhân tạo (AI) để quản lý hiệu quả tài nguyên mạng, cho phép người dùng cảm nhận được kết nối liền mạch và trong suốt. Do đó, SONs cho phép giảm OPEX (Chi phí hoạt động) với tính năng tự cấu hình, tự tối ưu hóa và tự phục hồi dịch vụ. Các hệ thống mạng hiện tại: mạng 4G, 3G và thậm chí 2G thường tuân theo hình minh họa dưới đây. Tuy nhiên, cách tiếp cận SONs này chưa được tối ưu, vì nó không cung cấp các mô hình động để dự đoán hành vi hệ thống theo kiểu hoạt động trực tiếp nhằm đáp ứng các yêu cầu về độ trễ nghiêm ngặt của thể hệ di động sắp tới [10].



**Mô hình SON trong mạng 2G, 3G và 4G [10]**

Một mô hình làm việc hoạt động cho mạng 5G bởi SON được mô tả dưới đây. Có thể thấy dữ liệu lớn, được định nghĩa ngắn gọn là lượng thông tin khổng lồ có sẵn từ các nguồn khác nhau của mạng di động, là tính năng chính giúp SONs trong tương lai khác biệt với các hệ thống di động trước. Các nguồn dữ liệu lớn cho mạng 5G SONs có thể được chia thành ba lớp chính: dữ liệu cấp thuê bao (ví dụ: tỷ lệ thành công cuộc gọi, tỷ lệ cuộc gọi hỏng, chất lượng âm thanh, lưu lượng IP), dữ liệu cấp trạm gốc (ví dụ: công suất nhiễu nhiệt, công suất cơ sở kênh) và dữ liệu cấp độ mạng lõi (ví dụ: nhật ký báo động, bản ghi cấu hình thiết bị, xác thực). Bên cạnh việc thu thập dữ liệu, việc giới thiệu công cụ học máy và phân tích dữ liệu cho phép chuyển đổi tự động từ dữ liệu lớn (thô) sang dữ liệu đúng (có ý nghĩa). Khi dữ liệu phù hợp có giá trị, các mô hình hành vi của hệ thống và người dùng có thể được trích xuất và được gửi đến bộ máy SON để thực hiện các chức năng SON thích hợp.





### Khuôn làm việc dự kiến trong tương lai cho mạng 5G bởi SON [10]

SON cho phép khai thác các kỹ thuật dựa trên trí thông minh nhân tạo (ví dụ: học máy, thuật toán lấy cảm hứng từ sinh học, Q-Learning...) để xử lý một cách hiệu quả các vấn đề của hệ thống phức tạp quy mô lớn.

Trong đó, kỹ thuật trí tuệ nhân tạo được chọn để phát triển một thuật toán kiểm soát tự tổ chức nhập cell cho các mạng 5G. Mặt khác, phương pháp được chọn không thể là phương pháp tối ưu trong số tất cả các giải pháp được đề cử, nhưng đã được lựa chọn theo các thuộc tính dễ áp dụng của nó để phù hợp với hầu hết các quy trình tự tối ưu hóa.

### 3. Mục đích nghiên cứu

- Tìm hiểu tổng quan lý thuyết về SON và kỹ thuật dựa trên AI để tự tối ưu hóa trên các mạng không đồng nhất (HetNets)
- Phân tích lý thuyết về kiểm soát đầu vào cho hệ thống truy cập vô tuyến nhiều người dùng
- Từ đó, xác định thuật toán tự tối ưu hóa phù hợp nhất cho đề tài nghiên cứu và thực hiện
- Phân tích kết quả của thuật toán AI và nghiên cứu tính khả thi của AI trong triển khai SON giả thuyết
- Nắm được các kỹ thuật và phương pháp xử lý thuật toán trong đề tài.

#### **4. Đối tượng và phạm vi nghiên cứu**

Đối tượng nghiên cứu: Hệ thống mạng tự tổ chức SON, sử dụng trí tuệ nhân tạo cho mạng không đồng nhất HetNets. Cách thức điều khiển tự chấp nhận dịch vụ trong mạng 5G

Phạm vi nghiên cứu: Giới hạn trong môi trường mô phỏng.

#### **5. Phương pháp nghiên cứu**

Phương pháp nghiên cứu là kết hợp nghiên cứu lý thuyết và thực nghiệm.

## CHƯƠNG 1: CƠ SỞ LÝ LUẬN

### 1.1. Hệ thống mạng tự tổ chức SON

#### 1.1.1. Định nghĩa

Hệ thống mạng tự tổ chức được định nghĩa là một công nghệ tự động hóa được thiết kế để giúp cho việc lập kế hoạch, cấu hình, quản lý, tối ưu hóa và bảo trì các mạng truy cập vô tuyến đơn giản và nhanh hơn.

Với mục đích làm rõ nhu cầu áp dụng SONs cho mạng 5G trong tương lai, thuật ngữ mức độ tự do (DoF) được giới thiệu. DoF của hệ thống được định nghĩa là số lượng thông số có thể tinh chỉnh trong bất kỳ mạng không dây nào. Tuy nhiên một số DoF có tỷ lệ phụ thuộc lẫn nhau cao.

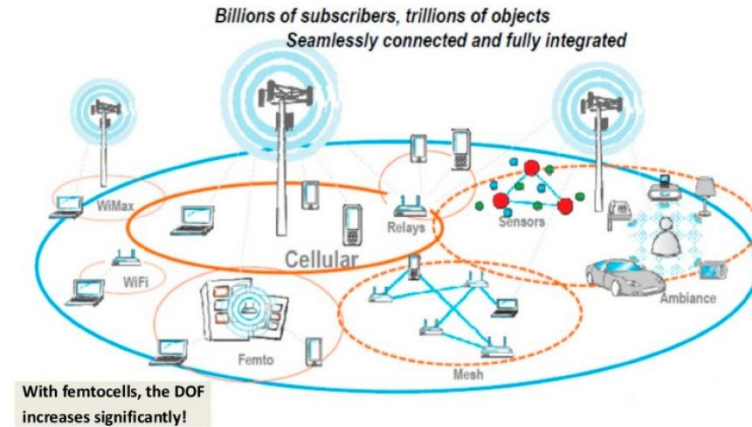
Việc triển khai các công nghệ truy cập vô tuyến mới (RAT) số lượng DoF tăng theo cấp số nhân như sau (thang đo logarit) [6]

- Hệ thống DoF mới  $\rightarrow$  gấp 20-30 lần hệ thống DoF cũ
- Mật độ hệ thống mới  $\rightarrow$  gấp 4 lần mật độ hệ thống cũ
- $\text{DoF}_{\text{mới}}/\text{km}^2 \rightarrow$  gấp 100 lần  $\text{DoF}_{\text{cũ}}/\text{km}^2$  (gấp 2 đơn vị độ lớn)

Một số ví dụ cơ bản của DoF là: công suất phát, tần số sóng mang, thời gian trễ cho đến khi bàn giao được thực hiện,...

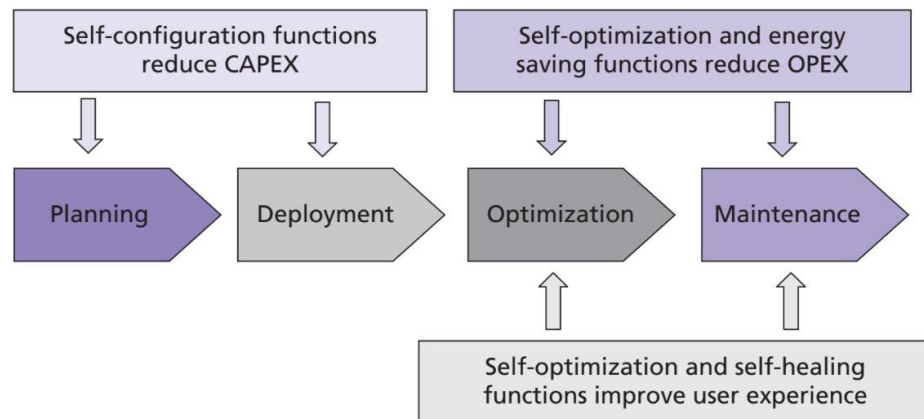
Tuy nhiên, không chỉ sự gia tăng của DoF có thể được tối ưu hóa trong một RAT duy nhất, mà còn trong tất cả các công nghệ có sẵn đang hoạt động cùng một lúc (ví dụ: GSM / UMTS / LTE / LTE-A). Tại thời điểm này, khái niệm về các mạng không đồng nhất (HetNets) phát sinh.

HetNets được định nghĩa là một mạng không dây chứa rất nhiều RAT, định dạng ô và nhiều khía cạnh khác, nhằm kết hợp chúng để vận hành một cách liền mạch minh họa hình 1.1. Do đó, DoF tăng đáng kể với các HetNets đang phát triển và do đó, xác suất mọi thứ trở nên sai (ví dụ như sự cố ngừng hoạt động, lỗi chuyển giao).



**Hình 1.1: Minh Họa mạng HetNets [6]**

SONs nhằm giảm thiểu hiệu quả của DoF trong HetNets và cải thiện khả năng mở rộng của toàn bộ hệ thống, bằng cách giảm chi phí vòng đời (O / CAPEX) và tối ưu hóa hiệu suất mạng vô tuyến trong quá trình hoạt động. Hình 1.2 minh họa tác động của việc sử dụng các chức năng của SON trong các giai đoạn khác nhau của quy trình làm việc của nhà khai thác mạng không dây điển hình.



**Hình 1.2: Tác động của các chức năng SON đến quy trình vận hành không dây điển hình [6]**

Có ba yếu tố quan trọng của SONs là:

- **Các yếu tố tự trị:** Vì số lượng trạm gốc (ví dụ: NodeBs hoặc femtocell phát triển tại nhà) sẽ ít nhất gấp bốn lần khi thực hiện 5G, cần phải cấu hình và quản lý chúng với

sự tương tác ít nhất có thể của con người, nhờ đó giảm chi phí chi tiêu và vốn, từ quan điểm của các nhà khai thác mạng.

- **Các yếu tố của trí thông minh/nhận thức:** Một hệ thống được coi là thông minh, nếu nó có thể hoạt động trong điều kiện khác với thiết kế ban đầu [6]. Một hệ thống bình thường không phù hợp với các mạng 5G sắp tới vì hệ thống không thông minh. Do đó, SONs được yêu cầu phải thích ứng, học hỏi và xây dựng trí thông minh trên các quan sát đã tồn tại.

- **Các yếu tố của sự tối ưu:** SON phải được tối ưu dù DoF lớn. Ví dụ, SON có thể có một công nghệ vật lý RF vượt trội nhưng hoạt động kém hiệu quả do quản lý tài nguyên kém, do đó hiệu suất trở nên không tối ưu.

### **1.1.2. Cấu trúc**

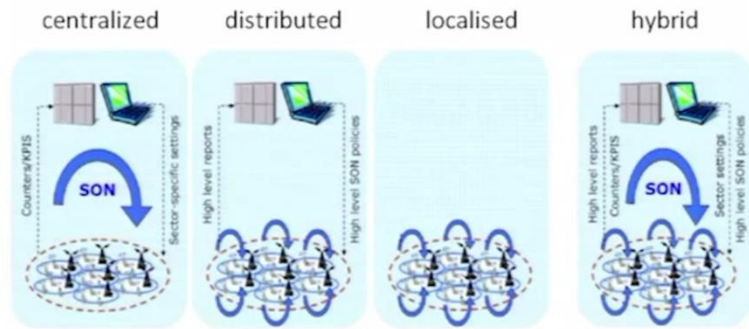
Cấu trúc của SON được thể hiện trong hình 1.3 và được mô tả ngắn gọn như sau:

- (1) **Địa phương hóa:** Vận hành SON tự động dựa trên thông tin thuần túy của nút vật lý thu và phát các tín hiệu eNodeB1 và các thiết bị người dùng (UEs) được liên kết với (H) eNB. Một ví dụ về tính năng SON chạy qua một cấu trúc cục bộ là: một UE gửi yêu cầu tới eNB thông qua các chỉ số chất lượng liên kết rằng nó có một cường độ rất yếu. ENB liên quan sẽ đưa ra quyết định địa phương về việc hạ cấp chỉ số điều chế, có nghĩa là không cần thiết phải liên kết đến một thiết bị trung tâm được đặt cách xa hàng trăm cây số.

- (2) **Phân tán.** Vận hành SON tự động dựa trên thông tin được trao đổi với thành phần mạng ở rìa mạng. Một ví dụ cụ thể để làm rõ cho việc sử dụng cấu trúc phân tán sẽ là tính năng SON của cân bằng tải: nếu một eNB phân tán được tải rất nhiều, nó có thể gửi eNB lân cận yêu cầu tình trạng về tải lưu lượng. Nếu yêu cầu thuận lợi, eNB lân cận có thể bàn giao một số người dùng cho các ô được yêu cầu.

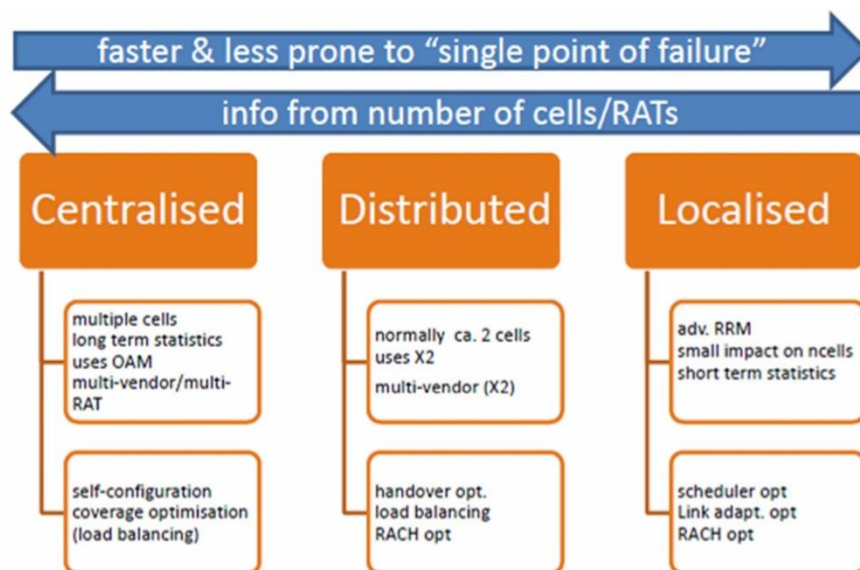
- (3) **Tập trung.** Quyết định vận hành dựa trên thông tin hệ thống khá hoàn chỉnh. Chức năng thường tập trung gần hơn với các nút mạng bậc cao. Một thuật toán SON tối ưu được yêu cầu để quản lý một lượng lớn thông tin được thu thập và trích xuất các kết luận có ý nghĩa về trạng thái của mạng.

(4) **Hỗn hợp:** là sự kết hợp của các các cấu trúc trên trong việc vận hành SON. Nó thường là cách tiếp cận phù hợp nhất cho nhiều ứng dụng, vì nó xử lý tốt các ưu điểm của sự trao đổi giữa các cấu trúc nói trên.



**Hình 1.3: Bốn cấp độ thực hiện SON [6]**

Mỗi cách tiếp cận cấu trúc đều có những ưu điểm và nhược điểm riêng. Hình 1.4 tóm tắt các đặc điểm chính của các mức độ vận hành SON ở trên và so sánh giữa chúng. Các tính năng của SON theo hướng các kiến trúc cục bộ nhanh hơn rất nhiều về mặt thực thi, vì không cần phải cung cấp thông tin cho các thiết bị trung tâm. Hơn nữa, cả hai cách tiếp cận phân tán và địa phương hóa ít bị ảnh hưởng đến điểm thất bại duy nhất. Mặt khác, chuyển sang các cấu trúc tập trung, các nhà khai thác mạng di động (MNO) có thể thu thập một lượng thông tin khổng lồ về trạng thái mạng của họ, đồng nghĩa với việc họ có thể đưa ra quyết định tốt hơn.



**Hình 1.4: Trao đổi giữa các kiến trúc SON được đề xuất [6]**

### ***1.1.3. Các chức năng tự làm việc***

Các chức năng tự làm việc còn được gọi là các tính năng 3GPP SON, được trình bày ngắn gọn như sau:

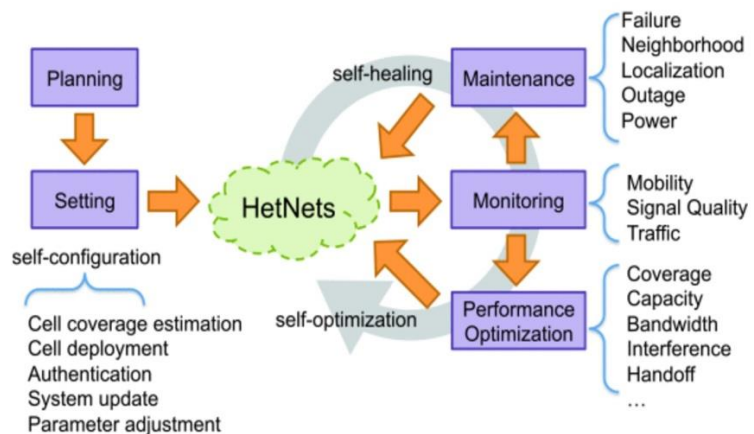
Mục đích chính của SONs là tích hợp liền mạch vào việc lập kế hoạch, cấu hình và tối ưu hóa mạng thành một quá trình tự động duy nhất, đòi hỏi sự can thiệp thủ công của con người là tối thiểu trong vòng đời của mạng. Do đó, việc giới thiệu các tính năng của SON như hình 1.5 sẽ cho phép các nhà khai thác di động giảm chi phí hoạt động khi giảm thiểu các lỗi của con người. Cụ thể hơn, có ba chức năng tự làm việc chính được đề xuất bởi 3GPP [20]:

- **Tự cấu hình:** Tự động hóa các quy trình liên quan đến các trạm gốc mới được triển khai, chẳng hạn như tự tải xuống các tham số cấu hình là phần mềm và xác thực của chúng sẽ được nhận ra và đăng ký ngay lập tức, bên cạnh việc điều chỉnh các thông số của chúng các trạm lân cận sau đó cũng tự động điều chỉnh các thông số kỹ thuật của chúng (như công suất phát xạ, độ nghiêng của ăng-ten,..) để cung cấp vùng phủ sóng và công suất cần thiết đồng thời tránh nhiễu. Hơn nữa, trước quy trình nói trên, bước tự lập kế hoạch (ví dụ như xác định vị trí trạm) thường được xem xét trong tính năng tự cấu hình.

