

TỐI ƯU TRUYỀN TIN TRONG MẠNG ĐIỆN TOÁN BIÊN DI ĐỘNG BẰNG THUẬT TOÁN FUZZY Q-LEARNING

Nguyễn Trung Thành¹, Nguyễn Năng Hưng², Đào Mạnh Cường³,
Trần Nam Dương⁴, Nguyễn Trọng Bằng⁵

Tóm tắt— Nghiên cứu này tập trung vào phương pháp truyền tin không dây của các thiết bị cảm biến đám đông di động dựa trên các phương tiện giao thông trong mạng điện toán biên di động (MEC). Chúng tôi đề xuất mô hình giao tiếp cơ hội (opportunistic communication) trong đó các thiết bị có thể truyền dữ liệu đo đạc được trực tiếp đến máy chủ thông qua mạng 4G, hoặc tới các thiết bị lân cận, hoặc tới các đơn vị điện toán biên (RSU) thông qua mạng Wi-Fi. Chúng tôi giải quyết một vấn đề mới là giảm thiểu chi phí truyền tin qua mạng 4G trong khi vẫn đảm bảo được độ trễ truyền tin. Chúng tôi đề xuất một chiến lược giảm tải kết hợp giữa phương pháp học tăng cường (cụ thể là thuật toán Q-learning) và Logic mờ để đạt được mục đích nêu trên. Q-learning được sử dụng để hỗ trợ các thiết bị đưa ra quyết định. Trong khi đó, Logic mờ được sử dụng để tối ưu hóa hàm phần thưởng trong Q-learning. Kết quả thử nghiệm cho thấy phương pháp giảm tải của chúng tôi giúp cắt giảm khoảng 30-40% chi phí truyền tin qua mạng 4G trong khi vẫn đảm bảo 99% gói tin có độ trễ dưới ngưỡng cho phép.

Từ khóa— Cảm biến đám đông di động dựa trên các phương tiện giao thông, Điện toán biên di động, Giao tiếp cơ hội, Học tăng cường, Logic mờ.

I. GIỚI THIỆU

Với những tiến bộ đáng kể trong công nghệ cảm biến, truyền thông và điện toán di động trong những năm gần đây, một mô hình tính toán và cảm biến mới có tên là phương pháp cảm biến đám đông di động đã cho thấy sự hiệu quả trong việc thu thập lượng lớn thông tin ở các khu vực đông dân cư [1]. Trong hệ thống cảm biến đám đông di động, các cảm biến được trang bị khả năng cảm nhận và tính toán sẽ làm việc cộng tác với nhau để thu thập, chia sẻ và trích xuất

dữ liệu về một vấn đề được quan tâm. Trước đây, hệ thống cảm biến đám đông di động chủ yếu dựa vào các thiết bị di động như điện thoại thông minh. Nhưng trong những năm gần đây, các phương tiện với khả năng cảm biến, tính toán và lưu trữ ngày càng phát triển được xem xét như những lựa chọn thay thế khả thi trong hệ thống đám đông di động. Nhiều ứng dụng của cảm biến đám đông dựa trên các phương tiện giao thông đã được đề xuất như giám sát, dự đoán giao thông hay lan truyền quảng cáo [2]–[4]. Mô hình cảm biến đám đông thông thường là một phương pháp tính toán tập trung, trong đó dữ liệu được gửi từ cảm biến đến máy chủ đám mây qua mạng băng thông rộng [5]. Tuy nhiên, cách tiếp cận này khiến lưu lượng truy cập đáng kể trên mạng và gánh nặng tính toán trên máy chủ đám mây. Điều này dẫn đến khó có thể đạt hiệu suất cao trên các hệ thống cảm biến đám đông di động trong thời gian thực với quy mô lớn. Chính vì vậy mà một giải pháp mới được triển khai trong mạng điện toán biên di động (MEC) với các đơn vị điện toán biên (RSU) gần các thiết bị giúp thu thập dữ liệu từ các thiết bị một cách nhanh chóng và giảm tải đường truyền mạng.

Khác với các nghiên cứu hiện có, nghiên cứu của chúng tôi xem xét tới vấn đề giảm thiểu chi phí truyền tin trong khi vẫn đảm bảo thời gian trễ dữ liệu của các thiết bị cảm biến đám đông di động trên các phương tiện giao thông trong MEC (MEC-enhanced Vehicle-based Mobile Crowdsensing systems - MVMC). Cụ thể, chúng tôi tập trung vào hệ thống MVMC mà trong đó dữ liệu thu thập được từ các phương tiện được chuyển đến máy chủ thông qua 1 trong 3 phương pháp truyền tin sau: (1) gửi trực tiếp dữ liệu đến máy chủ thông qua mạng di động (ví dụ: mạng 4G), (2) chuyển dữ liệu đến các đơn vị điện toán biên (RSU) qua Wi-Fi và sau đó truyền từ RSU đến máy chủ bằng mạng có dây, và (3) chuyển tiếp đến một phương tiện lân cận bằng Wi-Fi, sau đó phương tiện đó sẽ thực hiện theo chiến lược riêng để chuyển dữ liệu nhận được tới máy chủ. Mô hình mạng của chúng tôi được minh họa trong hình 1. Chúng tôi giả định rằng mạng 4G đã phổ biến rộng rãi và thiết bị luôn có thể gửi dữ liệu lên máy chủ đám mây theo thời gian thực thông qua 4G. Mặt khác, Wi-Fi có một vùng phủ sóng hạn chế, vì vậy thiết bị không phải lúc nào cũng có thể truyền dữ liệu tới RSU hoặc các thiết bị khác. Hơn nữa, hạn chế của 4G so với Wi-Fi là chi phí cho mỗi dung lượng dữ liệu truyền đi trên mạng 4G cao hơn đáng kể. Ví dụ: chúng tôi đã thực hiện một thử nghiệm để xác định năng lượng mà một thiết bị giám sát chất lượng không khí tiêu thụ khi giao tiếp qua Wi-Fi hoặc 4G. Các kết quả thử nghiệm trong bảng I chỉ ra

*Công trình được thực hiện dưới sự hướng dẫn của TS. Nguyễn Phi Lê và TS. Nguyễn Thanh Hùng.