- **Tự tối ưu hóa.** Khả năng của mạng để tiếp tục cải thiện hiệu suất của nó về mặt phủ sóng, công suất và chất lượng dịch vụ, bằng cách tối ưu hóa các cài đặt mạng khác nhau, có tính đến các đặc tính radio, động lực giao thông và nhu cầu của người dùng, trong số các khía cạnh khác. Nhiều trường hợp sử dụng tự tối ưu hóa được dự tính cho các mạng di động trong tương lai, như được đề xuất bởi 3GPP, chủ yếu tập trung vào các khía cạnh liên quan đến cân bằng tải, thích ứng điện, bảo trì vùng lân cận và quản lý di động hoặc các dự án được thảo luận trong SOCRATES / NGMN, trong đó tối ưu hóa QoS (ví dụ kiểm soát đầu vào, kiểm soát tắc nghẽn) là chủ đề nghiên cứu chính. Một trường hợp sử dụng minh họa là tự động tắt một phần trăm các trạm trong giờ đêm. Trạm lân cận sau đó sẽ cấu hình lại các tham số của chúng để giữ cho toàn bộ khu vực được bao phủ tín hiệu. Trong trường hợp nhu cầu

kết nối tăng đột ngột vì bất cứ lý do gì, các trạm ‘đang ngủ’ thức dậy gần như ngay lập tức, tiết kiệm năng lượng cho các nhà vận hành mạng.

- **Tự phục hồi.** Thiết lập các quy trình được thiết kế để cho phép bảo trì liên tục và cho phép mạng tự khôi phục. Trong thực tế, tự động tái cấu hình được coi là một tính năng quan trọng của tự chữa lỗi trong HetNets. Bằng cách nghiên cứu hành vi của người dùng và quan sát những thay đổi của điều kiện mạng, HetNets sẽ yêu cầu tự cấu hình lại trong thời gian thực mà không cần chấm dứt dịch vụ di động. Khi một số nút trong mạng không hoạt động, các cơ chế tự phục hồi nhằm giảm tác động từ sự cố, ví dụ bằng cách điều chỉnh các tham số và thuật toán trong các ô liên kề để các nút khác có thể hỗ trợ người dùng thay cho nút hỏng.



**Hình 1.5: Các chức năng tự làm việc cho HetNets**

#### 1.1.4. Đặc điểm

Tự tổ chức là một cơ chế tiên tiến cho phép tự động hóa các hoạt động trong mạng nhằm mục đích:

- Giảm chi phí tổ chức và điều hành mạng.
- Tăng tốc quá trình hoạt động.
- Bảo vệ mạng lưới hoạt động bằng cách giảm các lỗi can thiệp của con người trong quá trình xử lý.

SON có thể cải thiện hiệu suất mạng và chất lượng dịch vụ cho người dùng. SON được chuẩn hóa bởi 3GPP. Mục tiêu quan trọng của tiêu chuẩn 3GPP là khả



năng hỗ trợ các tính năng SON trong môi trường mạng của nhiều nhà vận hành mạng. Vì vậy, một phần quan trọng trong việc chuẩn hóa SON đã được dành cho việc xác định các giao thức thích hợp để cho phép trao đổi thông tin thông thường, có thể được sử dụng bởi mỗi thuật toán SON. Các thông số kỹ thuật SON được xây dựng trên cấu trúc quản trị mạng 3GPP có sẵn. Các giao diện quản lý đang được xác định một cách tổng quát thay vào đó là sự đổi mới về việc triển khai nhà vận hành khác nhau.

Một phiên bản của SON cung cấp nhiều thông số kỹ thuật mạng và hoạt động đồng thời với các mạng di động hiện có. Nó bao gồm các tính năng:

- Tự động kiểm kê.
- Tự động truyền tải.
- Tự động tương quan.
- Tự động chuyển nhượng vật lý Cell ID.
- Tối ưu hóa chuyển giao.
- Tối ưu hóa cân bằng tải.
- Lập tọa độ đa chiều của Inter-Cell.
- Báo cáo tình hình và khả năng tối ưu hóa.
- Nâng cao tính năng tối ưu hóa sức chịu đựng.
- Nâng cao tính động của cân bằng tải.
- Nâng cao thiết lập kết nối Inter-Cell.
- Phát hiện sự gián đoạn và sự bồi thường.
- Chức năng tự bảo dưỡng.
- Giảm thiểu các thử nghiệm ổ đĩa.
- Tiết kiệm năng lượng.

Các tiêu chuẩn SON đang được xây dựng và SON sẽ tiếp tục mở rộng trong tương lai để tổng quát tất cả các khía cạnh quan trọng liên quan đến quản lý mạng lưới, bảo dưỡng và tối ưu hóa trong nhiều lớp, các mạng HetNets.

## 1.2. Kỹ thuật trí thông minh nhân tạo cho mạng HetNet

HetNets đang trở nên khá khó khăn để giải quyết khi số lượng tài nguyên mạng liên tục tăng lên. Kỹ thuật trí thông minh nhân tạo (AI) nhằm khắc phục những hạn chế của các hệ thống quy mô lớn và do đó, việc thực hiện chúng sẽ bổ sung trí thông minh cho HetNets hiện tại và tương lai để giảm sự tham gia của con người, đó là một trong những mục tiêu chính của SON. Sau đó, các kỹ thuật dựa trên AI có thể giảm đáng kể chi phí hoạt động và vốn (O / CAPEX) và tối ưu hóa dung lượng mạng, độ phủ sóng và Chất lượng dịch vụ (QoS) trong HetNets, theo các tính năng tự làm việc [20].

Các kỹ thuật trí thông minh nhân tạo góp phần là mục tiêu chính của việc biến HetNets thông minh hơn, nhưng chúng có thể khá khác nhau về mô hình hoạt động. Một số được lấy cảm hứng từ các phát hiện trong thiên nhiên (ví dụ: Thuật toán lấy cảm hứng từ Sinh học), một vài trong số chúng được thúc đẩy bởi các cách thức lý luận của con người (ví dụ: Hệ thống mờ) và một số khác dựa trên tương tác cục bộ và học tập dựa trên phản hồi đệ quy (ví dụ: Machine Learning). Phần này tiếp tục nghiên cứu về các kỹ thuật AI và tính khả thi, tìm hiểu được ưu nhược điểm của từng loại trong các ứng dụng mạng nhất định. Các kỹ thuật dựa trên AI có liên quan nhất đang được nghiên cứu cho triển khai trong HetNets sẽ được trình bày với các phương pháp đã được chọn để thực hiện AC tự tổ chức cho thuật toán mạng 5G nhiều người dùng.

### 1.2.1. Học máy

Học máy (ML) là một lĩnh vực của trí tuệ nhân tạo liên quan đến việc nghiên cứu và xây dựng các kỹ thuật cho phép các hệ thống học tự động từ dữ liệu để giải quyết những vấn đề cụ thể. Ngày nay, có rất nhiều ứng dụng dựa trên ML thành công trong các lĩnh vực khác nhau. Ví dụ, các công ty bán lẻ thu thập dữ liệu mua hàng trong quá khứ để phân tích hành vi của khách hàng, nhờ đó cải thiện dịch vụ. Các công ty tài chính xem xét các giao dịch trong quá khứ để dự phóng rủi ro tín dụng của khách hàng. Hầu hết các ứng dụng email, không xem xét mức độ phổ biến của chúng, sử dụng ML để quyết định xem thư đến có nên được coi là spam hay không.

Trong thông tin sinh học, số lượng dữ liệu khổng lồ có sẵn chỉ có thể được phân tích và trích xuất bằng cách sử dụng khai thác dữ liệu (data mining) [1].

Trong số nhiều kỹ thuật ML, Reinforcement Learning (RL) được lấy cảm hứng từ tâm lý học hành vi [9], nơi một tác nhân cố gắng học hỏi từ môi trường của nó một cách tốt nhất để tối đa hóa hiệu suất hệ thống mong muốn (nghĩa là giá trị tích lũy, xem Công thức 1.1).

$$R^k = r^k + \gamma r^{k+1} + \gamma^2 r^{k+2} + \gamma^3 r^{k+3} \dots = \sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t r^{t+k} \quad (1.1.)$$

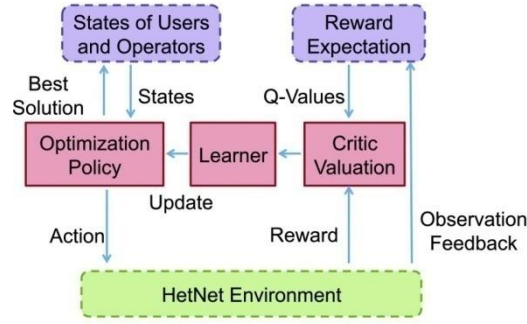
trong đó  $R^k$  là giá trị tích lũy tại thời điểm thứ  $k$  (lần lặp).

$r^{t+k}$  biểu thị giá trị tức thời thu được do hậu quả của việc thực hiện một hành động tại phép lặp  $(t + k)$ .

$\gamma$  là yếu tố giảm, trong đó các giá trị gần bằng 0 có nghĩa là tác nhân cố gắng tối ưu hóa giá trị ngay lập tức, trong khi các giá trị gần 1 xem xét giá trị cao dài hạn.

Trong một khoảng thời gian ngắn, RL tìm hiểu hiệu quả hệ thống tác động đến một hành động cụ thể  $\mathbb{A}$ , với mục tiêu duy trì chỉ số hiệu suất được xác định  $\mathbb{P}$ , dựa trên trải nghiệm  $\mathbb{E}$  cụ thể, trong đó hệ thống nhằm cải thiện hiệu suất  $\mathbb{P}$  trong khi thực hiện hành động  $\mathbb{A}$ , một lần nữa khai thác trải nghiệm  $\mathbb{E}$ . Mô hình được xây dựng có thể đưa ra các dự đoán trong tương lai hoặc mô tả để thu được kiến thức từ dữ liệu hoặc cả hai [11].

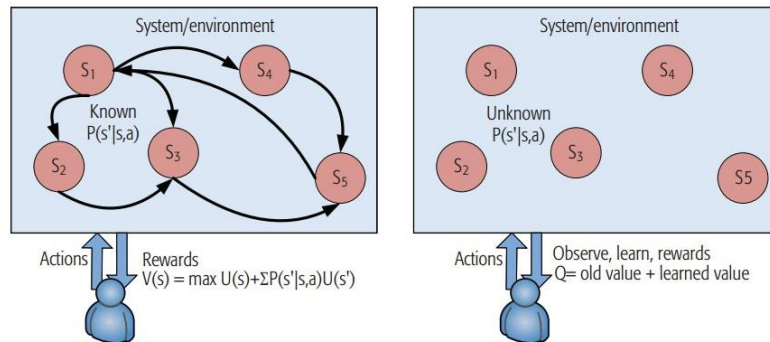
Hình 1.6 minh họa một chương trình tối ưu hóa dựa trên RL có thể thực hiện quy trình học tập nói trên, nơi giá trị tức thời có thể là bất kỳ chỉ số hiệu suất điển hình (KPI) nào, chẳng hạn như tỷ lệ chặn cuộc gọi hoặc vùng phủ sóng di động, tùy thuộc vào mục đích ứng dụng.



**Hình 1.6: Lựa chọn tối ưu hóa dựa trên học máy trong HetNets [20]**

Một kỹ thuật RL ngày càng nhận được sự chú ý đáng kể cả trong cộng đồng học thuật cũng như công nghiệp là Q-Learning. Mục đích của Q-Learning là tìm một giá trị Chất lượng tối ưu (Q-Value) cho bất kỳ Quy trình Quyết định Markov hữu hạn nào (MDP) bằng cách tối đa hóa hiệu quả của các hành động [21].

MDPs cung cấp khung toán học để lập mô hình đưa ra quyết định trong các tình huống cụ thể, nơi kết quả là một phần ngẫu nhiên và một phần dưới sự kiểm soát của người ra quyết định, như được minh họa trong hình 1.7 (a). Xác suất quá trình chuyển sang trạng thái mới  $s'$  của nó bị ảnh hưởng bởi cả hành động cụ thể được chọn, cũng như bởi sự chuyển đổi vốn có của hệ thống, được mô tả chính thống bởi xác suất chuyển đổi trạng thái  $P(s'|s, a)$ . Ngược lại, Q-Learning thiếu kiến thức mô hình chuyển tiếp hệ thống, như trong hình 1.7 (b). Tuy nhiên, lý do sử dụng kỹ thuật RL này là nó có thể so sánh tiện ích mong đợi của các hành động sẵn có mà không thực sự đòi hỏi một mô hình của môi trường.



**Hình 1.7: (a) Quy trình (MDP) và (b) Q-Learning [11]**

Q-Learning dựa trên tiền đề chính sách tối ưu là chính sách lựa chọn tập hợp các hành động có giá trị dài hạn cao nhất. Điều này có thể được thể hiện bằng toán học như sau:

$$\pi(s) = \operatorname{argmax}_a Q(s, a) \quad (1.2)$$

trong đó chính sách  $\pi$ , đối với một trạng thái  $s$  đã cho, chọn hành động  $a$  tối đa hóa giá trị Q-value  $Q(s, a)$ .

Thuật toán cốt lõi của Q-learning lặp đi lặp lại, cập nhật giá trị Q cho mỗi trạng thái dựa trên kinh nghiệm của các hành động, gọi là giá trị. Phương trình dưới đây mô tả thuật toán cho Q-Learning một bước [3]:

$$Q(s_t, a_t) \leftarrow Q(s_t, a_t) + \eta[\max_a Q(s_{t+1}, a) - Q(s_t, a_t)] \quad (1.3)$$

trong đó  $Q(s_t, a_t)$  là hàm Q được cập nhật, dựa trên trạng thái  $s$  và hành động  $a$  trong phép lặp  $t$ . Tỷ lệ học tập  $0 \leq \eta \leq 1$  xác định mức độ thành viên của thông tin mới thu được (ví dụ:  $\eta \approx 1$  sẽ chỉ xem xét thông tin mới nhất).  $r^{t+1}$  đề cập đến giá trị số nhận được bởi tác nhân sau khi chuyển từ trạng thái  $s_t$  sang  $s_{t+1}$ . Như đã nhận xét trước đó trong phương trình 1.1,  $\gamma$  là hệ số chiết khấu ( $0 \leq \gamma \leq 1$ ), do đó, cùng một khái niệm được áp dụng. Cuối cùng,  $\max_a Q(s_{t+1}, a)$  là giá trị của hành động  $a$  được ước tính để trả lại tổng số giá trị tương lai lớn nhất, dựa trên tất cả các hành động có thể cho trạng thái tiếp theo  $s_{t+1}$ .

Tóm lại, Phương trình 1.3 chỉ cập nhật giá trị Q hiện tại bằng cách cộng thêm sự khác biệt giữa ước tính cũ và ước tính mới của giá trị tương lai, nhân với  $\eta$ .

Tuy nhiên, trong một số ứng dụng tối ưu hóa, các trạng thái liên tục và không gian hành động có thể dẫn đến các tình huống cực kỳ phức tạp. Để giảm thiểu vấn đề này, việc kết hợp logic mờ trong các kỹ thuật RL (ví dụ: Q-Learning mờ) đã được sử dụng rộng rãi để loại bỏ không gian trạng thái và hành động. Do đó, thay vì có một số trạng thái và hành động không xác định, logic mờ giới hạn những con số này cho phù hợp với những gì cần thiết trong mỗi ứng dụng mà không ảnh hưởng đến thời gian hội tụ cũng như độ chính xác của các trạng thái.

Một trong những hạn chế chính của Q-Learning là thời gian căn bản cần thiết để đạt được chính sách tốt nhất thường rất dài. Tác nhân này thực hiện các hành động

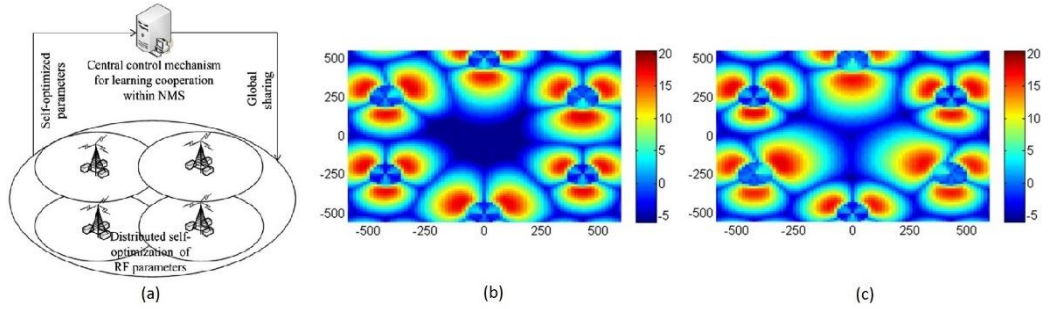
trong suốt mỗi lần lặp lại tối ưu hóa với mục tiêu cải thiện độ chính xác của Q-Values. Ban đầu, phải xác định chính sách mặc định (ví dụ: chọn các hành động ngẫu nhiên). Sau đó, tác nhân tuân theo chính sách này cho đến khi nó hội tụ về giá trị hành động tối ưu  $Q^*$ . Tùy thuộc vào độ phức tạp của kịch bản tối ưu hóa, thời gian hội tụ cao hơn không thể đạt được kỳ vọng của Nhà khai thác mạng di động (MNO)

Kỹ thuật RL đã được nghiên cứu và tiện ích của nó đã được chứng minh trong tất cả các chức năng tự làm việc đã được tìm hiểu. Một vài ví dụ được tìm thấy trong các nghiên cứu đi trước được mô tả ngắn gọn dưới đây:

- **Tự cấu hình:** Do số lượng thiết bị trong HetNets ngày càng tăng, các chiến lược quản lý nhiễu có thể được hưởng lợi từ các kỹ thuật RL [12], trong đó mỗi ô tối ưu hóa các yêu cầu của khung, thay vì dựa vào cấu hình được xác định trước, đạt được sự phối hợp can thiệp giữa các cell tăng cường thích ứng miền. Phương pháp tối ưu hóa nhiễu phân tán tương tự được nghiên cứu [4].