¹Nguyễn Trung Thành, sinh viên Việt Nhật, khóa 62, Trường Công nghệ thông tin và Truyền thông, Đại học Bách Khoa Hà Nội. thanh.nt176874@sis.hust.edu.vn

²Nguyễn Năng Hưng, sinh viên Việt Nhật, khóa 63, Trường Công nghệ thông tin và Truyền thông, Đại học Bách Khoa Hà Nội. hung.nn184118@sis.hust.edu.vn

³Đào Mạnh Cường, sinh viên Khoa học máy tính, khóa 64, Trường Công nghệ thông tin và Truyền thông, Đại học Bách Khoa Hà Nội. cuong.dml93998@sis.hust.edu.vn

⁴Trần Nam Dương, sinh viên Việt Nhật, khóa 64, Trường Công nghệ thông tin và Truyền thông, Đại học Bách Khoa Hà Nội. duong.tn194535@sis.hust.edu.vn

⁵Nguyễn Trọng Bằng, sinh viên Tài năng - Khoa học máy tính, khóa 64, Trường Công nghệ thông tin và Truyền thông, Đại học Bách Khoa Hà Nội. bang.nt190038@sis.hust.edu.vn

©Trường Công nghệ thông tin và Truyền thông, Đại học Bách Khoa Hà Nội.

BẢNG I: Mức tiêu thụ năng lượng của thiết bị cảm biến giám sát chất lượng không khí đo PM2.5, PM10, NO2, CO2, SO2, độ ẩm, nhiệt độ.

Thông số	4G	WiFi
Điện áp nguồn (V)	7.4	7.4
Cường độ dòng điện trung bình (mA)	305.68	236.56
Cường độ dòng điện tối đa (mA)	707.42	441.54
Tiêu thụ điện năng trung bình (W)	2.26	1.75
Tiêu thụ điện năng tối đa (W)	5.24	3.28

rằng việc sử dụng mạng 4G tiêu tốn hơn 1,3 lần năng lượng so với Wi-Fi.

Chúng tôi đặt tên cho vấn đề bài toán của mình là OCVC (viết tắt của Opportunistic Communication for Vehicle-based mobile Crowdsensing). Vấn đề OCVC của chúng tôi yêu cầu giảm thiểu việc sử dụng mạng 4G trong khi đảm bảo rằng độ trễ truyền tin dưới ngưỡng cho phép. Ở đây, thuật ngữ *độ trễ* được xác định bằng khoảng thời gian từ khi dữ liệu được thu thập cho đến khi đến máy chủ. Ý tưởng của chúng tôi trong bài toán này là sử dụng Q-learning kết hợp với Logic mờ. Trong mô hình của chúng tôi, mỗi thiết bị cảm biến là một tác nhân. Mỗi tác nhân sử dụng mô hình Q-learning để thực hiện một trong các hành động sau tại mọi thời điểm: 1) lưu trữ dữ liệu trong bộ nhớ cục bộ, 2) chuyển tới RSU, 3) chuyển tiếp đến thiết bị lân cận và 4) chuyển đến máy chủ. Mỗi hàng trong bảng Q có giá trị Q phản ánh mức độ hiệu quả của một hành động trong một trạng thái cụ thể. Tại mỗi khoảng thời gian, tác nhân sẽ chọn một hành động dựa trên giá trị Q (thông thường, những hành động có giá trị Q cao hơn sẽ có cơ hội được chọn cao hơn). Khi tác nhân thực hiện một hành động, môi trường sẽ phản hồi và cho biết hành động đó có lợi như thế nào. Độ tốt của hành động được định lượng bằng phần thưởng và phần thưởng này được dùng để cập nhật bảng Q. Thuật toán Q-learning sẽ lựa chọn các hành động nhằm tối đa hóa giá trị phần thưởng tích lũy. Do đó, hàm phần thưởng của chúng tôi được thiết kế để khuyến khích các hành động giúp giảm chi phí truyền tin trong mạng 4G trong khi vẫn đảm bảo độ trễ của gói tin. Hơn nữa, chúng tôi sử dụng Logic mờ để điều chỉnh một siêu tham số trong hàm phần thưởng, làm cho hàm này có khả năng chống lại những thay đổi của môi trường tốt hơn.

Đóng góp của chúng tôi như sau:

- Chúng tôi mô hình hóa giao tiếp cơ hội (Opportunistic communication) giữa các thiết bị cảm biến đám đông di động trên các phương tiện giao thông trong MEC.
- Chúng tôi sử dụng Q-learning để đề xuất một chiến lược giảm tải giúp giảm chi phí truyền tin trong khi vẫn duy trì thời gian trễ của dữ liệu. Hơn nữa, để nâng cao hiệu quả của thuật toán giảm tải dựa trên Q-learning, chúng tôi áp dụng Logic mờ để điều chỉnh siêu tham số trong hàm phần thưởng của Q-learning một cách thích ứng.
- Chúng tôi thực hiện các thử nghiệm mở rộng để đánh giá hiệu suất của mô hình chúng tôi đề xuất với các thuật toán cơ sở trên nhiều mô phỏng mạng khác nhau. Các kết quả cho thấy rằng phương pháp đề xuất của chúng tôi hoạt động tốt hơn các thuật toán cơ sở.