- **Tự chữa lỗi:** Trong trường hợp này, việc học tăng cường giúp tạo và cập nhật các chính sách một cách chủ động để đáp ứng các yêu cầu thay đổi cấu hình lại bằng cách quan sát những thay đổi của người dùng và điều kiện mạng [23].

- **Tự tối ưu hóa:** Nhiều tác vụ tối ưu hóa được dự tính để thực hiện HetNets thông minh hơn. Ví dụ tự tối ưu hóa độ nghiêng và năng lượng của ăng-ten thông qua tương tác reinforcement learning với mục tiêu là cùng nhau tối ưu hóa khả năng phủ sóng của mạng (CCO). Một cấu trúc hỗn hợp được áp dụng hình 1.8 (a), trong đó mỗi trạm phát sóng phân tán để đạt được sự thích ứng nhanh trong khi một thiết bị trung tâm đảm nhận sự hợp tác của tối ưu hóa phân tán. Kết quả mô phỏng cho thấy các kỹ thuật RL hoạt động tốt hơn đáng kể hình 1.8 (c) so với cấu hình cố định tốt nhất hiện có hình 1.8 (b).



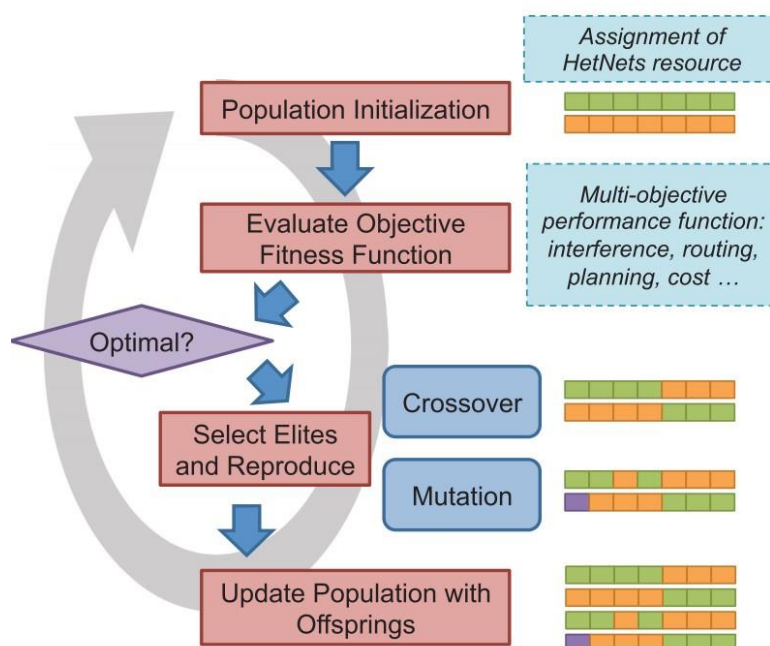
**Hình 1.8: (a) Kiến trúc lai SON cho CCO, Phân phối SINR mạng mô phỏng theo các thay đổi đột ngột (b) Để được tối ưu hóa và (c) Tối ưu hóa [7]**

### 1.2.2. Thuật toán lấy cảm hứng từ sinh học

Cảm hứng từ những phát hiện thiên nhiên đã dẫn đến các phương pháp thuật toán thành công để đối mặt với các vấn đề tối ưu hóa giữa các ngành nghiên cứu khác nhau, chẳng hạn như sinh học hệ thống hoặc viễn thông. Hiệu quả của các thuật toán lấy cảm hứng từ sinh học gắn liền với hiệu quả của các tính năng tốt nhất trong tự nhiên, đặc biệt là sự lựa chọn phù hợp nhất trong các hệ thống sinh học đã phát triển bằng cách chọn lọc tự nhiên [22].

Thuật toán Metaheuristic thường được lấy cảm hứng từ thiên nhiên và khả năng ứng dụng của chúng trong các chức năng tự làm việc đã được (và sẽ được nghiên cứu). Các thuật toán metaheuristics có liên quan nhất đến HetNets bao gồm các thuật toán tiến hóa (ví dụ: thuật toán di truyền), trí thông minh Swarm (ví dụ: Ant Colony Optimization) và mạng nơron nhân tạo (ANN). Cùng tìm hiểu một trong số đó: Thuật toán di truyền.

Thuật toán di truyền (GA) rất thích hợp cho các vấn đề tối ưu hóa đa mục tiêu. Do đó, HetNets có thể hưởng lợi từ GA trong các vấn đề về lập kế hoạch tế bào hoặc tối ưu hóa vị trí nút, nơi cần phải đánh giá một bộ thông số lớn. Nó đã được chứng minh rằng GA khá hiệu quả trong việc giải quyết các vấn đề có độ phức tạp cao, và thời gian cần để hội tụ thành các kết quả tối ưu (hoặc dưới tối ưu) thường thấp hơn các thuật toán lấy cảm hứng sinh học khác [18].



**Hình 1.9: Luồng tối ưu hóa thuật toán di truyền (GA) cho HetNets [20]**

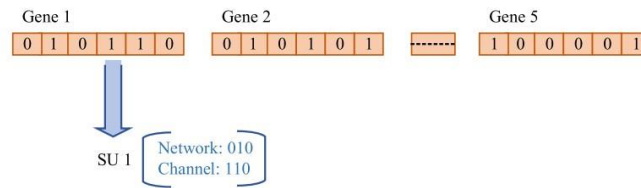
Hình 1.9 minh họa ngắn gọn quy trình tối ưu hóa chính được thực hiện bởi GA trong các trường hợp HetNets khác nhau [9]:

- (1) GA bắt đầu bằng cách tạo một tập hợp các nhiễm sắc thể ban đầu (ví dụ: các tài nguyên HetNet), là các khối xây dựng cơ bản của thuật toán.
- (2) Mỗi nhiễm sắc thể mã hóa một giải pháp của vấn đề và giá trị phù hợp của nó được liên kết với giá trị của hàm hiệu suất đa mục tiêu (ví dụ: nhiễu, định tuyến, lập kế hoạch, chi phí, ...).

Một nhiễm sắc thể bao gồm các gen có thể được biểu diễn dưới dạng một chuỗi nhị phân hoặc số nguyên. Ví dụ, như minh họa trong hình 1.10, ba bit đầu tiên đại diện cho ID mạng (010) và ba bit cuối cùng là ID kênh (110).

Đo lường độ phù hợp (đo lường sống còn) đánh giá từng nhiễm sắc thể riêng lẻ bằng cách xác định mức độ chúng giải quyết được vấn đề như thế nào. Độ phù hợp thường được biểu thị bằng một số thực, trong đó các giá trị cao hơn có nghĩa là nhiễm sắc thể gần với giải pháp tối ưu hơn

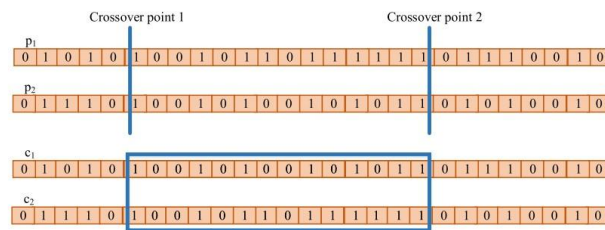




**Hình 1.10: Ánh xạ nhiễm sắc thể *Gas* để lựa chọn mạng và kênh [9]**

(3) GA sử dụng hai nhiệm vụ tiến hóa gen để có khả năng tìm ra các giải pháp tốt hơn:

*a. Lai giống*, còn được gọi là sinh sản, nhằm mục đích kết hợp hai nhiễm sắc thể cha mẹ ngẫu nhiên, nơi mà các đặc tính của chúng được trao đổi với nhau để tạo thành một .3.cặp nhiễm sắc thể con. Ví dụ, như trong hình 1.11, hai nhiễm sắc thể cha mẹ  $p_1$  và  $p_2$  kết hợp và sinh ra hai nhiễm sắc thể con  $c_1$  và  $c_2$ .



**Hình 1.11: Quy trình trao đổi chéo 2 điểm để tạo ra nhiễm sắc thể con [9]**

*b. Đột biến* sắp xếp lại cấu trúc của các gen trong nhiễm sắc thể một cách ngẫu nhiên để một sự kết hợp mới của các gen có thể xuất hiện trong thế hệ tiếp theo. Nó được áp dụng cho nhiễm sắc thể con, thay đổi một bit nhị phân từ 0 đến 1 hoặc ngược lại. Hành động này ngăn cản các giải pháp tối ưu vùng.

(4) Thế hệ sau kế thừa gen của nhiễm sắc thể cấp trên và loại bỏ nhiễm sắc thể kém thông qua cạnh tranh. Do đó, chất lượng dân số có thể được cải thiện sau mỗi một thế hệ.

Từ quy trình tối ưu hóa nói trên, một mã giả GA trực quan và đơn giản hơn trong thuật toán 1.

**begin**

$t \leftarrow 0;$

```

initialize population  $P(t)$ ;
evaluate  $P(t)$ ;
while not termination-condition do
  begin
     $t \leftarrow t + 1$ ;
    select  $P(t)$  from  $P(t - 1)$ ;
    alter  $P(t)$ ;
    evaluate  $P(t)$ ;
  end
end
end

```

### Thuật toán 1: Mã giải GA [17]

Các thuật toán tiến hóa có thể được tìm thấy trong các nghiên cứu trước đây giải quyết các vấn đề về lập kế hoạch tế bào và tối ưu hóa vị trí nút. Mục tiêu là tối đa hóa phạm vi liên lạc cũng như tổng dung lượng băng thông, đồng thời giảm thiểu chi phí cho vị trí. Tương tự, các nghiên cứu đề xuất một thuật toán đa mục tiêu tiến hóa cho lập kế hoạch trạm gốc 4G, trong đó vùng phủ sóng tín hiệu, dung lượng hệ thống và chi phí được coi là chức năng khách quan và sự can thiệp được coi là một ràng buộc có liên quan. Cuối cùng, sử dụng GA phân tán để tự động tối ưu hóa vùng phủ sóng của nhóm femtocell bằng cách điều chỉnh thích nghi công suất thí điểm.

### 1.3. Kết luận chương

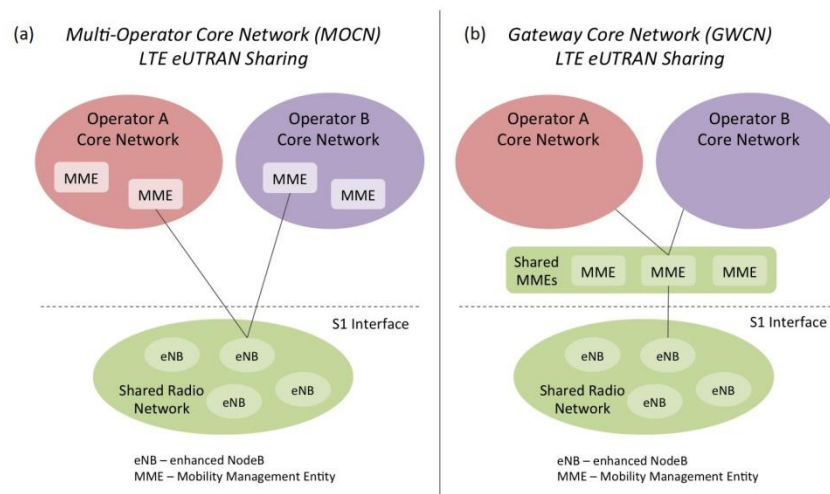
Chương 1 giới thiệu tổng quan về hệ thống mạng tự tổ chức SONs và các kỹ thuật trí thông minh nhân tạo được sử dụng phù hợp với mạng không đồng nhất HetNets là một trong các mục tiêu hướng tới của SON nhằm giảm thiểu sự can thiệp từ con người tăng hiệu năng và tăng sự tối ưu hóa. Là các kiến thức cơ bản nền tảng để nghiên cứu nội dung chính của đề tài.

Tiếp theo chương 2 của luận văn sẽ tìm hiểu, nghiên cứu về điều khiển dịch vụ cho các mạng vô tuyến, từ đó đề xuất các kỹ thuật AI, thuật toán trong việc điều khiển tự chấp nhận dịch vụ trong mạng 5G.

## CHƯƠNG 2: PHƯƠNG PHÁP CHẤP NHẬN DỊCH VỤ TRONG MẠNG 5G

### 2.1. Điều khiển dịch vụ cho các mạng truy cập vô tuyến

Một trong những mục tiêu được đề xuất bởi hệ thống 5G trong tương lai là giảm chi phí vốn và chi phí hoạt động. Việc chia sẻ cơ sở hạ tầng mạng di động giữa các nhà cung cấp dịch vụ (tức là người dùng) sẽ cho phép đạt được các yêu cầu dự kiến của HetNets, tương ứng với O/CAPEX. Ngoài ra, việc triển khai các ô nhỏ dưới cơ sở nhiều bên thuê là một thành phần quan trọng khác được giới thiệu trong hệ thống mạng 5G tương lai. Trong khuôn khổ này, việc thực hiện các mô hình máy chủ trung lập cung cấp Tế bào Nhỏ dưới dạng Dịch vụ được coi là một cách tiếp cận để kích thích các tế bào nhỏ đa điều hành [8]. Các mô hình này sẽ cho phép tiết kiệm chi phí thông qua việc triển khai nhiều nhà điều hành, đồng thời tránh xung đột lợi ích trong các MNO.



**Hình 2.1: (a) Mạng lõi nhiều nhà khai thác và (b) Mạng lõi cổng [24]**

Để cung cấp các chức năng chia sẻ mạng trong cơ sở hạ tầng mạng nổi tiếng, hai cấu trúc chính đã được đề xuất bởi Dự án Đối tác Thế hệ thứ 3 (3GPP) [24]. Như được minh họa trong hình 2.1, Mạng lõi đa nhà vận hành (MOCN) nhằm mục đích kết nối trực tiếp RAN chia sẻ với mỗi mạng lõi của nhiều nhà điều hành, trong khi Gateway Core Network (GWCN) xem xét một mạng lõi chia sẻ thay thế. Tuy nhiên

cách tiếp cận GWCN có chi phí ít hơn so với MOCN, nhưng nó có tính linh hoạt ít hơn, do đó có thể làm giảm mức độ phân biệt giữa các nhà vận hành.

### ***2.1.1. Kiểm soát điều khiển nhập cell nhiều người dùng***

Admission control (AC) là một quá trình xác nhận trong các hệ thống thông tin liên lạc, trong đó việc kiểm tra được thực hiện trước khi một kết nối được tạo lập. Việc kiểm tra này nhằm xem thử các tài nguyên hiện tại có đáp ứng cho kết nối được đề nghị hay không.

Kiểm soát điều khiển nhập cell chịu trách nhiệm chấp nhận hoặc chặn các yêu cầu dịch vụ mới. Sự phân chia tài nguyên vô tuyến giữa người dùng liên tục được kiểm soát ở cấp AC. AC quyết định các dịch vụ mới có được nhập vào cell đó hay không. Các dịch vụ chuyển giao thường được ưu tiên hơn so với các dịch vụ mới. Bởi vì các dịch vụ đang diễn ra nếu bị ngắt thì sẽ gây nhiều phiền toái cho người sử dụng hơn là so với việc dịch vụ mới không thể được thực hiện. Do đó các thuật toán điều khiển nhập cell cố gắng đưa ra các ưu tiên dịch vụ chuyển giao hơn là các dịch vụ mới. Các thuật toán căn cứ quyết định của mình về số lượng tài nguyên cần thiết để đảm bảo QoS yêu cầu của dịch vụ mới và số lượng tài nguyên mà có sẵn. Nó đảm bảo rằng QoS của các dịch vụ hiện tại được duy trì bằng cách từ chối các dịch vụ đến mà không đủ nguồn lực có sẵn.

Xem xét một RAN nhiều người dùng, nơi một nhà cung cấp hạ tầng triển khai mạng riêng của mình được chia sẻ bởi nhiều người dùng, mô hình chia sẻ và các khía cạnh kỹ thuật và hoạt động của nó sẽ được mô tả chi tiết thông qua Thỏa thuận mức dịch vụ (SLA) giữa nhà cung cấp hạ tầng và từng đối tượng người dùng.

RAN cung cấp các dịch vụ truyền dữ liệu để trao đổi thông tin giữa Thiết bị người dùng (UE) và mạng lõi di động, được gọi là RAB (Radio Access Bearers) trong UMTS hoặc Evolved-RAB (E-RAB) trong LTE. Hơn nữa, dịch vụ dữ liệu End-to-End có thể có một số thuộc tính QoS nhất định (ví dụ: độ trễ truyền, tốc độ bit tối đa hoặc tốc độ bit được đảm bảo) [2].

Chức năng AC cho RAN nhiều người dùng, được thực hiện tại mỗi ô liên quan, xác định liệu yêu cầu của cơ sở của một RAB mới có được chấp nhận hay bị từ chối. Quyết định này nên được thực hiện bằng cách xem xét ba yếu tố chính: việc sử dụng tài nguyên tổng thể trong mỗi ô, các yêu cầu QoS của các RAB đã hoạt động và các yêu cầu của một yêu cầu RAB mới.

Thuật toán AC nhiều bên thuê được đề xuất, sẽ được trình bày chi tiết trong phần tiếp theo, được xây dựng dựa trên các câu mệnh đề sau đây:

- Như được quy định trong điều khoản SLA, năng lực được giao cho bên thuê yêu cầu thiết lập RAB phải được xem xét trong quyết định đồng ý/từ chối.
- Quyết định đồng ý/từ chối phải tính đến việc sử dụng khối tài nguyên thực tế (RB) thực tế. RBs xác định số lượng tài nguyên vô tuyến cần thiết ở lớp vật lý và do hành vi ngẫu nhiên của kênh radio, chúng chỉ có thể được ước tính thống kê. Do đó, để quyết định liệu công suất ở tầng vật lý có đủ để hỗ trợ các yêu cầu về tốc độ bit của RAB mới hay không, việc sử dụng RB phải được xem xét.