Phần còn lại của bài báo được sắp xếp như sau. Chúng tôi

giới thiệu ngắn gọn các công trình liên quan và khái niệm cơ bản trong phần II và III. Phần IV mô tả chi tiết phương pháp được đề xuất của chúng tôi. Chúng tôi trình bày kết quả trong phần V và kết luận bài báo trong phần VI.

II. CÁC NGHIÊN CỨU LIÊN QUAN

Vấn đề trong bài toán OCVC có thể được phân loại là bài toán giảm tải trong mạng V2X (Vehicle-to-Everything). Do đó, chúng ta có thể đề cập tổng quan tới các nghiên cứu liên quan đến ứng dụng của đám đông di động trong mạng MEC. Và sau đó, chúng tôi xem xét tới các nghiên cứu về vấn đề giảm tải trong mạng MEC.

Trong [6], tác giả xác định các nút điện toán biên Local Edge Nodes (LENs) và Main Edge Node (MEN) chịu trách nhiệm lựa chọn các công nhân đang khả dụng trong khu vực quan tâm. Sau đó, họ đề xuất cơ chế nhằm giảm tải dữ liệu đo được từ công nhân đó đến các LENs được xác định. Liu và cộng sự, trong nghiên cứu [7] đã tận dụng phương pháp tìm kiếm meta-heuristic để giải quyết vấn đề lựa chọn nút mạng và phân bổ lưu lượng. Mục đích nhằm tối đa hóa khả năng truyền tin của người dùng đồng thời giảm thiểu độ trễ đường truyền. Đầu tiên, các tác giả trình bày công thức toán học và sau đó áp dụng PSO để đưa ra một giải pháp tối ưu. Các tác giả trong [8] đã đề xuất khung phân bổ nhiệm vụ theo thứ bậc. Đầu tiên, lớp đám mây đánh giá độ tin cậy của những ứng viên tham gia dựa trên các dữ liệu khác nhau và gửi tập hợp con tối ưu của những ứng viên đến lớp cạnh. Sau đó, lớp cạnh tương tác với những ứng viên và thực hiện tối ưu hóa nhiệm vụ cụ thể. Trong [9], các tác giả đã trình bày phương pháp thu thập dữ liệu nhằm giảm thiểu dư thừa dữ liệu trong khi duy trì phạm vi bao phủ không gian của mạng cảm biến. Để làm được điều này, các tác giả đã sử dụng mối tương quan giữa các dữ liệu cảm biến để xác định lựa chọn nhóm người dùng phù hợp. Ngoài ra, kỹ thuật cảm biến nén đã được sử dụng để lấy dữ liệu từ toàn bộ vùng cảm biến. Trong [10], các tác giả đã đề xuất mô hình cảm biến đám đông trên các thiết bị di động, trong đó người dùng di động hoạt động như các nút mạng. Các tác giả đã thiết kế một mô hình xác suất và một thuật toán để chọn người dùng thích hợp trong các nút mạng MEC. Các tác giả trong [11] đã đề xuất cơ chế tính toán phân tán bởi các cảm biến đám đông trong các phương tiện giao thông để cập nhật bản đồ có độ nét cao (HD Map) cho xe tự hành. Và các tác giả đã đề xuất một thuật toán tối ưu để lựa chọn nút mạng và phân bổ nhiệm vụ với mục tiêu giảm thiểu thông tin liên lạc. Xu và cộng sự, trong [12] đã nghiên cứu về bài toán giảm tải dữ liệu trong hệ thống cảm biến đám đông. Họ đã đề xuất một cơ chế cho nhiều nút cạnh kết hợp với nhau để khớp một nhóm các nút cạnh với một cảm biến chính nhằm đáp ứng nhu cầu. Đầu tiên, các tác giả chứng minh độ khó NP của bài toán và sau đó đưa ra một thuật toán tối ưu dựa trên Lagrangian.

K. Zhang và cộng sự tập trung vào việc tối ưu hóa năng lượng trong các mạng 5G trong MEC [13]. Các tác giả cung cấp mô hình toán học cho bài toán và đề xuất một cách tiếp cận gần đúng. Các nghiên cứu [14]–[16] tập trung giải quyết các bài toán liên quan tới quyết định giảm tải giữa các thiết bị

trung gian và máy chủ MEC. Cả [14], [15] đều xem xét cách xác định thực hiện nhiệm vụ trên phương tiện nhằm giảm tải cho các thiết bị trung gian và máy chủ MEC được kết nối trong mạng. Tuy nhiên, [14] tập trung vào việc giảm thiểu chi phí truyền tin, trong khi [15] nhằm mục tiêu giảm thiểu mức tiêu thụ năng lượng trung bình. [16] nhắm tới mục tiêu giảm độ trễ khi truyền tin giữa các phương tiện, mỗi phương tiện cần phải duy trì thông tin với các phương tiện lân cận của nó. Bất cứ khi nào có một nhiệm vụ mới, phương tiện sẽ tính toán độ trễ truyền tin tới tất cả các phương tiện lân cận nằm trong phạm vi giao tiếp. Phương tiện lân cận nào có độ trễ tối thiểu nhất sẽ được chọn làm nút trung gian chuyển tiếp tốt nhất. Các tác giả trong [17] đã đề xuất một phương pháp giảm tải liên hợp khai thác các đường giảm tải theo phương ngang giữa các phương tiện nhằm mục tiêu giảm thiểu độ trễ tổng thể. Trong [18], các tác giả đã đề xuất phương pháp nhằm mục tiêu giảm thiểu mức tiêu thụ điện năng của các máy chủ MEC và phương tiện. Zhao và cộng sự gần đây đã sử dụng đồng thời khả năng tính toán của các thiết bị điện toán biên và điện toán đám mây để giảm tải [19]. Trong nghiên cứu này, các phương tiện có thể chuyển các tác vụ tính toán lên máy chủ MEC hoặc máy chủ đám mây thông qua các RSU. Mục tiêu nhằm tối đa hóa tiện ích của hệ thống bằng cách tối ưu hóa chiến lược giảm tải và phân bổ tài nguyên. Nguyen và các cộng sự, trong [20] đã đề xuất mô hình giảm tải ba tầng tận dụng cả các đơn vị điện toán biên và điện toán đám mây. Đầu tiên, các tác giả đề xuất một mô hình lý thuyết rõ ràng để xây dựng độ trễ xử lý tác vụ trung bình. Sau đó, họ tiếp cận bài toán bằng phương pháp meta-heuristic để xác định xác suất truyền tin tối ưu cho các phương tiện.