### **2.1.2. Kết quả thuật toán**

Các giả thiết trong phần này bao gồm:  $N$  cell được gán nhãn là  $n = 1, \dots, N$  được chia sẻ bởi  $S$  người dùng, được đánh số là  $s = 1, \dots, S$ . Và AC phải đảm bảo rằng:

(1) Số lượng RB được yêu cầu bởi RAB mới và bởi RAB đã thừa nhận không vượt quá số lượng RB có sẵn trong cell  $\rho(n)$ .

(2) Các RB có sẵn được chia sẻ khá phổ biến giữa những người dùng nhà.

Do đó, AC đa bên được đề xuất sẽ thừa nhận RAB mới nếu hai điều kiện tiếp theo (A & B) được đáp ứng đồng thời.

#### **A. Kiểm tra dung lượng ở cấp cell**

Điều kiện kiểm tra năng lực này đánh giá liệu cell được đánh giá có đủ các nguồn lực vật lý cho phép nhập RAB mới hay không. Điều kiện có thể được biểu diễn bằng toán học như sau:

$$\sum_{s'=1}^s \rho_G(s', n) + \Delta\rho \leq \rho(n) \propto_{th}(n) \quad (2.1)$$

trong đó  $\rho_G(s', n)$  là số RB trung bình của ô thứ n được gán cho RAB của đối tượng thuê thứ s.

$\Delta\rho$  là số lượng RB ước tính theo yêu cầu của RAB mới được thừa nhận và được tính toán dựa trên tỷ lệ bit yêu cầu  $R_{req}$  và tốc độ bit ước tính cho mỗi RB  $\hat{r}(n)$ , tương ứng:

$$\Delta\rho = \frac{R_{req}}{\hat{r}(n)} \quad (2.2)$$

Thuật ngữ cuối cùng  $\rho(n) \propto_{th}(n)$ , có thể được tìm thấy ở phía bên phải của bất phương trình, xác định ngưỡng AC ở cấp độ tế bào. Nó xem xét một phần  $\propto_{th}(n) \in (0,1]$  của tổng số RB được phân bổ trong cell thứ n, để lại một khoảng thừa.

### B. Kiểm tra công suất chia cho mỗi người dùng

Kiểm tra này đặt một giới hạn trên cho RBs được sử dụng bởi các RAB của một đối tượng thuê phù hợp với khả năng được thỏa thuận trong SLA. Trong trường hợp này, dung lượng được xác định bởi tỷ lệ bit được đảm bảo tổng hợp theo kịch bản (SAGBR), thiết lập tỷ lệ bit tổng được đảm bảo cho tất cả các RAB của một đối tượng thuê.

Sau đó, mức độ chia sẻ công suất danh nghĩa của một đối tượng thuê  $s$ ,  $C(s)$ , được định nghĩa là tỷ lệ giữa  $SAGBR(s)$  trên tất cả các ô và SAGBR tổng hợp của tất cả các đối tượng thuê:

$$C(s) = \frac{SAGBR(s)}{\sum_{s'=1}^S SAGBR(s')} \quad (2.3)$$

Từ tất cả các thuật ngữ được đề cập, điều kiện kiểm tra công suất chia cho mỗi người dùng có thể được xây dựng như sau:

$$\rho_G(s, n) + \Delta\rho \leq \rho(n) \propto_{th}(n) \cdot (C(s) + \Delta C(s, n)) \quad (2.4)$$

Điều kiện trên đảm bảo rằng đối tượng thuê thứ s sẽ được phép sử dụng một phần nhỏ các RB trong ô thứ n do  $C(s)$  đưa ra, cộng với một thuật ngữ bổ sung

$\Delta C(s, n)$  xem xét công suất khả dụng không sử dụng còn lại bởi những người dùng khác.

Thuật ngữ  $\Delta C(s, n)$  sẽ là thành phần quan trọng liên quan đến quá trình tối ưu hóa được định nghĩa là:

$$\Delta C(s, n) = \begin{cases} \Delta C_e(s, n) & \text{if } \Delta C_e(s, n) > 0 \\ \Delta C_b(s, n) & \text{if } \Delta C_e(s, n) = 0 \end{cases} \quad (2.5)$$

trong đó  $\Delta C_e(s, n)$  là công suất vượt trội có khả năng có sẵn cho người dùng thứ  $s$  trong ô thứ  $n$  bất cứ khi nào người dùng  $s' \neq s$  để lại dung lượng không sử dụng. Do đó, người dùng thứ  $s$  có thể nhận được một phần của công suất vượt trội này để phục vụ cho lưu lượng truy cập vượt quá khả năng đã thỏa thuận được ký hợp đồng thông qua SLA. Thuật ngữ thứ hai  $\Delta C_b(s, n)$  đảm bảo việc cân bằng công suất trên tất cả các ô theo quan điểm đa ô.

### 2.1.3. Đánh giá hiệu quả

Cách tiếp cận AC nói trên được đánh giá trong một bối cảnh vi mô đô thị ngoài trời, trong đó mỗi ô có một mạng LTE 10 MHz (tương đương 50 RB). Các thông số mô phỏng đường downlink đáng kể nhất có thể được tìm thấy trong bảng 2.1. Các tải được cung cấp khác nhau của mỗi đối tượng thuê, được biểu thị lần lượt là T1 và T2, được mô phỏng bằng cách thay đổi tỷ lệ đến  $\lambda$  trong mỗi ô.

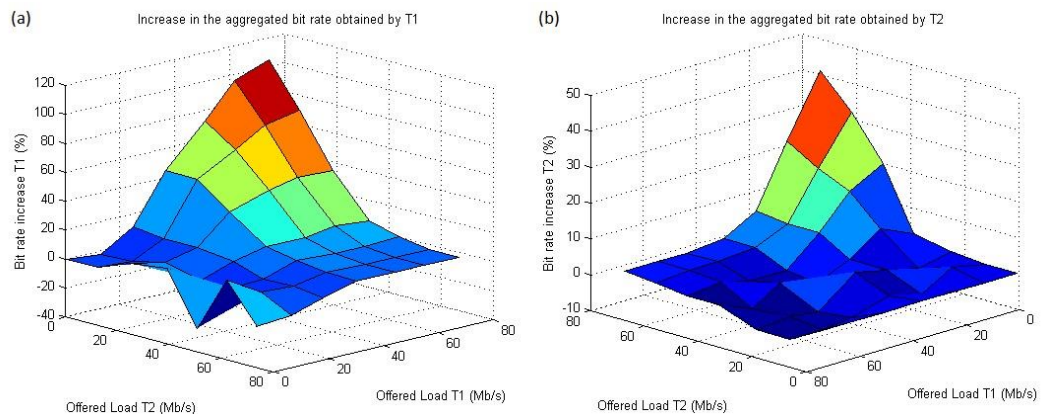
**Bảng 2.1: Thông số mô phỏng**

Tham số	Giá trị
Khoảng cách giữa các trạm	200 m
Độ lệch chuẩn	3 dB trong LOS and 4 dB trong NLOS
Tăng ăng ten trạm gốc	5 dB
Tần số	2.6 GHz
Công suất truyền trên mỗi RB	24 dBm
Số lượng RB trên mỗi cell $\rho(n)$	50 RBs (1 LTE chuyển 10 MHz)
Nhiều thiết bị người dùng	9 dB
Tốc độ bit cần thiết	1024 kb/s

Thời lượng phiên	Trung bình 30 giây
Tỷ lệ tới phiên	Mô hình Poisson với mô phỏng $\lambda$ khác
$\alpha_{th}(n)$	1

Dung lượng được quy định trong SLA lần lượt là  $SAGBR(1) = 25$  Mb/s cho người dùng 1 và  $SAGBR(2) = 37$  Mb/s đối với người dùng 2. Cụ thể, bối cảnh mô phỏng xem xét tổng số  $N = 2$  ô, trong đó tổng công suất mỗi ô được ước tính là khoảng 31 Mb/s. Phần công suất danh nghĩa của mỗi người dùng là  $C(1) = 40\%$  đối với T1 và  $C(2) = 60\%$  đối với T2.

Vì mục tiêu đích của thuật toán AC được đề xuất là đạt được hiệu quả sử dụng các RB có sẵn của từng đối tượng thuê, việc đánh giá hiệu suất sẽ xem xét các hỗn hợp tải lưu lượng được cung cấp khác nhau liên quan đến chia công suất cho người dùng. Kể từ khi hiệu quả trong việc sử dụng tài nguyên chủ yếu được cung cấp bởi các thuật ngữ  $\Delta C(s, n)$ , đánh giá hiệu suất sẽ xem xét, như một tham chiếu, trong đó  $\Delta C(s, n)$  được thiết lập bằng 0.



**Hình 2.2: Tăng tốc độ bit tổng hợp thu được bởi (a) T1 và (b) T2, liên quan đến trường hợp tham chiếu  $\Delta C(s, n) = 0$**

Kết quả đạt được bằng thuật toán AC trong tốc độ bit tổng hợp thu được bởi T1 và T2, liên quan đến trường hợp tham chiếu trong đó  $\Delta C(s, n) = 0$ , được minh họa trong hình 2.2. Thuật toán đạt được tốc độ bit tổng hợp của T1 lên tới 106%, khi tải T2 được cung cấp thấp tới 0 Mb/s. Mặt khác, khi tăng tỷ lệ bit tổng hợp T2 lên đến 43% thì tải T1 được cung cấp là 0 Mb/s. Có thể kết luận rằng, bất cứ khi nào một



người dùng không sử dụng hết dung lượng, thì người kia lại hưởng lợi từ tốc độ bit tổng hợp cao hơn, do đó đạt được hiệu quả sử dụng tài nguyên vô tuyến.

Xem xét các hỗn hợp sau đây cho T1 bảng 2.2 và T2 bảng 2.3, hiệu suất của từng đối tượng thuê được nghiên cứu, về tỷ lệ bit tổng hợp và xác suất chặn.

**Bảng 2.2: Hỗn hợp lưu lượng được chọn cho Tenant 1**

		<b>Tenant 1</b>		
		<b>Load Cell 1</b>	<b>Load Cell 2</b>	<b>Total Load</b>
<b>Hỗn hợp lưu lượng</b>	A	24.6 (H)	24.6 (H)	49.2 (H)
	B	19 (H)	6 (L)	25 (P)

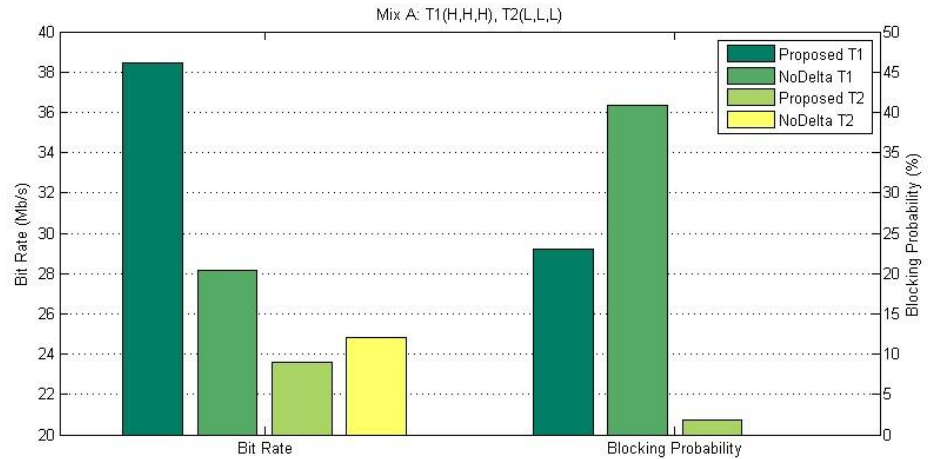
**Bảng 2.3: Hỗn hợp lưu lượng được chọn cho Tenant 2**

		<b>Tenant 2</b>		
		<b>Load Cell 1</b>	<b>Load Cell 2</b>	<b>Total Load</b>
<b>Hỗn hợp lưu lượng</b>	A	24.6 (H)	24.6 (H)	49.2 (H)
	B	12 (L)	25 (H)	37 (P)

Tải trọng trung bình của người dùng trong một ô cụ thể có thể được phân loại là: được lên kế hoạch (ký hiệu là P), thấp hơn giá trị kế hoạch (ký hiệu là L) hoặc cao hơn giá trị kế hoạch (ký hiệu là H). Trong đó tải được cung cấp theo kế hoạch được hiểu là tải được quy định trong SLA của người dùng nhà. Tương tự, tổng tải được cung cấp trong cả hai ô được biểu thị là P nếu nó bằng với SAGBR của người dùng tương ứng.

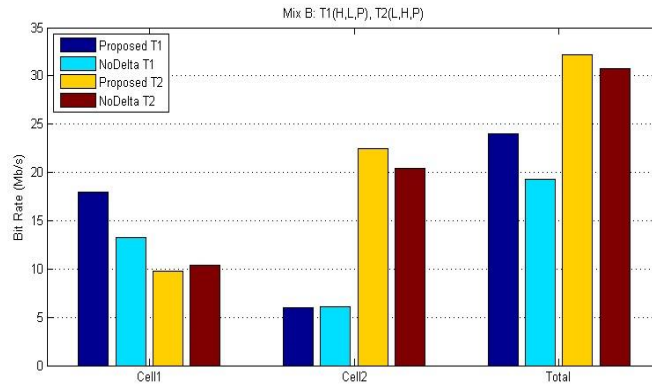
Kết hợp lưu lượng A mô tả một trường hợp trong đó tải T1 được cung cấp là H trong cả hai ô, trong khi tải trọng được cung cấp của T2 được giữ ở mức L. Trong trường hợp này, các kết quả mô phỏng được mô tả trong hình 2.3. Có thể thấy rằng T1 có thể đạt được tốc độ bit cải thiện 33% đối với trường hợp tham chiếu, bằng cách cho phép T1 tận dụng công suất dự phòng của T2, trong khi không làm giảm đáng kể tốc độ bit. Hơn nữa, có một sự giảm đáng kể trong xác suất chặn T1. Tuy nhiên, một sự suy giảm nhẹ (dưới 2%) được xác nhận trong xác suất chặn T2. Do đó, theo quan

điểm trung lập, có thể kết luận rằng lợi ích của T1 vượt xa hiệu suất từ những gì T2 mất.

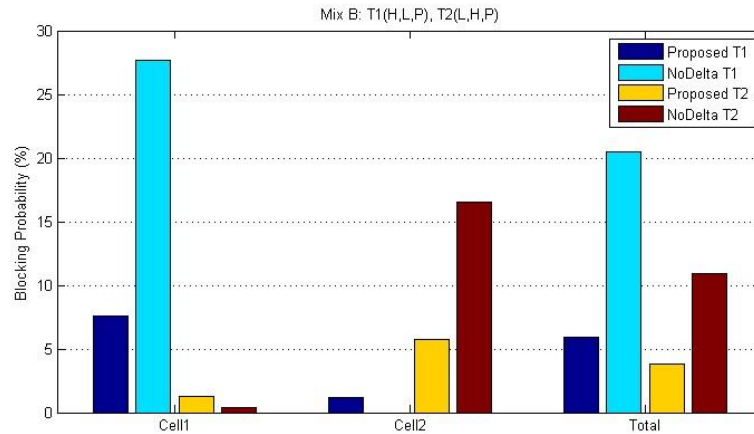


**Hình 2.3: Tốc độ bit tổng hợp và xác suất chặn thu được của mỗi Tenant với lưu lượng truy cập A**

Mặt khác, trong hỗn hợp lưu lượng B, tổng tải trọng được cung cấp của cả hai người dùng tương ứng với tải trọng đã lên kế hoạch, nhưng tải trọng này không được phân bố đều dọc theo hai ô. Trong trường hợp này, các kết quả mô phỏng được trình bày trong hình 2.4 và hình 2.5. Có thể thấy rằng sự thay đổi công suất chia được đề xuất do  $\Delta C(s, n)$  cho phép T1 xử lý hiệu quả phân chia sẻ tài nguyên trên cả hai ô. Theo đó, lợi ích của T1 tăng 18% ở tốc độ bit tổng hợp và 8% đối với T2, đối với trường hợp tham chiếu. Hơn nữa, một sự giảm đáng kể về tổng số xác suất chặn cho cả hai người dùng được ghi lại. Cụ thể hơn, T1 và T2 được hưởng lợi từ việc giảm xác suất chặn lần lượt là 70% và 64%



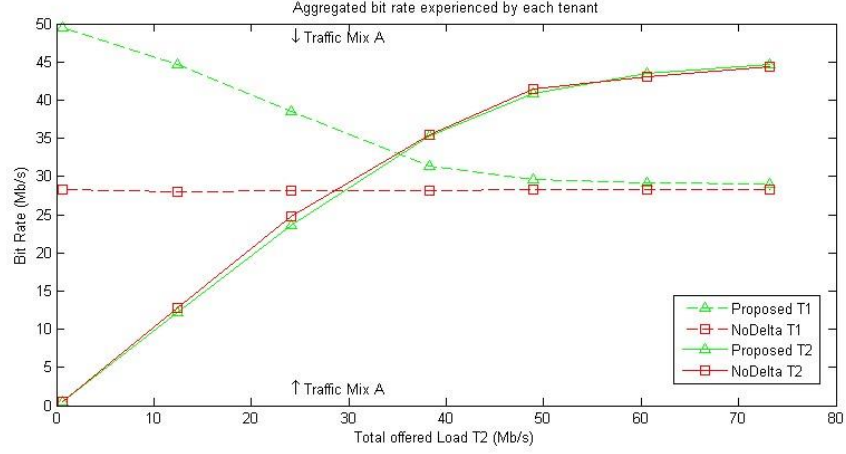
**Hình 2.4: Tốc độ bit thu được của mỗi Tenant trong mỗi ô và trong toàn bộ kịch bản có kết hợp lưu lượng truy cập B**



**Hình 2.5: Xác suất chặn thu được của mỗi Tenant trong mỗi ô và trong toàn bộ kịch bản có kết hợp lưu lượng truy cập B**

Hình 2.6 minh họa tốc độ bit tổng hợp thu được bởi mỗi đối tượng người dùng với thuật toán được đề xuất và với lược đồ tham chiếu, như một hàm của tổng tải trọng được cung cấp của T2. Tổng tải được cung cấp của T1 được giữ nguyên ở mức 49,2 Mb/s (tương ứng với mức H của lưu lượng hỗn hợp A) và nó được phân bố đều dọc theo hai ô. Có thể nhận thấy rằng, khi tải trọng T2 được cung cấp thấp hơn mức kế hoạch là 24,6 Mb/s (xem xét lưu lượng hỗn hợp A), lợi ích T1 tăng đáng kể từ công suất chưa sử dụng còn lại của T2. Tuy nhiên, khi tải trọng được cung cấp của T2 cao hơn mức kế hoạch của nó (tức là 37 Mb/s), sự khác biệt về hiệu suất giữa hai thuật toán gần như không đáng kể. Trong trường hợp cuối cùng này, mỗi người dùng đạt được một tỷ lệ bit phù hợp với công suất danh nghĩa  $C(s)$ . Hơn nữa, tốc độ bit thu

được bằng T2 xấp xỉ bằng cả hai phương án vì T1 không để lại dung lượng không sử dụng.