Khác biệt với các nghiên cứu trước đây, chúng tôi sử dụng đồng thời ba phương thức truyền tin, cụ thể là phương tiện tới đám mây, phương tiện tới các đơn vị điện toán, và phương tiện tới phương tiện với mục tiêu giảm thiểu chi phí truyền tin của mạng 4G trong khi vẫn đảm bảo độ trễ của dữ liệu.

III. KHÁI NIỆM CƠ BẢN

Trong phần này, chúng tôi mô tả hai kỹ thuật được sử dụng trong giải pháp của chúng tôi là Q-learning và Logic mờ.

A. Q-learning

Q-learning là một kỹ thuật trong học tăng cường được sử dụng rộng rãi để giải quyết các vấn đề ra quyết định. Học tăng cường chủ yếu dựa trên quá trình thử và sai. Kiến trúc học tăng cường bao gồm năm thành phần chính: môi trường, tác nhân, hành động, trạng thái và phần thưởng. Tác nhân thực hiện hành động ở một trạng thái tương ứng và tương tác với môi trường. Sau đó, môi trường sẽ phản hồi bằng một tín hiệu cho biết kết quả của hành động. Cuối cùng, kết quả đó sẽ được định lượng thông qua hàm phần thưởng. Dựa trên hàm phần thưởng, tác nhân sẽ tích lũy kinh nghiệm từ các hành động trước đó và dần dần cải thiện các hành động tiếp theo để tối đa hóa phần thưởng tích lũy. Mô hình học Q-learning lựa chọn các hành động và lưu trữ kết quả của hành

động trong bảng giá trị Q. Sau mỗi hành động, tác nhân cập nhật bảng giá trị Q thông qua phương trình Bellman sau:

$$Q(S_t, A_t) \leftarrow (1 - \alpha)Q(S_t, A_t) + \alpha[\mathcal{R}_t + \gamma \max_a Q(S_{t+1}, a)], \quad (1)$$

trong đó, S_t và S_{t+1} lần lượt biểu thị trạng thái tại thời điểm t và $t+1$; a_t đại diện cho hành động được thực hiện tại thời điểm t . \mathcal{R}_t , $Q(S_t, A_t)$ mô tả phần thưởng và giá trị Q khi thực hiện hành động A_t ở trạng thái S_t ; $\max_a Q(S_{t+1}, a)$ là giá trị lớn nhất có thể nhận được cho tất cả các hành động a ở trạng thái kế tiếp S_{t+1} . Ngoài ra, α và γ là hai tham số về tỷ lệ học tập và hệ số chiết khấu cho phần thưởng trong tương lai. Các tham số này có khoảng giá trị từ 0 đến 1.

B. Logic mờ

Kiến trúc Logic mờ [21] bao gồm bốn thành phần chính: mô-đun mờ hóa, cơ sở tri thức, mô-đun suy diễn, và mô-đun giải mờ.

1) *Mô-đun mờ hóa*: chuyển đổi các giá trị đầu vào rõ nét thành các giá trị mờ. Một biến mờ có các giá trị được xác định bởi các biến ngôn ngữ (tập mờ) như thấp, trung bình, cao; trong đó mỗi giá trị được xác định theo hàm thành viên tương ứng của nó.

2) *Cơ sở tri thức*: lưu trữ các tập luật IF-THEN được cung cấp bởi chuyên gia. Các kiến thức chuyên môn này là tập hợp các hàm thành viên mờ và các quy tắc mờ có dạng: **IF** (các điều kiện) **THEN** (các hệ quả).

3) *Mô-đun suy diễn*: suy luận các hành động điều khiển mờ bằng cách sử dụng hàm ý mờ và các quy tắc suy luận mờ. Nó tính toán mức độ thành viên (μ) của đầu ra cho tất cả các biến ngôn ngữ bằng cách áp dụng các bộ quy tắc được mô tả trong *Cơ sở tri thức*.

4) *Mô-đun giải mờ*: thực hiện chuyển các giá trị điều khiển mờ thành các giá trị rõ nét, có nghĩa là nó liên kết một giá trị duy nhất với một tập mờ tương ứng. Kỹ thuật giải mờ nổi tiếng được sử dụng là centre-of-area (COA) hoặc centre-of-gravity (COG).

IV. PHƯƠNG PHÁP GIAO TIẾP CƠ HỘI DỰA TRÊN THUẬT TOÁN FUZZY Q-LEARNING

A. Mô hình mạng

Hình 1 miêu tả kiến trúc mạng của chúng tôi. Kiến trúc mạng bao gồm 3 phần: các thiết bị cảm biến đám đông, máy chủ cảm biến đám đông và các đơn vị điện toán biên. Thiết bị cảm biến đám đông là những thiết bị thu thập dữ liệu cảm biến được lắp đặt trên phương tiện giao thông. Những thiết bị này được trang bị mạng 4G và Wi-Fi. Máy chủ cảm biến đám đông có trách nhiệm thu thập dữ liệu từ các thiết bị gửi tin. RSU là các đơn vị điện toán biên có khả năng tính toán và truyền tin tốc độ cao. Dữ liệu thu thập được từ các thiết bị cảm biến đám đông sẽ được gửi đến máy chủ thông qua một trong ba cách sau:

- 1) Các thiết bị sử dụng kênh truyền tin 4G để gửi dữ liệu cảm biến trực tiếp lên máy chủ.
- 2) Các thiết bị sử dụng Wi-Fi để truyền dữ liệu đến RSU, sau đó RSU sẽ chuyển tiếp dữ liệu đó đến máy chủ thông qua mạng có dây.