**Hình 2.6: Tốc độ bit tổng hợp thu được của từng Tenant**

## 2.2. Điều khiển chấp nhận dịch vụ trong mạng 5G

Trong phần này, một số kỹ thuật AI sẽ được đề xuất để phát triển một AC tự tổ chức cho các mạng 5G nhiều người dùng. Cụ thể hơn, mục tiêu chính là tập trung vào tự học giá trị tối ưu của thuật ngữ  $\Delta C(s, n)$  mà trước đây đã được định nghĩa. Các phương pháp được đề xuất tương ứng với AI nổi tiếng của ML, trong đó hai thuật toán học tập chính phát sinh:

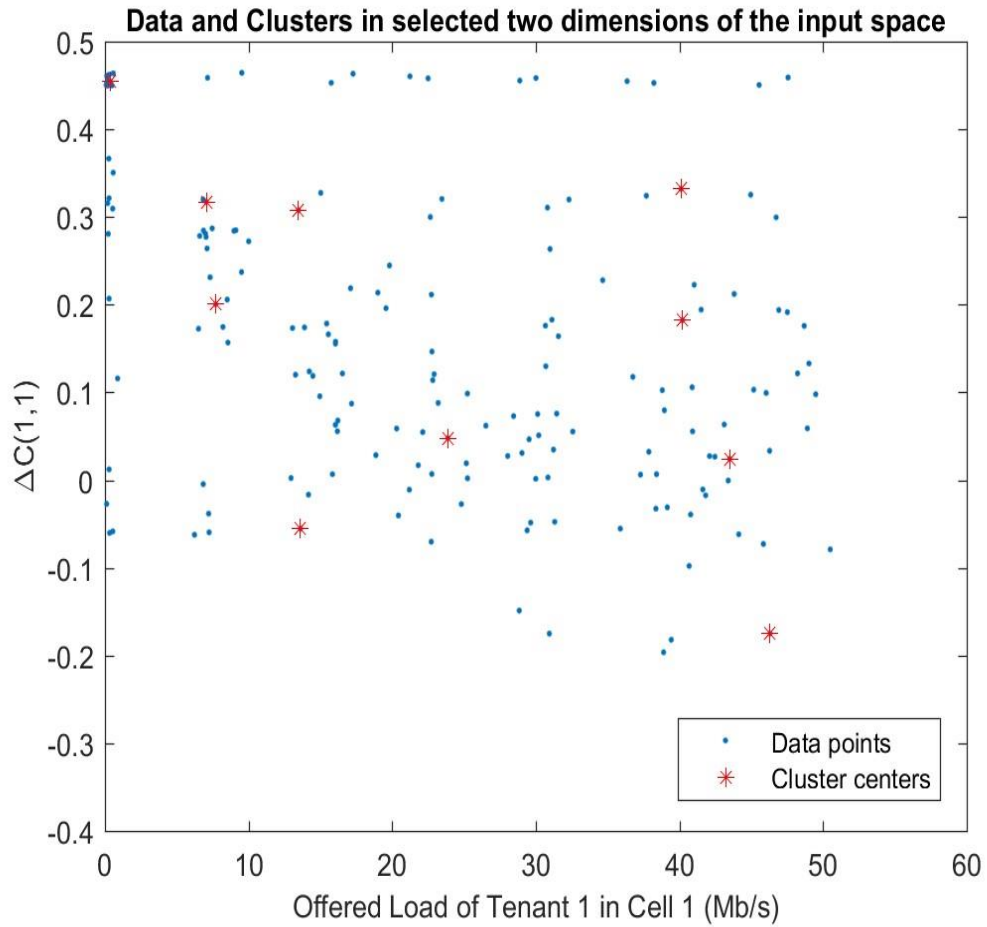
- **Học tập được giám sát:** chủ yếu được sử dụng khi cả hai biến đầu vào và đầu ra của một hệ thống được xác định, do đó một hàm ánh xạ có thể được xác định ( $Y = f(x)$ ). Tuy nhiên, mục tiêu chính là ước tính hàm ánh xạ theo cách mà các biến đầu ra có thể được dự đoán chính xác bất cứ khi nào có dữ liệu đầu vào mới (tức là dữ liệu chưa được thực hiện).
- **Học tập không được giám sát:** không giống như học tập được giám sát, học tập không được giám sát thiếu bất kỳ một chức năng ánh xạ, vì dữ liệu đầu ra không rõ hoặc khó có được. Do đó, các thuật toán không giám sát được thiết kế để khám phá cấu trúc tối ưu hoặc mối quan hệ giữa các đầu vào/đầu ra khác nhau.

### 2.2.1. Học tập được giám sát

Việc thực hiện phương pháp học có giám sát để khai thác kiến thức về  $\Delta C(s, n)$  có hai mục tiêu chính. Trước hết, kiến thức cho phép xác định các giới hạn của

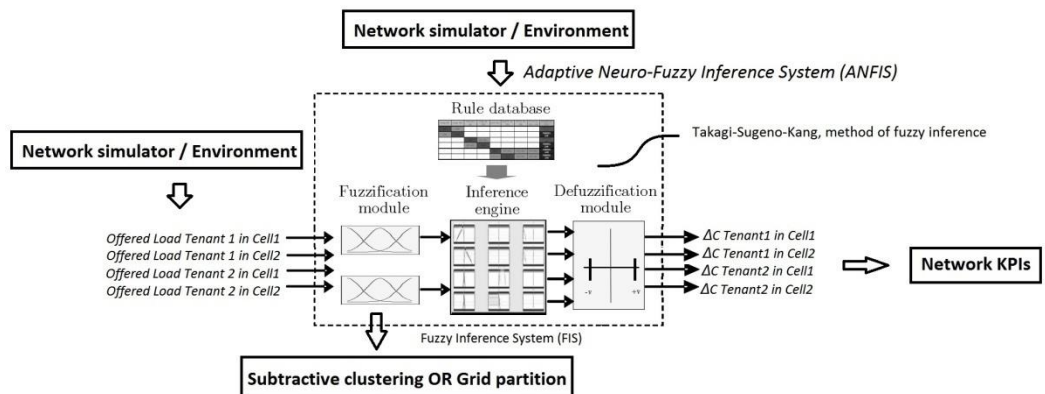
$\Delta C(s, n)$  và hành vi tổng thể của nó trong các tình huống tải lưu lượng khác nhau. Điều này dẫn đến mục tiêu thứ hai, nhằm mục đích tạo thuận lợi cho việc thực hiện phương pháp học AC không giám sát. Vì có 4 biến để tự tối ưu hóa ( $\Delta C(1,1), \Delta C(1,2), \Delta C(2,1), \Delta C(2,2)$ ), và thời gian hội tụ giải pháp tối ưu có thể quá cao, việc học có giám sát sẽ được áp dụng trong một số biến  $\Delta C(s, n)$  vì mục đích đơn giản, và các biến bên trái sẽ được chọn để tối ưu hóa.

Đối với phạm vi của bài nghiên cứu, một hệ thống suy luận thần kinh thích nghi mờ (ANFIS) được đề xuất như là một kỹ thuật học được giám sát. ANFIS là một loại ANN kết hợp động cơ suy luận mờ Takagi-Sugeno, chỉ tạo ra một đầu ra duy nhất sau giai đoạn làm mờ (tức là một trong các  $\Delta C(s, n)$ ). Mặt khác, trong 4 đầu vào được xem xét, tương ứng với tải trọng được cung cấp của từng đối tượng thuê trong mỗi ô, được lấy trực tiếp từ môi trường/hệ thống mô phỏng mạng. Hơn nữa, hệ thống suy luận mờ (FIS) có thể kết hợp hai kiểu phân cụm dữ liệu: phân vùng lưới và phân cụm mờ. Mỗi đầu vào có nhiều chức năng như số lượng các cụm được xác định. Ví dụ, 10 cụm được xác định trong hình 2.7, mặc dù có thể tìm thấy số lượng cụm nhiều hơn hoặc ít hơn, cần xem xét sự đánh đổi giữa lỗi đào tạo và thời gian đào tạo.



**Hình 2.7: Kỹ thuật phân cụm mờ (Bán kính cụm ảnh hưởng = 0,65)**

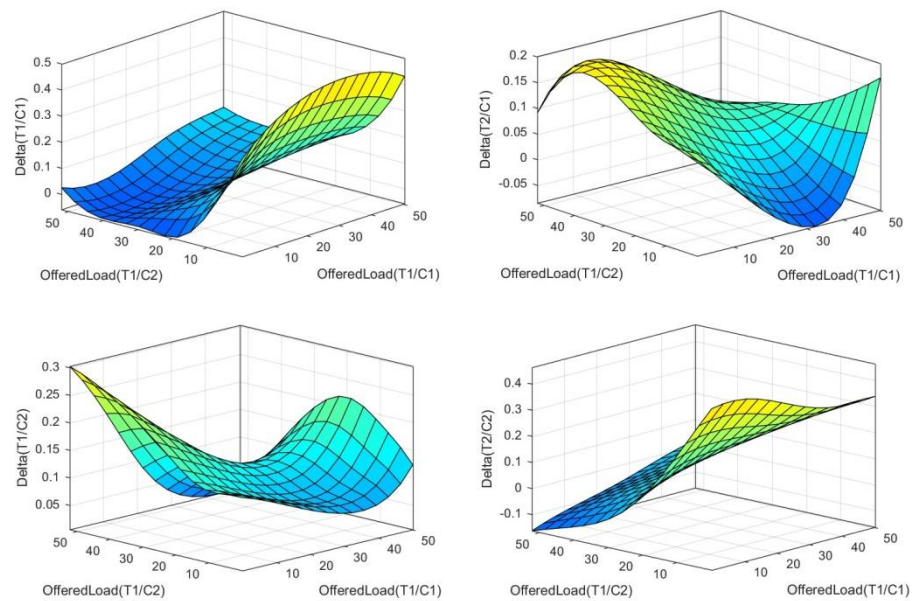
Tổng quan đề án học tập đề xuất được minh họa dưới đây hình 2.8.



**Hình 2.8: Đề án học máy có giám sát nhằm khai thác kiến thức  $\Delta C(s,n)$**

Cuối cùng, khi dữ liệu đầu vào/đầu ra đã được xử lý thông qua lược đồ nói trên, kiến thức về  $\Delta C(s, n)$  có sẵn để chính xác (> 99%) khai thác dữ liệu đầu vào chưa được xử lý. Một vài biểu diễn của  $\Delta C(s, n)$  như là một hàm của các tải được cung cấp khác nhau được thể hiện trong hình 2.9.

Bước tiếp theo là lấy giá trị tối ưu của  $\Delta C(s, n)$  với điều kiện tải lưu lượng cho trước trong mỗi lần lặp tối ưu hóa của chương trình học không giám sát, để lại một đặc tính  $\Delta C(s, n)$  tự tối ưu hóa, với mục đích đơn giản hóa.



**Hình 2.9:  $\Delta C(s, n)$  như là một chức năng của T1 được cung cấp (Mb/s) trong cả hai cell**

### 2.2.2. Học tập không được giám sát (Fuzzy Q-learning)

Để đạt được việc tự tối ưu hóa, mỗi tác nhân phân tán cần biết tham số cần được điều chỉnh theo trạng thái hoạt động hiện tại. Các khái niệm cơ bản về FQL sẽ được trình bày dưới đây:

#### a. Hệ thống mờ

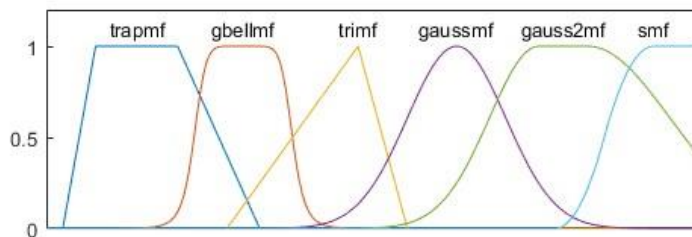
“Sự mơ hồ là một phần phổ biến của kinh nghiệm của con người. Ngôn ngữ của con người là một công cụ không chính xác. Nhận thức của con người đầy sự thiếu chính xác. Những kỷ niệm thật thoáng qua và dễ chỉnh sửa. Thế giới thực không phải

*là trừu tượng, nó không được nhận thức rõ ràng, xác định rõ ràng và tính toán chính xác"* (Mark J. Wierman, 2010, trang 53).

Lý thuyết mờ đã được phát triển để xử lý thông tin không chính xác. Nó bắt đầu với khái niệm về tập mờ, có chức năng là ánh xạ (tức là làm mờ) tập hợp các phần tử đầu vào thành một hàm cho biết mức độ chân lý thuộc về tập hợp.

$$\mu_A: X \rightarrow [0,1] \quad (2.6)$$

Công thức 2.6 biểu diễn mức độ chân lý  $\mu$  của tập mờ  $A$  lấy biến đầu vào  $x$  nằm trong khoảng từ 0 (tức là  $x$  không thuộc  $A$ ) đến 1 (tức là cách khác). Tuy nhiên, bên cạnh tập hợp cổ điển đặc biệt mà một phần tử có thể thuộc về hay không, logic mờ cho phép biến đầu vào được ánh xạ trong một tập hợp nhất định theo nghĩa rộng hơn. Con người làm loại lý luận này mọi lúc, nhưng nó là một khái niệm khá mới mẻ đối với máy tính.



**Hình 2.10: Hình dạng hàm thành viên (Matlab Fuzzy Logic Toolbox™)**

Ngoài ra, logic mờ cho phép thực hiện kiến thức của con người dưới dạng các quy tắc suy luận if-then. Một quy tắc if-then mờ duy nhất có dạng sau:

If  $x$  is  $A$ , then  $y$  is  $B$

trong đó  $A$  và  $B$  là các giá trị ngôn ngữ (ví dụ: thấp, trung bình và cao) được xác định bởi các tập mờ  $X$ ,  $Y$  tương ứng. Giá trị đầu vào và đầu ra ngôn ngữ sắc nét (ví dụ: chất lượng tín hiệu và quyết định chuyển giao) là  $x$  và  $y$ , tương ứng.

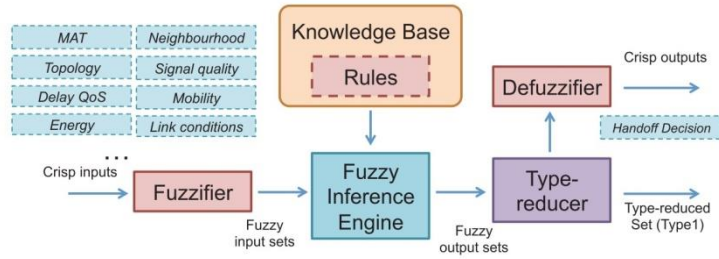
Phần “if” của quy tắc “ $x$  là  $A$ ” còn được gọi là tiền tố của quy tắc, trong khi phần “then” của quy tắc “ $y$  là  $B$ ” được gọi là hậu tố. Đối với một quy tắc if-then, tiền tố,  $p$ , ngụ ý hậu tố,  $q$ . Trong logic nhị phân, nếu  $p$  là đúng, thì  $q$  cũng đúng ( $p \rightarrow q$ ). Tuy nhiên, trong logic mờ, nếu  $p$  là đúng với một số mức độ, thì  $q$  cũng đúng với cùng mức độ [13].



Hơn nữa, có thể nhận thấy rằng các quy tắc dựa trên con người trong logic mờ có thể không tối ưu và do đó, các kỹ thuật tối ưu hóa cần được thực hiện để xây dựng một cơ sở kiến thức chính xác.

Cuối cùng, bước cuối cùng của quá trình suy luận mờ là làm mờ, một phương pháp xác định một giá trị sắc nét duy nhất từ tập hợp đầu ra.

Phương pháp logic mờ phù hợp với sự xử lý thiếu chính xác của các mạng di động không dây [19]. Trên thực tế, kỹ thuật hệ thống mờ đã được đề xuất gần đây để xử lý các thuật toán quyết định. Ví dụ, nghiên cứu trong báo cáo đề xuất một thuật toán quyết định dựa trên logic mờ dạng 2, có tính đến một loạt các mạng truy cập và thuộc tính người dùng, và chọn mạng có giá trị thỏa mãn tối đa. Một minh họa về việc xử lý logic mờ trong HetNets được thể hiện trong hình 2.11.



**Hình 2.11: Minh họa Logic mờ cho HetNets [20]**

### ***b. Học tăng cường (Reinforcement Learning)***

Học tăng cường (RL) là một kỹ thuật khai thác kinh nghiệm của các tác nhân để tìm hiểu các cách xử lý tối ưu trong môi trường. Các tín hiệu củng cố được nhận về là tác động tốt hay tác động xấu đến quá trình tối ưu để các tác nhân sửa đổi cách xử lý của nó. Thông qua sự tương tác của nó với môi trường, các tác nhân cố gắng nghiên cứu cho các trạng thái cụ thể của hệ thống để những tác động tốt được tối ưu hóa. Các vấn đề về học máy thường được mô hình hóa như quá trình xử lý quyết định và đã giải quyết bằng cách sử dụng các kỹ thuật lập trình động.

RL mô tả một kế hoạch học tập, nơi một nhân tố tối ưu giúp cải thiện khả năng xử lý của nó bằng cách tác động lên môi trường của chính mình và nhận được kết quả là hoạt động tốt hoặc xấu. RL thực hiện một tìm kiếm trực tuyến để tối ưu trong vấn

đề quyết định nhiều mức. Đó là một cách tiếp cận đầy hứa hẹn cho hình thành các tác nhân tự trị để cải thiện hiệu suất dựa trên kinh nghiệm thực tế.