Hình. 1: Mô hình mạng.

3) Các thiết bị có thể truyền dữ liệu tới một thiết bị lân cận bằng cách sử dụng mạng Wi-Fi. Sau đó thiết bị nhận sẽ xử lý gói tin. Gói tin này có thể được gửi đến RSU, hoặc chuyển trực tiếp đến máy chủ, hoặc sẽ được gửi đến một thiết bị khác.

Chúng tôi giả sử rằng mạng 4G luôn khả dụng. Vì thế cách truyền tin thứ 1 sẽ luôn khả thi. Hơn nữa, Wi-Fi có phạm vi truyền tin hạn chế, nên cách thứ 2 và 3 chỉ có thể được thực hiện khi thiết bị hiện tại nằm trong vùng phủ sóng của thiết bị khác hoặc RSU. Hơn nữa, chi phí truyền tin và năng lượng tiêu thụ khi sử dụng 4G cao hơn so với sử dụng Wi-Fi. Vì thế, nghiên cứu này nhằm mục đích đề xuất cơ chế giảm tải tận dụng 3 cách truyền tin đã được đề cập ở trên, sao cho tổng số gói tin được truyền trên mạng 4G nhỏ nhất trong khi đảm bảo độ trễ dữ liệu dưới ngưỡng cho phép δ . Ở đây, thuật ngữ "độ trễ dữ liệu" đề cập đến thời gian cần thiết để dữ liệu đến được máy chủ kể từ khi sinh ra. Để dễ dàng trình bày, chúng tôi sử dụng các ký hiệu sau đây. Chúng tôi giả sử có n thiết bị cảm biến đám đông được gắn trên n phương tiện giao thông. Mỗi thiết bị $D_i (i = 1, \dots, n)$ có khả năng tính toán C_i^* và có phạm vi truyền tin r_{D_i} . Chúng tôi cũng giả sử có m RSU, được biểu thị là $R_j (j = 1, \dots, m)$, mỗi RSU có phạm vi truyền tin r_{R_j} .

B. Mô hình hóa bài toán dựa trên thuật toán Q-learning

Trong phần này, đầu tiên chúng tôi định nghĩa trạng thái và không gian hành động tương ứng của mô hình dựa trên Q-learning trong phần IV-B.1. Chúng tôi cũng đề xuất một hàm phần thưởng mới cho vấn đề OCVC tại phần IV-B.3. Trong mô hình dựa trên Q-learning, không gian mạng được coi là môi trường, trong khi mỗi thiết bị cảm biến đám đông là một tác nhân. Chúng tôi dùng phương pháp tiếp cận phân tán trong đó mỗi thiết bị cảm biến sử dụng mô hình Q-learning của riêng nó. Để thuận tiện, chúng tôi tóm tắt các ký hiệu sử dụng trong bảng II.

1) *Không gian trạng thái*: với mỗi thiết bị D_i , trạng thái tại thời điểm t gồm 4 thành phần sau:

- $\mu_i(t)$: thời điểm gói tin được sinh ra.
- $c_i(t)$: tài nguyên còn lại của D_i tại thời điểm t .

BẢNG II: Ký hiệu

Ký hiệu	Mô tả
n	số lượng thiết bị cảm biến đám đông
m	số lượng các đơn vị điện toán biên (RSUs)
D_i	thiết bị cảm biến đám đông thứ i
r_{D_i}	phạm vi truyền tin của thiết bị D_i
C_i^*	dung lượng cực đại của thiết bị D_i
R_j	RSU thứ j
r_{R_j}	phạm vi truyền tin của R_j
δ	ngưỡng độ trễ truyền tin
S_i	không gian trạng thái của tác nhân D_i
$S_i(t)$	trạng thái của tác nhân D_i tại thời điểm t
\mathcal{A}_i	không gian hành động của tác nhân D_i
$A_i(t)$	hành động được tác nhân D_i thực hiện tại thời điểm t
$\mu_i(t)$	thời điểm gói tin được sinh ra.
$c_i(t)$	dung lượng còn lại của D_i tại thời điểm t
$c_{\mathcal{N}}(t)$	dung lượng còn lại của thiết bị gần nhất tại thời điểm t
$\Delta_i(t)$	khoảng thời gian từ khi D_i sinh ra dữ liệu cho đến thời điểm t , $\Delta_i(t) = t - \mu_i(t)$
$\Delta c(t)$	sự sai khác về dung lượng giữa D_i và thiết bị gần nhất tại thời điểm t , $\Delta c(t) = c_{\mathcal{N}}(t) - c_i(t)$
θ	hệ số điều chỉnh hàm phần thưởng

- $c_{\mathcal{N}}(t)$: tài nguyên còn lại của thiết bị gần nhất \mathcal{N} , nếu \mathcal{N} nằm trong vùng truyền tin của D_i .
- $\mathcal{N}_i^R(t)$: biến nhị phân cho biết thiết bị D_i nằm trong vùng truyền tin của RSU.