Quá trình xử lý chung được mô tả như sau:

1. Vào thời điểm bước  $t$ , các tác nhân ở trạng thái  $x(t)$
2. Nó chọn một trong các hành động khả thi ở trạng thái này,  $a(t)$
3. Nó áp dụng các hành động, kết quả là:
  - a. Chuyển tiếp đến một trạng thái mới  $x(t+1)$
  - b. Việc tiếp nhận phản hồi  $r(t)$
4.  $t:=t+1$
5. Trở lại bước 2 hoặc dừng lại nếu các trạng thái mới là một thiết bị đầu cuối.

Gọi  $X$  là tập hợp của các trạng thái và  $A$  là tập hợp của các hoạt động.

$r(t)$  là kết quả của hành động  $a(t)$  được chọn trong tập hợp trạng thái  $x(t)$ . Chức năng tăng cường là một ứng dụng của không gian sản phẩm.

### c. *Q-Learning (QL)*

Trong một số mô hình RL, nó đòi hỏi những thông tin rất chính xác về các xác suất truyền dẫn trạng thái và những kết quả. Tuy nhiên, trong một số mô hình hệ thống, thông tin này không có sẵn hoặc chỉ tương đối. Khi đó sẽ có vấn đề khi xây dựng mô hình RL cho các hệ thống này. QL là một trường hợp đặc biệt của RL có thể giải quyết các vấn đề khi các mô hình hệ thống này là không có sẵn. Thay vào đó, nó dựa trên sự khác biệt tạm thời để từng bước giải quyết các vấn đề học máy. QL đạt được mục tiêu này bằng cách ước lượng một hàm giá trị của mỗi cặp trạng thái hành động được gọi là giá trị  $Q$ . Chức năng này ước tính đến giá trị kết quả dự kiến thì lấy một hoạt động  $a$  thuộc  $A$  ra khỏi tập các hành động  $A$  từ khi bắt đầu trạng thái  $s$  đến khi đã có một trạng thái cố định  $\pi$ . Mỗi hoạt động chuyển các nhân tố từ trạng thái  $s_i$  sang trạng thái  $s_{i+1}$  nhận được một kết quả  $r_{i+1}$ . Mục tiêu là để mở rộng tập kết quả. Các chức năng giá trị được định nghĩa theo phương trình 2.7:

$$Q^\pi(s, a) = E_\pi \left[ \sum_{i=0}^{\infty} \gamma^i r(s_i, a_i) \mid s_0 = s, a_0 = a \right] \quad (2.7)$$

Và cũng có thể được ước tính bằng cách sử dụng phương pháp cập nhật sự khác biệt tạm thời một cách lặp đi lặp lại:

$$Q_{i+1}(s_i, a_i) = Q_i(s_i, a_i) + \beta[r_{i+1} + \gamma \text{Max}_a Q_i(s_{i+1}, a) - Q_i(s_i, a_i)] \quad (2.8)$$

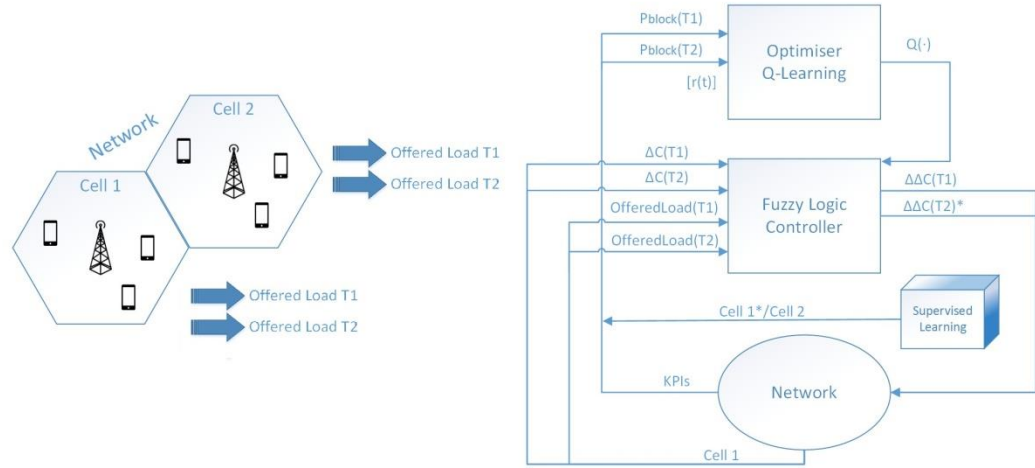
Trong đó:  $\beta$  là tỷ lệ học tập ( $0 \leq \beta \leq 1$ ), các tham số tỷ lệ học tập để xác định việc học tập diễn ra nhanh hay chậm. Sự điều khiển thuật toán QL thì có thể thay đổi giá trị  $Q$  với sự biến thiên của các trạng thái và hoạt động. Nếu tỷ lệ học tập là quá nhỏ, quá trình học tập sẽ diễn ra rất chậm. Nếu  $\beta$  là quá cao thì các thuật toán có thể không hội tụ.  $\gamma$  là hệ số chiết khấu ( $0 \leq \gamma \leq 1$ ), nếu  $\gamma = 0$  các tác nhân chỉ xem xét những kết quả trước mắt, hệ số  $\gamma$  càng gần 1 thì càng có nhiều nhân tố được xác định trước.

QL là một phương pháp RL, trong đó người học được xây từng bước hàm  $Q$ , cố gắng để ước tính chi phí trong tương lai cho một hành động trong trạng thái hiện tại của nhân tố. Kết quả của hàm  $Q$  được gọi là giá trị  $Q$ . Giá trị  $Q$  trong QL là một ước tính về giá trị của chi phí trong tương lai nếu các chi nhánh có một hành động đặc trưng  $a$  khi nó đang ở trong trạng thái  $s$ . Bằng cách khảo sát môi trường, các nhân tố đã lập ra một bảng giá trị  $Q$  cho mỗi trạng thái và mỗi hành động.

Trong một khoảng thời gian ngắn, QL là một kỹ thuật RL với mục tiêu tối đa hóa một giá trị tích lũy bằng cách thực hiện các hành động trong một môi trường. QL tích lũy dần dần một hàm  $Q$ , được biểu thị bằng  $Q(s, a)$ , bằng cách ước tính giá trị tương lai được chiết khấu để thực hiện các hành động từ trạng thái  $s$  đã cho. Một phiên bản mờ của QL được xem xét trong công việc này để kế thừa những lợi ích của lý thuyết mờ. Về cơ bản, FQL cho phép giải phóng các trạng thái và không gian hành động để tránh đối phó với các không gian phức tạp và liên tục.

Cấu trúc của quy trình tự tối ưu hóa được thể hiện trong hình 2.12, được phân phối rõ ràng. Bên cạnh khối QL của trình tối ưu hóa, cập nhật hàm  $Q$  cho phù hợp với giá trị thu được, bộ điều khiển logic mờ quản lý tập hợp các trạng thái môi trường đầu vào của nó (nghĩa là tải lưu lượng truy cập và  $\Delta C(s, 1)$ ) và tập các kết quả đầu ra của nó (mức độ tăng của  $\Delta C(s, 1)$ ). Ban đầu, nó được kế hoạch để tự tối ưu hóa cả hai  $\Delta C(s, 1)$  và để lại  $\Delta C(s, 2)$  được tối ưu hóa thông qua việc học có giám sát. Tuy

nhiên, khi thời gian tối ưu hóa là quá dài,  $\Delta C(1,1)$  là biến duy nhất được tự tối ưu hóa.



**Hình 2.12: Kiến trúc của thủ tục tự tối ưu hóa đề xuất**

Các thuật toán mô phỏng linh hoạt đã xuất hiện như một ứng viên tiềm năng cho việc giải quyết các vấn đề trên. Nó là một giải pháp phỏng đoán nghiêm cứu, xác suất bằng cách mô phỏng các quá trình vật lý của luyện kim nghĩa là một chất đang dần nguội để đạt được một trạng thái năng lượng tối thiểu. Phương pháp này đã được áp dụng rộng rãi trong việc quy hoạch mạng lưới và tối ưu hóa. Ví dụ để giải quyết vấn đề bao phủ và khả năng tối ưu hóa dung lượng. Nó cho thấy rằng các thuật toán mô phỏng mềm dẻo có thể được phát triển và áp dụng trong việc giải quyết các vấn đề phức tạp trong tối ưu hóa mạng. Đó là khởi nguồn của thuật toán FQL. Nó được phát triển dựa trên ý tưởng mô phỏng luyện kim. QL là một hình thức thực tế của RL, đó là một lĩnh vực quan trọng của việc học tập máy tính. RL là một kiểu học máy mà tác nhân đó đạt được mục tiêu cuối cùng bằng cách tương tác với môi trường xung quanh và bằng cách xem xét các kinh nghiệm quá khứ bắt nguồn từ hành động trước đó. Trong một tình huống khi chúng ta xử lý cả tính bền vững và tính chính xác, FL đã được mở rộng để xử lý các khái niệm về sự thật, giá trị của nó có thể dao động từ hoàn toàn đúng sự thật và hoàn toàn sai.

#### ***d. Fuzzy Q-Learning***

QL phải duy trì một giá trị Q cho mỗi cặp trạng thái hoạt động, do đó nó trở nên rất phức tạp và đôi khi không thực tế nếu không gian trạng thái hay không gian

hoạt động là liên tục. Vì vậy các FL được cung cấp để rời rạc các biến liên tục. FQL là một kỹ thuật kết hợp FL với QL nhằm khắc phục những thiếu sót của nhau.

Trong FQL trạng thái và hoạt động của hệ thống được xác định bằng cách sử dụng hàm thành phần mờ. Các biến trạng thái liên tục chuyển đổi thành một số hữu hạn các hàm thành phần biến mờ. Quá trình này được gọi là fuzzification. Từ các biến mờ kết quả tương ứng được tính toán dựa trên hệ thống suy luận mờ (FIS). Cuối cùng kết quả mờ của FIS là ánh xạ của các biến đầu ra liên tục thông qua một quá trình gọi là defuzzication.

#### ***e. Hệ thống suy luận mờ***

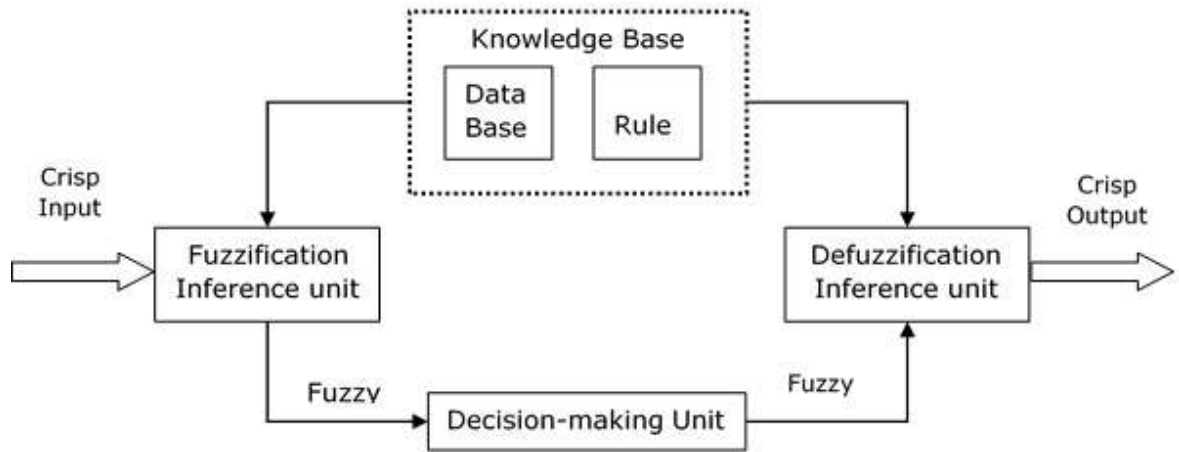
Hệ thống suy luận mờ là một hệ thống sử dụng lý thuyết tập mờ để ánh xạ các đầu vào (tính năng trong trường hợp phân loại mờ) thành đầu ra (các lớp trong trường hợp phân loại mờ). Các quy tắc được sử dụng IF, IF THEN, AND và OR để xây dựng các quyết định thiết yếu.

Đặc điểm của FIS:

- Đầu ra từ FIS luôn là một tập mờ không phân biệt đầu vào của nó có thể mờ hoặc rõ nét.
- Khi nó sử dụng làm bộ điều khiển cần có đầu ra mờ.
- Một đơn vị làm mờ sẽ có mặt với FIS để chuyển đổi các biến mờ thành các biến sắc nét.

Chức năng của FIS:

Hình 2.13 là sơ đồ khối của hệ thống nhiều mờ:



**Hình 2.13: Sơ đồ khối của hệ thống nhiều mờ**

Trong đó:

- Quy tắc cơ sở: IF – THEN mờ.
- Cơ sở dữ liệu: Nó xác định các hàm thành viên của các tập mờ được sử dụng trong các quy tắc mờ.
- Đơn vị quyết định: Nó thực hiện dựa trên các quy tắc.
- Đơn vị giao diện Fuzzification: Nó chuyển đổi số lượng rõ nét thành số lượng mờ.
- Đơn vị giao diện khử nhiễu: Nó chuyển đổi số lượng mờ thành số lượng rõ nét.

### 2.3. Kết luận chương

Chương 2 trình bày chi tiết kỹ thuật điều khiển dịch vụ cho các mạng vô tuyến, kiểm soát nhập cell nhiều người dùng. Hai kỹ thuật AI được áp dụng để phát triển việc điều khiển tự chấp nhận dịch vụ trong mạng 5G là học máy được giám sát và học máy không được giám sát.

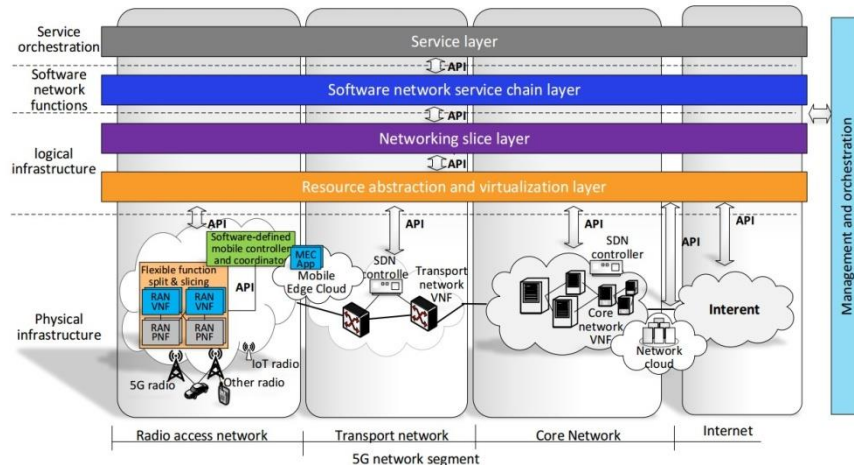
Tiếp theo chương 3 đánh giá đánh giá việc sử dụng thuật toán FQL là một thuật toán phù hợp nhất cho đề tài nghiên cứu khảo sát.

## CHƯƠNG 3: ĐÁNH GIÁ, CÀI ĐẶT, THỬ NGHIỆM

### 3.1. Đánh giá

Bên cạnh các kỹ thuật SON liên quan đến AI, việc đưa các công nghệ phần mềm hóa như Mạng Phần mềm Định nghĩa (SDN) sẽ thay đổi đáng kể cách thức quản lý mạng 5G [15]. Các công nghệ mạng phần mềm, như được minh họa trong hình 3.1, nhằm mục đích trở thành các trình tạo cơ bản để đáp ứng các yêu cầu của khả năng lập trình (ví dụ như tính đa dạng dịch vụ và hiệu quả tài nguyên), tính linh hoạt (ví dụ như tái cấu hình, tái sử dụng và chia sẻ cơ sở hạ tầng), khả năng thích ứng (ví dụ như tái cấu hình, tự chữa lỗi và tự tối ưu hóa) và khả năng (ví dụ như cắt mạng, quản lý mạng tự động) dự kiến sẽ có trong các mạng 5G.

Những lợi ích tiềm năng của việc phần mềm hóa trong 5G bao gồm giảm O/CAPEX, rút ngắn thời gian để tạo dịch vụ và thích ứng dịch vụ, quản lý vòng đời dịch vụ hiệu quả, giảm tiêu thụ năng lượng đối với mạng xanh bền vững và nâng cao chất lượng trải nghiệm cho người dùng. Thật vậy, SDNs được dự tính là một trong những tính năng chính của mạng 5G vì chúng sẽ thúc đẩy sự thay đổi mô hình thiết kế và triển khai mạng di động.



**Hình 3.1: Công nghệ mạng phần mềm trong kiến trúc tổng thể 5G**

Các ứng dụng của kỹ thuật trí tuệ nhân tạo phù hợp nhất cho HetNets đã được xem xét cẩn thận trong luận án này. Hơn nữa, khả năng ứng dụng và tính khả thi của

từng ứng dụng trong mỗi chức năng tự làm việc đã được đánh giá chi tiết. Một trong những mục tiêu của công việc hiện tại là nghiên cứu tối ưu hóa QoS cho HetNets trong tương lai. Cụ thể hơn, việc kiểm soát các yếu tố AC đối với RAN cho nhiều người dùng là chủ đề được chọn để bắt đầu tìm hiểu các phương pháp AI mới để tự tối ưu hóa các thông số AC thích hợp. Do đó, một nghiên cứu về chiến lược AC tự tối ưu hóa để điều chỉnh phần tài nguyên được sử dụng bởi mỗi người dùng được yêu cầu để giới thiệu thuật toán AI được đề xuất. Trong số tất cả các giải pháp AI khả thi, thuật toán FQL đã được lựa chọn cho quá trình tự tối ưu hóa, vì cách tiếp cận không có mô hình của nó cho phép xây dựng một chính sách lựa chọn hành động tối ưu mà không cần bất kỳ kiến thức môi trường mạng nào. Các tùy chọn AI khác như thuật toán lấy cảm hứng từ sinh học hoặc mạng thần kinh nhân tạo cũng có thể được xem xét. Một phân tích dựa trên mô phỏng của thuật toán học tăng cường đề xuất đã được trình bày để đánh giá các cải tiến tiềm năng đạt được bởi mỗi đối tượng thuê trong mỗi ô đối với một sơ đồ cơ bản. Về kết quả, mức giảm đạt được trong xác suất chặn bằng thuật toán FQL, liên quan đến trường hợp tham chiếu  $\Delta C(s, n) = 0$ , khi xem xét chính sách khai thác/thăm dò, lần lượt là 45,2% và 51,5% cho T1 trong cell 1 và cell 2. Tuy nhiên, T2 có lợi hơn từ cách tiếp cận được đề xuất (cải thiện 3,5% và 7% tương ứng), vì tải trọng được cung cấp thấp hơn SAGBR của nó, do đó cho phép T1 xử lý hiệu quả phần tài nguyên trên cả hai cell và do đó giảm đáng kể khả năng chặn. Cuối cùng, hiệu suất khi xem xét một hệ thống được khai thác hoàn toàn (tức là  $\mathfrak{T} = 0$ ) đã được đánh giá. Mặc dù cải thiện hiệu suất (lên tới 39,4%) tương quan với chính sách khai thác/thăm dò, nhưng không xem xét các hành động tiềm năng có thể mang lại giá trị cao hơn trong tương lai dài hạn.