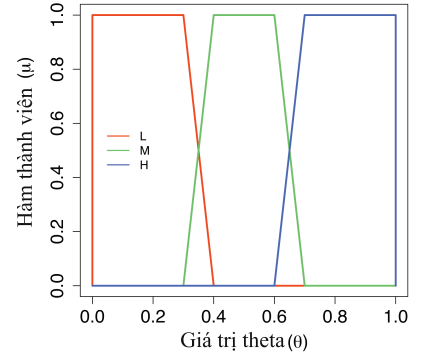
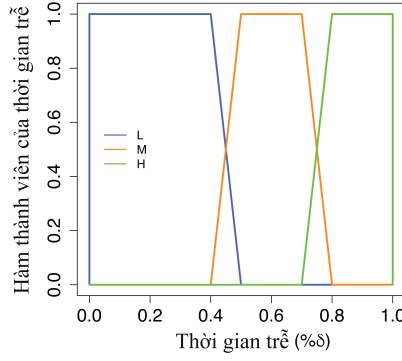
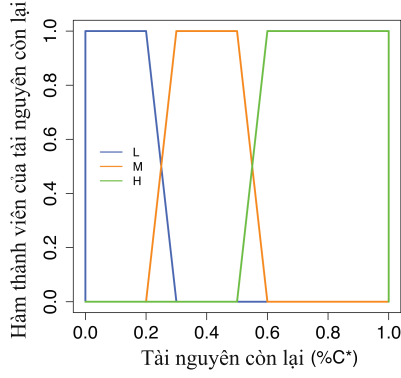
Trong đó, 3 thành phần đầu tiên của trạng thái được làm tròn như sau. $\mu_i(t)$ được làm tròn theo đơn vị thời gian, $c_i(t)$ và $c_{\mathcal{N}}(t)$ được làm tròn đến megabytes. Bằng cách trên, chúng tôi đã xấp xỉ được giá trị của vectơ trạng thái theo các biến rời rạc.

2) *Không gian hành động*: một thiết bị cảm biến đám đông có thể thực hiện một trong các hành động sau đây tại mỗi thời điểm t :

- Giữ dữ liệu trong hàng đợi cục bộ.
- Gửi trực tiếp dữ liệu đến máy chủ thông qua kênh truyền tin 4G.
- Gửi dữ liệu tới RSU gần nhất, nếu D_i nằm trong vùng truyền tin của RSU đó.
- Gửi dữ liệu tới thiết bị gần nhất, nếu hai thiết bị nằm trong vùng phủ sóng của nhau.

Vì cả trạng thái và hành động đều nhận các giá trị rời rạc, nên kích thước của bảng giá trị Q là cố định. Do đó, chúng tôi có thể sử dụng kỹ thuật tìm kiếm tuần tự phổ biến để truy xuất ra giá trị trong bảng giá trị Q.

3) *Hàm phần thưởng*: chúng tôi biểu thị $\mathcal{R}_i(t)$ là phần thưởng nhận được khi thiết bị D_i thực hiện hành động $A_i(t)$. Mục tiêu của chúng tôi là tối thiểu hóa lượng dữ liệu được truyền đi bằng 4G trong khi vẫn đảm bảo độ trễ dữ liệu không vượt quá ngưỡng đã định nghĩa trước. Với mỗi loại hành động, độ tốt của hành động được phản ánh bằng các nhân tố khác nhau. Vì vậy, thay vì định nghĩa một công thức duy nhất cho hàm phần thưởng, chúng tôi chia thành nhiều trường hợp khác nhau như sau:



Hình. 2: Hàm thành viên mờ đầu vào với 3 biến ngôn ngữ: *thấp* (L), *trung bình* (M) và *cao* (H).

Hình. 3: Hàm thành viên đầu ra mờ.

$$\mathcal{R}_i(t) = \begin{cases} -p & , \text{ nếu } c_i(t) = 0 \\ & \text{hoặc } \Delta_i(t) > \delta & (2) \\ \frac{\theta \times C_i^* - c_i(t)}{1 + \Delta_i(t)} & , \text{ gửi đến máy chủ} \\ & \text{cảm biến đám đông} & (3) \\ \frac{C_i^* - \theta \times c_i(t)}{1 + \Delta_i(t)} & , \text{ gửi đến RSU} & (4) \\ \frac{\Delta c(t)}{[1 + \Delta_i(t)] \times |\Delta c(t)|} & , \text{ gửi đến thiết bị} \\ & \text{gần nhất} & (5) \\ 0 & , \text{ giữ trong bộ nhớ} \\ & \text{cục bộ} & (6) \end{cases}$$

Trong đó $\Delta_i(t) = t - \mu_i(t)$ là khoảng thời gian tính từ khi dữ liệu được sinh ra cho đến thời điểm hiện tại. $\Delta c(t) = c_{\mathcal{N}}(t) - c_i(t)$ trong đó $c_{\mathcal{N}}(t)$ là tài nguyên còn lại của thiết bị gần nhất; p là một số dương đủ lớn. θ là tham số trong khoảng $[0, 1]$, chúng tôi gọi là *nhân tố ưu tiên*. Giá trị của θ được xác định bởi Logic Mờ sẽ được mô tả trong phần IV-C.

Cơ sở lý luận của hàm phần thưởng như sau: đầu tiên, khi một hành động dẫn đến hết tài nguyên của thiết bị hiện tại, hoặc độ trễ dữ liệu vượt quá ngưỡng cho phép, tác nhân sẽ bị phạt bởi phần thưởng âm đáng kể theo công thức (2). Ngược lại, phần thưởng sẽ được tính theo phương trình (3) đến (6) tùy thuộc vào loại hành động. Phần thưởng nhận được khi thực hiện hành động gửi gói tin đến máy chủ được thể hiện bằng phương trình (3). Có thể thấy rằng, phần thưởng này tỉ lệ nghịch với $c_i(t)$ tài nguyên còn lại của thiết bị. Nó cũng chỉ ra rằng $c_i(t)$ càng thấp thì phần thưởng nhận được sẽ càng lớn, thể hiện rằng hành động gửi tin lên máy chủ được khuyến khích thực hiện. Ngược lại, khi $c_i(t)$ tăng, thì phần thưởng cho việc gửi gói tin lên máy chủ sẽ càng giảm xuống. Hơn nữa, khi $c_i(t)$ đủ lớn (lớn hơn $\theta \times C_i^*$), hàm phần thưởng sẽ trả về giá trị âm, và sẽ không khuyến khích hành động gửi tin lên máy chủ. Có nghĩa là khi tài nguyên còn lại vẫn đủ, thiết bị sẽ không cần truyền gói tin đến máy chủ để tiết kiệm chi phí 4G. Phần thưởng cho việc truyền gói tin tới RSU được biểu diễn bằng phương trình (4). Tương

tự như phương trình (3), nguồn tài nguyên còn lại càng nhỏ, hành động gửi tin đến RSU càng được khuyến khích. Phần thưởng cho việc truyền tới thiết bị lân cận được biểu diễn bằng phương trình (5). Phần thưởng sẽ dương nếu $\Delta c(t)$ lớn hơn 0, tức là tài nguyên còn lại của thiết bị hàng xóm lớn hơn thiết bị hiện tại. Ngụ ý rằng việc truyền tin đến thiết bị lân cận chỉ được khuyến khích nếu thiết bị lân cận có tài nguyên còn lại lớn hơn thiết bị hiện tại. Cuối cùng, phần thưởng cho hành động gửi tới máy chủ, RSU hoặc thiết bị khác đều có chung một thành phần $\frac{1}{1+\Delta_i(t)}$. Cần lưu ý là thành phần này tỉ lệ nghịch với $\Delta_i(t)$. Do đó, thành phần này khuyến khích tác nhân quyết định các tác vụ giảm tải càng nhanh càng tốt thay vì giữ gói tin trong bộ nhớ.

C. Xác định hệ số ưu tiên dựa trên Logic mờ

1) *Động lực*: chúng tôi nhận thấy việc tối ưu hóa đồng thời cả 2 mục tiêu: giảm thiểu tỷ lệ truyền tin qua 4G và đảm bảo độ trễ là một thách thức không hề nhỏ. Các thiết bị có xu hướng giữ dữ liệu cho đến khi chúng có thể gửi đến RSU để giảm việc sử dụng đường truyền 4G. Tuy nhiên, chiến lược này có thể gây trễ cao do thời gian chờ. Do đó, thay vì sử dụng giá trị cố định θ , chúng tôi đề xuất một cơ chế để điều chỉnh linh hoạt θ theo trạng thái của mạng. Chúng tôi nhận thấy tài nguyên còn lại và thời gian trễ là 2 yếu tố ảnh hưởng tới quyết định của tác nhân. θ sẽ nhỏ khi tài nguyên còn lại của thiết bị lớn và độ trễ dữ liệu thấp. Trái lại, khi tài nguyên còn lại của thiết bị thấp hoặc độ trễ lớn, thiết bị nên gửi dữ liệu đến máy chủ thay vì chuyển dữ liệu tới thiết bị gần nhất để đảm bảo thỏa mãn điều kiện về độ trễ. Do vậy, θ nên được đặt bằng một giá trị đủ cao để phần thưởng của hành động gửi đến máy chủ vượt qua hành phần thưởng của việc chuyển tiếp đến thiết bị gần nhất. Hơn thế nữa, chỉ cần thiết bị nằm trong phạm vi giao tiếp của RSU, việc truyền tới RSU sẽ được ưu tiên hơn, tức là hành động gửi tới RSU được thiết kế để nhận được phần thưởng cao nhất trong tất cả các hành động. Dựa vào quan sát được đề cập ở trên, chúng tôi thiết kế hàm phần thưởng kết hợp Logic mờ để điều chỉnh linh hoạt giá trị θ .

2) *Mô-đun mờ hóa*: đầu vào của mô-đun mờ hóa gồm tài nguyên còn lại và thời gian trễ. Dữ liệu đầu vào sau được

BẢNG III: Luật mờ

TT.	Đầu vào		Đầu ra
	Tài nguyên còn lại	Thời gian trễ	θ
1	L	L	M
2	L	M	H
3	L	H	H
4	M	L	L
5	M	M	M
6	M	H	H
7	H	L	L
8	H	M	L
9	H	H	M

ánh xạ tới 3 biến ngôn ngữ: *thấp* (L), *trung bình* (M) và *cao* (H). Giá trị đầu ra cũng được ánh xạ tới 3 cấp độ tương ứng *thấp*, *trung bình* and *cao*. Chúng tôi sử dụng hàm mờ hình thang để ánh xạ các giá trị chính xác về biến ngôn ngữ như trong hình 2, 3.

3) *Cơ sở tri thức*: với 2 biến đầu vào (tài nguyên còn lại và thời gian trễ), mỗi biến được chuyển thành 3 tập mờ. Vì thế, chúng tôi có tổng cộng $3^2 = 9$ quy tắc mờ. Các quy tắc được hiển thị trong Bảng III. Các luật này được thiết kế dựa trên quan sát được mô tả trong phần IV-C.1. Các quy tắc của chúng tôi có dạng “**IF** (tài nguyên còn lại là A) **AND** (thời gian trễ là B) **THEN** (θ là C)”, trong đó A, B, C nhận các giá trị *thấp*, *trung bình*, và *cao*. Để dễ dàng trình bày, chúng tôi ký hiệu *thấp*, *trung bình*, và *cao* lần lượt là L, M, và H.