### 3.2. Cài đặt MatLab

Cấu hình: Matlab 2019

- Hệ điều hành: Window 10
- RAM: 4GB
- Dung lượng: 500 GB
- CPU: Bất kỳ bộ xử lý Intel



- Card đồ họa: Không có card đồ họa cụ thể được yêu cầu. Nên dùng card đồ họa tăng tốc phần cứng hỗ trợ OpenGL 3.3 với bộ nhớ GPU 1GB.

- Tăng tốc GPU bằng cách sử dụng Hộp công cụ tính toán song song yêu cầu GPU CUDA.

### 3.3. Thử nghiệm

#### 3.3.1. Mô phỏng giả lập mạng

#### 3.3.2. Thuật toán Fuzzy Q-Learning

Trước hết, cần xác định khái niệm về giá trị  $q$ . Đối với mỗi quy tắc của FIS,  $a[i, j]$  được định nghĩa là hành động thứ  $j$  của quy tắc  $i$  và  $q[i, j]$  như là chất lượng giá trị liên quan của nó (giá trị  $q$ ). Do đó, giá trị  $q[i, j]$  càng cao, độ tin cậy của hành động điều chỉnh tương ứng được chọn càng cao.

Để khởi tạo giá trị  $q$  trong thuật toán, tiêu chí đơn giản sau được sử dụng:

$$q[i, j] = 0, 1 \leq i \leq N \text{ and } 1 \leq j \leq A \quad (3.1)$$

trong đó  $q[i, j]$  là giá trị  $q$  của quy tắc  $i$  và hành động  $j$ .  $N$  là tổng số quy tắc và  $A$  là số hành động có sẵn cho mỗi quy tắc.

Đối với mỗi quy tắc được kích hoạt (những quy tắc có mức độ chân lý khác không), một hành động được chọn theo chính sách thăm dò/khai thác. Chủ thể nên chọn các hành động tạo ra giá trị cao nhất trong quá khứ. Tuy nhiên, chủ thể học được từ kết quả của những hành động bằng cách thử các hành động chưa được chọn trước đó. Sau đó, ngoài giai đoạn khai thác, cần xem xét chính sách thăm dò để theo dõi các hành động chưa được khám phá mang lại giá trị dài hạn tối đa. Cụ thể:

$$a_i = \begin{cases} \text{random}\{a_k, k = 1, 2, \dots, A\}, & \text{with probability } \mathfrak{T} \\ \text{argmax}_k q[i, k], & \text{with probability } 1 - \mathfrak{T} \end{cases} \quad (3.2)$$

trong đó  $a_i$  là hành động cụ thể cho quy tắc  $i$  và  $\mathfrak{T}$  là tỷ lệ học tập của chính sách thăm dò/khai thác. Thông thường,  $\mathfrak{T}$  không cố định trong quá trình tối ưu hóa. Thay vào đó, nó dần dần giảm xuống các giá trị gần bằng không, có nghĩa là việc khám phá các hành động tiềm năng cũng giảm.

Tiếp theo, hành động tổng thể được xác định bởi:

$$a(t) = \sum_{i=1}^N \alpha_i(s(t)) \cdot \alpha_i(t) \quad (3.3)$$

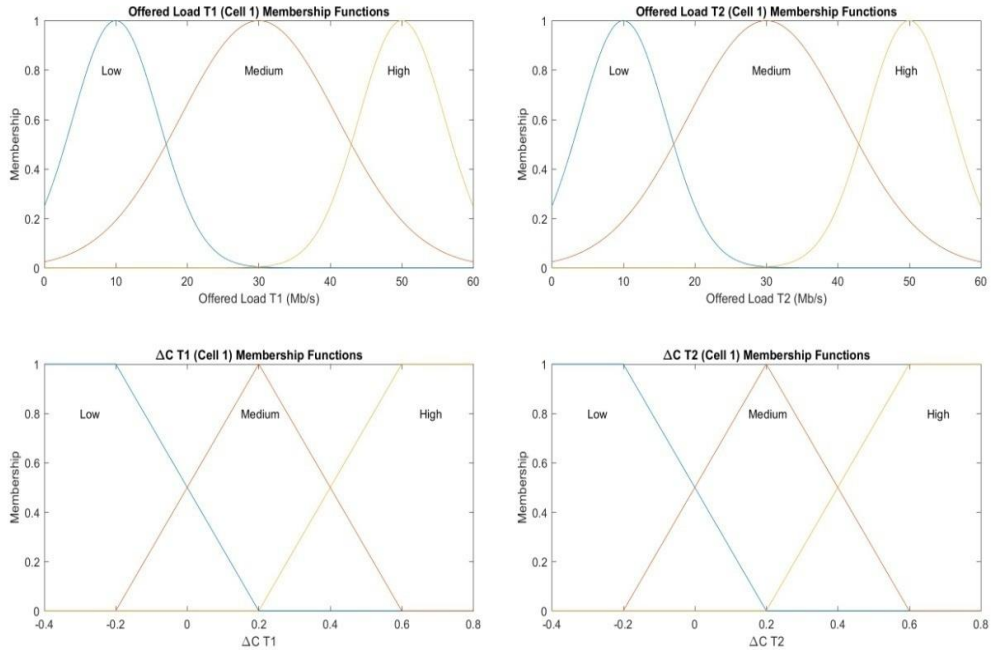
trong đó  $a$  là hành động điều chỉnh tham số và  $\alpha_i(s(t))$  là hàm kích hoạt cho quy tắc  $i$ . Nói cách khác,  $\alpha_i(s(t))$  đại diện cho mức độ chân lý của một trạng thái đầu vào  $s(t)$  trong lần lặp thứ  $t$ :

$$\alpha_i(s(t)) = \prod_{j=1}^M \mu_{ij}(x_j(t)) \quad (3.4)$$

trong đó  $M$  là số đầu vào FIS và  $\mu_{ij}(x_j(t))$  là giá trị hàm cho đầu vào thứ  $j$  và quy tắc thứ  $i$ . Ví dụ, xem xét quy tắc đầu tiên trong đó bốn đầu vào được dán nhãn là thấp (L), hàm kích hoạt được cho bởi:

$$\alpha_1(s(t)) = \mu_{11}(x_1(t)) \cdot \mu_{12}(x_2(t)) \cdot \mu_{13}(x_3(t)) \cdot \mu_{14}(x_4(t)) \quad (3.5)$$

Các hình dạng của các hàm được minh họa trong hình 3.2. Đối với tải lưu lượng truy cập cung cấp cho cả hai đối tượng thuê, ba hàm thành viên gaussian được chọn, được gắn nhãn là Thấp (L), Trung bình (M) và Cao (H), tương ứng. Đối với  $\Delta C(s, 1)$ , sử dụng hai hàm thành viên hình thang và một hàm hình tam giác. Tuy nhiên có nhiều tùy chọn khi chọn hình dạng thành viên phù hợp.



**Hình 3.2: Chức năng thành phần mờ**

trong đó  $Q(s(t), a(t))$  là giá trị của hàm  $Q$  cho trạng thái và hành động  $a$ . Hàm  $Q$  có thể được tính toán từ các hàm kích hoạt và các giá trị  $q$  của các quy tắc khác nhau:

$$Q(s(t), a(t)) = \sum_{i=1}^N \alpha_i(s(t)) \cdot q[i, \alpha_i] \quad (3.6)$$

trong đó  $Q(s(t), a(t))$  là giá trị của hàm  $Q$  trong trạng thái  $s$  và hành động  $a$ .

Bước tiếp theo để hệ thống tự phát triển sang trạng thái tiếp theo  $s(t+1)$ .

Tại thời điểm này, tín hiệu tăng cường  $r(t+1)$  được quan sát. Trong bài nghiên cứu này, tín hiệu tăng cường sau đây được xem xét, tương tự như được đề xuất trong [14]:

$$r(t) = r_1(t) + r_2(t) + k_1; \quad (3.7)$$

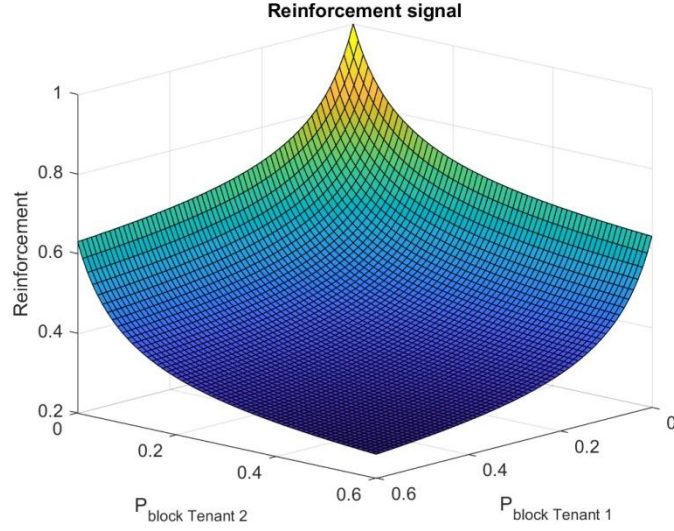
trong đó  $r(t)$  là tín hiệu tăng cường tổng thể,  $r_1(t)$  và  $r_2(t)$  là các yếu tố đóng góp tín hiệu của cả hai đối tượng thuê dọc theo hai ô, và  $k_1$  là một hằng số. Cụ thể, tín hiệu  $r_i(t)$  được tính như sau:

$$r_1(t) = k_2 \cdot \log\left(\frac{1}{(P_{block}(T_i) + k_3) \cdot 100} + 1\right) \quad (3.8)$$

trong đó  $k_2$  và  $k_3$  là các tham số không đổi và  $P_{block}(T_i)$  là xác suất chặn của đối tượng thuê  $T_i$  trong toàn bộ trường hợp. Các thông số được sử dụng để tính toán tín hiệu tăng cường có thể được tìm thấy trong bảng 3.1. Bên cạnh đó, một minh họa của tín hiệu tăng cường được thể hiện trong hình 3.3. Có thể quan sát thấy rằng khi xác suất chặn của cả hai người dùng là bằng không, thì cốt lõi hoặc giá trị thu được là tối đa (tức là bằng 1).

**Bảng 3.1: Thông số tín hiệu cốt thép**

Tham số	Giá trị
$k_1$	0.1357
$k_2$	100
$k_3$	0.1



**Hình 3.3: Tín hiệu tăng cường**

Khi tín hiệu tăng cường của trạng thái tiếp theo  $r(t + 1)$  đã được quan sát, giá trị của trạng thái mới được biểu thị bằng  $V_t(s(t + 1))$  có thể được tính như sau:

$$V_t(s(t + 1)) = \sum_{i=1}^N \alpha_i (s(t + 1)) \cdot \max_k q[i, a_k] \quad (3.9)$$

Tín hiệu lỗi giữa các hàm  $Q$  liên tiếp sẽ hữu ích để cập nhật các giá trị  $q$ . Nó được tính bởi:

$$\Delta Q = r(t + 1) + \gamma V_t(s(t + 1)) - Q(s(t), a(t)) \quad (3.10)$$

trong đó  $\Delta Q$  là tín hiệu lỗi,  $r(t + 1)$  là tín hiệu tăng cường,  $\gamma$  là hệ số chiết khấu và  $Q(s(t), a(t))$  là hàm  $Q$  của trạng thái trước đó.  $\gamma$  được đặt ở mức 0,7, do chú trọng hơn giá trị dài hạn.

Cuối cùng, các giá trị  $q$  có thể được cập nhật bằng một phương thức gốc gradient thông thường:

$$q[i, a_i] = q[i, a_i] + \eta \cdot \Delta Q \cdot \alpha_i(s(t)) \quad (3.11)$$

trong đó  $\eta$  là tỷ lệ học tập, có giá trị được đặt ở mức 0,5, có nghĩa là thông tin cũ được coi trọng ngang với thông tin mới.

Quá trình nói trên được lặp lại từ việc lựa chọn hành động cho đến khi đạt được sự hội tụ.

Bản tóm tắt của thuật toán FQL [14] được mô tả ở được trình bày dưới đây:

1. Khởi tạo giá trị  $q$ :

$$q[i, j] = 0, 1 \leq i \leq N \text{ and } 1 \leq j \leq A$$

2. Chọn một hành động cho mỗi quy tắc kích hoạt:

$$a_i = \begin{cases} \text{random}\{a_k, k = 1, 2, \dots, A\}, & \text{with probability } \mathfrak{T} \\ \text{argmax}_k q[i, k], & \text{with probability } 1 - \mathfrak{T} \end{cases}$$

3. Tính hành động tổng thể:

$$a(t) = \sum_{i=1}^N \alpha_i(s(t)) \cdot \alpha_i(t)$$

4. Hàm  $Q$  được tính từ giá trị  $q$  hiện tại và mức độ chuẩn của quy tắc:

$$Q(s(t), a(t)) = \sum_{i=1}^N \alpha_i(s(t)) \cdot q[i, a_i]$$

5. Chờ hệ thống giải quyết đến bước trạng thái tiếp theo,  $s(t+1)$

6. Quan sát tín hiệu tăng cường,  $r(t+1)$ , và tính toán giá trị của trạng thái mới được biểu thị bằng  $V_t(s(t+1))$ :

$$V_t(s(t+1)) = \sum_{i=1}^N \alpha_i(s(t+1)) \cdot \max_k q[i, a_k]$$

7. Tính giá trị tín hiệu lỗi:

$$\Delta Q = r(t+1) + \gamma V_t(s(t+1)) - Q(s(t), a(t))$$

8. Cập nhật giá trị  $q$  bởi phương thức gốc gradient thông thường:

$$q[i, a_i] = q[i, a_i] + \eta \cdot \Delta Q \cdot \alpha_i(s(t))$$

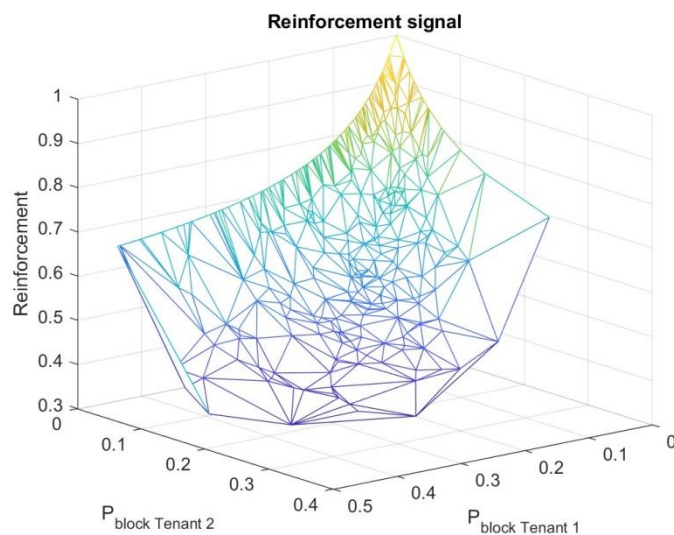
9. Lặp lại quá trình được mô tả ở trên bắt đầu từ bước 2. cho trạng thái hiện tại mới cho đến khi đạt được sự hội tụ.

Bảng 3.2 tóm tắt các thông số cấu hình và tối ưu hóa chính được sử dụng trong kịch bản mô phỏng được đề xuất. Số trạng thái tương ứng với tổng số quy tắc và hành động  $\Delta C(s, n) = a + \Delta C(s, n)$  có sẵn cho mỗi quy tắc được chọn như sau: một sự tăng (+0.05), một sự giảm tương đồng của nó (-0.05), và không thay đổi (0).

**Bảng 3.2: Tối ưu hóa các tham số**

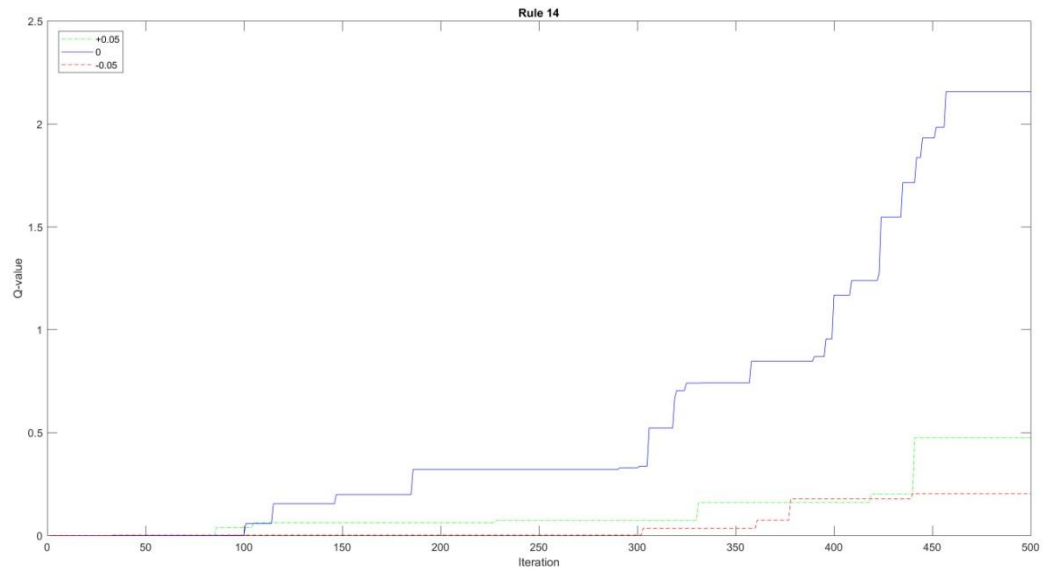
Tham số	Giá trị
Tham số mạng	Nhìn 2.1
Số lượng trạm	$3^4$ (81)
Không gian hoạt động	$[-0.05 \ 0 \ +0.05]$
Tác nhân tham lam ban đầu	0.9
Tỷ lệ giảm	1/650 mỗi thời kỳ
Tác nhân giảm $\gamma$	0.7
Tỷ lệ học tập $\eta$	0.5

Hình 3.4 cho thấy các hành động thăm dò có thể được nhận thấy khi một số tín hiệu tăng cường không mang lại ngay cả gần giá trị tối đa. Do đó, đảm bảo rằng toàn bộ không gian trạng thái hoàn toàn (hoặc gần như) được kiểm tra.

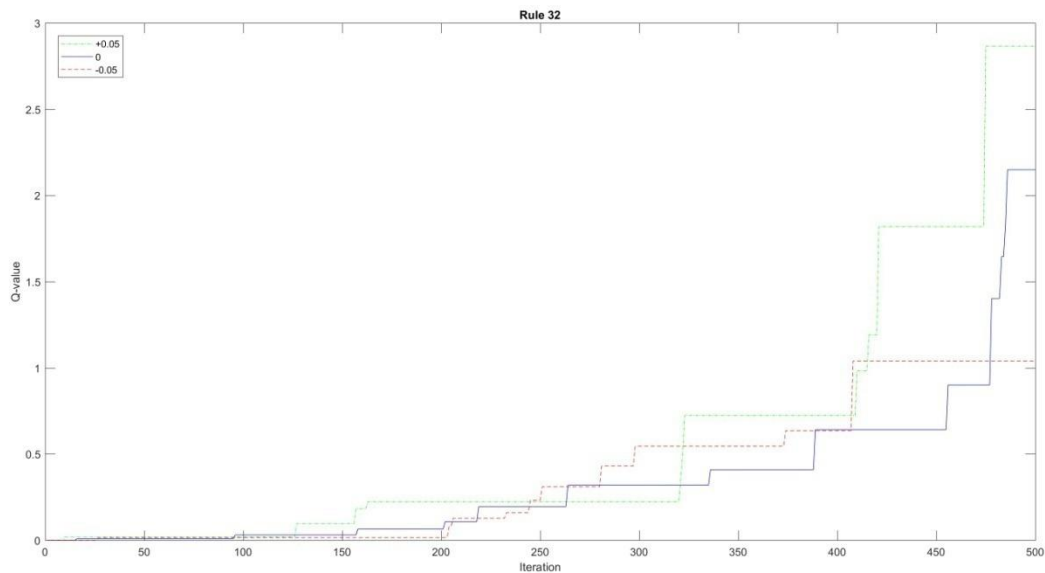
**Hình 3.4: Tín hiệu gia cố mô phỏng sau 500 epichs**

Hệ quả tốt nhất cho mỗi quy tắc được xác định bởi giá trị  $q$  cao nhất. Bảng 3.3 cho thấy ba quy tắc cụ thể với ba hành động khác nhau.

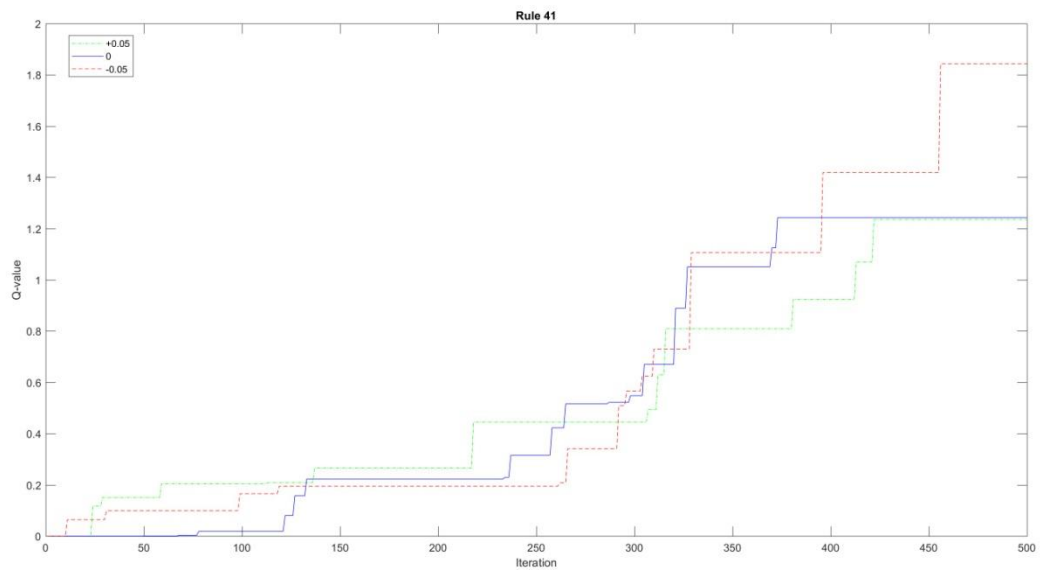
Hình 3.5 minh họa cách lựa chọn kết quả tốt nhất cho quy tắc thứ 14. Có thể thấy rằng giá trị  $q$  cao nhất trong toàn bộ quá trình tối ưu hóa tương ứng với hành động không thay đổi (tức là 0), có nghĩa là, trong trung dài hạn, hành động được đề cập sẽ mang lại giá trị cao hơn. Về các quy tắc 32 trong hình 3.6 và 41 trong hình 3.7, các hành động tốt nhất để thực hiện là tăng  $\Delta C(1,1)$  thêm 0,05 và ngược lại.



**Hình 3.5: Tiến hóa giá trị  $q$  cho quy tắc 14**



**Hình 3.6: Tiến hóa giá trị  $q$  cho quy tắc 32**



**Hình 3.7: Tiến hóa giá trị q cho quy tắc 41**

**Bảng 3.3: Cơ sở quy tắc suy luận mờ có được bởi Q-Learning**

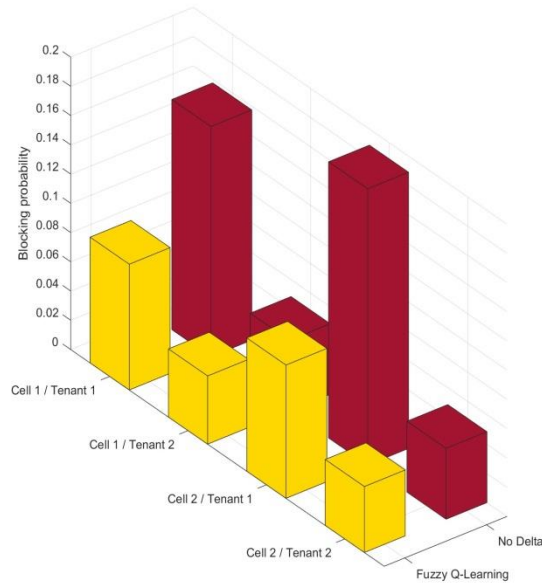
Quy tắc	Cung cấp tải T1	Cung cấp tải T2	$\Delta C(1,1)$	$\Delta C(2,1)$	Trạng thái có thể	Trạng thái tốt nhất
14	L	M	M	M	[-0.05 0 +0.05]	0
32	M	L	M	M	[-0.05 0 +0.05]	+0.05
41	M	M	M	M	[-0.05 0 +0.05]	-0.05

Khi cơ sở quy tắc suy luận mờ thu được bằng thuật toán đề xuất được xây dựng, hiệu suất mạng có thể được đánh giá. Trong trường hợp cụ thể này, xác suất chặn của từng đối tượng thuê và mỗi cell được chọn làm phép đo hiệu suất mạng. Ngoài ra, kết quả được đưa ra bởi thuật toán Q-learning mờ được đề xuất được so sánh với trường hợp tham chiếu trong đó  $\Delta(s, n)$  được cố định về 0 (được biểu thị là trường hợp 'NoDelta').

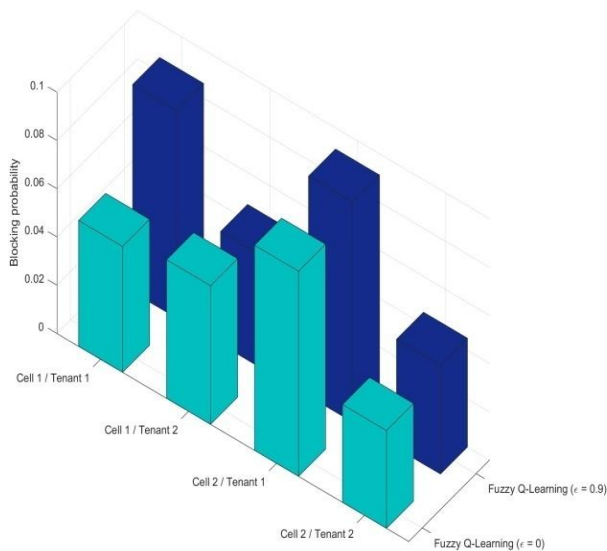
Xác suất chặn trên mỗi ô và đối tượng thuê trong giai đoạn khai thác/thăm dò được quan sát thấy rằng những cải thiện đáng kể đạt được bằng cách tiếp cận FQL liên quan đến cấu hình cố định ('NoDelta'), đặc biệt là trong miền T1. Hơn nữa, hình



3.8 minh họa sự khác biệt giữa việc khai thác hoàn toàn hệ thống (cố định  $\mathfrak{T} = 0$ ) và đánh đổi khai thác/thăm dò ( $\mathfrak{T}$  ban đầu = 0.9, với tốc độ giảm 1/650 trên mỗi thời kỳ). Theo dự kiến, hiệu suất mạng sẽ tốt hơn một chút khi không tính đến thăm dò. Tuy nhiên, công việc này xem xét bất kỳ hành động tiềm năng nào có thể mang lại giá trị cao hơn trong tương lai, do đó phương pháp thứ hai được áp dụng.



**Hình 3.8: Xác suất chặn trên mỗi ô và đối tượng thuê trong giai đoạn khai thác thăm dò (hệ số tham lam ban đầu = 0.9)**



**Hình 3.9: Xác suất chặn trên mỗi ô trong khai thác (hệ số tham lam cố định = 0) và giai đoạn khai thác thăm dò (hệ số tham lam ban đầu = 0.9)**

Cuối cùng, các giá trị chính xác của mô phỏng cho ô 1 và ô 2 được hiển thị tương ứng trong bảng 3.4 và 3.5

**Bảng 3.4: Xác suất chặn (ô 1) trong trường hợp tham chiếu, khai thác thăm dò (hệ số tham lam = 0,9) và giai đoạn khai thác (hệ số tham lam cố định = 0)**

		Xác suất chặn				
		NoDelta	$\Rightarrow$	FQL (= 0.9)	$\Rightarrow$	FQL (= 0)
<b>Cell</b> <b>1</b>	<b>T1</b>	0.157	+45.2%	0.0860	+39.4%	0.0521
	<b>T2</b>	0.0483	+3.5%	0.0466	-1.5%	0.0473

**Bảng 3.5: Xác suất chặn (ô 2) trong trường hợp tham chiếu, khai thác thăm dò (hệ số tham lam = 0,9) và giai đoạn khai thác (hệ số tham lam cố định = 0)**

		Xác suất chặn				
		NoDelta	$\Rightarrow$	FQL (= 0.9)	$\Rightarrow$	FQL (= 0)
<b>Cell</b> <b>2</b>	<b>T1</b>	0.188	+51.5%	0.0911	+6.8%	0.0849
	<b>T2</b>	0.0485	+7%	0.0451	+10.1%	0.0405

### 3.4. Kết luận chương

Chương 3 của luận văn đánh giá tổng quan rút ra được việc sử dụng thuật toán FQL là thuật toán AI phù hợp nhất cho đề tài nghiên cứu. Cài đặt môi trường kiểm thử Matlab và khảo sát kết quả của thuật toán FQL từ đó nghiên cứu tính khả thi của AI trong triển khai SON giả thuyết.

## **KẾT LUẬN**

### **1. Các kết quả đạt được**

Luận văn tập trung nghiên cứu hệ thống mạng tự tổ chức SON, mạng không đồng nhất HetNets. Cụ thể luận văn đạt được các kết quả sau:

- Nghiên cứu tổng quan về hệ thống mạng tự tổ chức SON, định nghĩa, cấu trúc, các chức năng tự làm việc.
- Các kỹ thuật dựa trên trí tuệ nhân tạo AI để tự tối ưu hóa trên các mạng không đồng nhất HetNets: kỹ thuật học máy, các thuật toán lấy cảm hứng từ sinh học, hệ thống mờ.
- Phân tích lý thuyết về kiểm soát nhập cell cho hệ thống truy cập vô tuyến nhiều người thuê.
- Từ các lý thuyết và các kỹ thuật xử lý thuật toán đã nghiên cứu đưa ra đề xuất việc sử dụng kỹ thuật học máy trong đó hai thuật toán là học tập được giám sát và học tập không được giám sát (Fuzzy Q-Learning) trong triển khai giả thuyết điều khiển tự chấp nhận dịch vụ trong mạng 5G.
- Cài đặt MatLab, khảo sát kết quả thuật toán Fuzzy Q-Learning.

### **2. Hướng phát triển**

Luận văn có thể được phát triển theo hướng nghiên cứu áp dụng mô hình thử nghiệm triển khai trong môi trường thực. Lấy kết quả kiểm thử, triển khai lắp đặt hạ tầng mạng 5G của một nhà mạng cụ thể là của Tổng Công ty viễn thông MobiFone để đánh giá chính xác hơn các lập luận lý thuyết đã được nghiên cứu.

## DANH MỤC TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Alpaydin, E., 2014. *Introduction to Machine learning*. s.l.:The MIT Press.
- [2] Anon., 2015. *E-UTRA and E-UTRAN Overall description; Stage 2 (Release 13)*, s.l.: 3GPP TS 36.300 v13.2.0.
- [3] ennett, J., 2016. *Machine Learning, part III: The Q-learning algorithm*. [Online] Available at: <https://articles.wearepop.com/secret-formula-for-self-learning-computers>
- [4] Bennis, M. et al., 2013. Self-Organization in Small Cell Networks: A Reinforcement Learning Approach. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, Volume 12, pp. 3202-3212.
- [5] Daeinabi, A., Sandrasegaran, K. & Ghosal, P., 2014. *An enhanced intercell interference coordination scheme using fuzzy logic controller in LTE-advanced heterogeneous networks*. s.l., s.n.
- [6] Dohler, M., 2012. *5G Ultra-High Capacity Network Design With Rates 10x LTE-A*. s.l.:IEEE ComSoc Distinguished Lectureship Tour Texas/Arizona USA.
- [7] Fan, S., Tian, H. & Sengul, C., 2014. Self-optimization of coverage and capacity based on a fuzzy neural network with cooperative reinforcement learning. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*.
- [8] Forum, S. C., 2016. *Market drivers for multi-operator small cells*, s.l.: s.n.
- [9] Hasan, N. et al., 2016. Network Selection and Channel Allocation for Spectrum Sharing in 5G Heterogeneous Networks. *IEEE Access*, Volume 4, pp. 980-992.
- [10] Imran, A., Zoha, A. & Abu-Dayya, A., 2014. Challenges in 5G: how to empower SON with big data for enabling 5G. *IEEE Network*, 28(6), pp. 27-33.
- [11] Jiang, C. et al., 2016. Machine Learning Paradigms for Next-Generation Wireless Networks. *IEEE Wireless Communications*, Volume 24, pp. 98-105.
- [12] Li, Q., Xia, H., Zeng, Z. & Zhang, T., 2013. *Dynamic Enhanced Inter-Cell Interference Coordination using Reinforcement Learning Approach in Heterogeneous Network*. s.l., ICCT2013.
- [13] MathWorks, M. & S. -, 2016. *Foundations of fuzzy logic*, s.l.: s.n.

- [14]Munoz, P. et al., 2011. *Optimization of a Fuzzy Logic Controller for Handover-Based Load Balancing*. s.l., s.n.
- [15]Pérez-Romero, J., Sallent, O., Ferrús, R. & Agustí, R., 2016. Knowledge-based 5G Radio Access Network planning and optimization. *International Symposium on Wireless Communication Systems*.
- [16]Pérez-Romero, J., Sallent, O., Ferrús, R. & Agustí, R., 2017. *Admission control for multi-tenant Radio Access Networks*. s.l., s.n.
- [17]Reddy, J. & Kumar, N., 2012. Computational algorithms inspired by biological processes and evolution. *Current science*, Volume 103, pp. 370-380.
- [18]Song, Y., Liu, L., Ma, H. & Vasilakos, A., 2014. A Biology-Based Algorithm to Minimal Exposure Problem of Wireless Sensor Networks. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, Volume 11, pp. 417-430.
- [19]Vasudeva, K. et al., 2017. Fuzzy-Based Game Theoretic Mobility Management for Energy Efficient Operation in HetNets. *IEEE Access*, Volume 5, pp. 7542-7552.
- [20]Wang, X., Li, X. & Lueng, V., 2015. Artificial Intelligence-Based Techniques for Emerging Heterogeneous Network: State of the Arts, Opportunities, and Challenges. *IEEE Access*, Volume 3, pp. 1379-1391.
- [21]Watkins, C. & Dayan, P., 1992. Q-Learning. *Machine Learning*, Volume 8, pp. 279-292.
- [22]Yang, X., Chien, S. & Ting, T., 2015. *Bio-Inspired Computation in Telecommunication*. s.l.:s.n.
- [23]Zhenzhen, Z., Jie, C. & Crespi, N., 2008. *A Policy-based Framework for Autonomic Reconfiguration Management in Heterogeneous Networks*. s.l., s.n., pp. 71-78.
- [24]3GPP TS 23.251 v13.1.0, “Network Sharing; Architecture amd functional description (Release 13),” 2015.