4) *Mô-đun suy diễn*: vì các quy tắc mờ của chúng tôi dựa trên toán tử **AND**, nên hàm thành viên đầu ra được định nghĩa như sau:

$$\mu_i = \min\{\mu_A(\text{tài nguyên còn lại}), \mu_B(\text{thời gian trễ})\}, \forall i = 1, \dots, 9. \quad (7)$$

5) *Mô-đun giải mờ*: sau khi thực hiện các bước bên trên, tập mờ có bậc thành viên cao nhất được coi là biến đầu ra. Chúng tôi sử dụng dùng hàm *CoG* để tính giá trị rõ của đầu ra.

V. KẾT QUẢ

A. Phương pháp đánh giá

Trong phần này, chúng tôi đánh giá hiệu quả của thuật toán chúng tôi đã đề xuất về mặt tối ưu hóa hiệu suất và chi phí truyền tin.

Mô hình mô phỏng: chúng tôi đã phát triển một trình mô phỏng bằng ngôn ngữ lập trình Python. Quá trình truyền tin được thực hiện bằng mô hình hàng đợi được đề xuất trong [20]. Trong đó, các thiết bị sinh dữ liệu có cùng kích thước theo chu kỳ cho trước. Chúng tôi ký hiệu λ_d là khoảng thời gian sinh gói tin. Sau khi được sinh, các gói tin được xếp trong hàng đợi của thiết bị và chờ truyền tin. Nếu hàng đợi đầy, gói tin mới sẽ bị loại bỏ. Do đó, độ trễ dữ liệu bao gồm hai phần: thời gian chờ trong hàng đợi và thời gian truyền từ thiết bị đến máy chủ. Thời gian truyền tỷ lệ thuận với kích thước gói tin và tỷ lệ nghịch với băng thông kênh truyền thông. Tại mỗi khe thời gian, thiết bị chọn một gói từ hàng đợi và truyền tin theo một trong ba cách đã được nêu trong phần IV-A.

Phương pháp truyền tin được xác định bởi các thuật toán (thuật toán của chúng tôi và các thuật toán cơ sở). Nếu thiết bị chọn chế độ truyền tin thứ hai hoặc thứ ba nhưng không nằm trong phạm vi phủ sóng của RSU (hoặc một thiết bị khác), nó sẽ giữ gói tin trong hàng đợi và chờ khoảng thời gian tiếp theo (nếu hàng đợi chưa đầy), hoặc nó sẽ truyền ngay lập tức đến máy chủ bằng 4G (nếu hàng đợi đã đầy). Chúng tôi gọi trường hợp đầu tiên là *offload-hit* và trường hợp thứ hai là *offload-missed*.

Môi trường mô phỏng: trong nghiên cứu này, chúng tôi sử dụng dữ liệu thu thập được trong vòng 2 ngày của các tuyến xe buýt ở thành phố Seattle, Washington [22] để mô phỏng chuyển động của các phương tiện. Mỗi điểm dữ liệu bao gồm thời gian và vị trí của một xe. Chúng tôi sử dụng dữ liệu của các xe có thời gian hoạt động lớn hơn 90 phút mỗi ngày. Sau đó, chúng tôi tạo vị trí của RSU trên bản đồ dọc theo mỗi tuyến xe buýt. Trong đó, các RSU tập trung ở trung tâm thành phố, cách nhau 1-3 km, còn ở ngoại thành sẽ có số lượng các RSU thưa thớt hơn, cách nhau 4-8 km.

Các chỉ số đánh giá: mục tiêu của nghiên cứu này là đảm bảo số lượng gói có thể đến máy chủ nhiều nhất có thể, đồng thời giảm thiểu dữ liệu có độ trễ lớn và giảm chi phí truyền tin bằng 4G. Mặc dù chúng tôi đã tính đến chi phí truyền qua mạng có dây và Wi-Fi nhưng chi phí truyền tin qua hai phương pháp này là không đáng kể so với chi phí 4G nên chúng tôi chỉ tập trung vào tỷ lệ gói tin truyền qua 4G trong phần này. Đầu tiên, chúng tôi xác định tỷ lệ gói tin bị thất lạc r_{drop} chia cho số gói tin có trong mạng. Số liệu này được tính bằng cách chia số gói bị thất lạc cho số gói được truyền. Để phân tích tiêu chí về đảm bảo độ trễ của gói tin, chúng tôi đề xuất thuật ngữ gói tin δ -delayed, được tính bằng tổng số gói tin có độ trễ vượt ngưỡng δ . Ngoài ra, chúng tôi cũng xác định tỷ lệ các gói tin trễ ký hiệu là r_{delay} , là tỷ lệ của các gói δ -delayed trên tổng số gói tin được gửi đi. Cuối cùng, để đánh giá chi phí truyền tin, chúng tôi đo tỷ lệ các gói được gửi bằng 4G trên tổng số gói tin (ký hiệu là r_{server}). Ngoài ra, chúng tôi định nghĩa r_{rsu} , là tỷ lệ các gói được truyền qua chuyển tiếp từ RSU đến máy chủ.

Cơ sở so sánh: do không có nghiên cứu nào trước đây xử lý cùng một vấn đề như chúng tôi nên để cho thấy hiệu quả của phương pháp đề xuất, chúng tôi so sánh trên hai cơ sở sau:

Cơ sở so sánh đầu tiên là một phương pháp giao tiếp cơ hội tham lam (Greedy) đơn giản nhưng hiệu quả được xác định bên dưới. Khi một gói tin mới được sinh ra, thiết bị sẽ thực hiện hành động theo quy tắc sau:

- Nếu thiết bị nằm trong phạm vi truyền tin của RSU, nó sẽ luôn gửi gói đến RSU. RSU sẽ gửi gói tin đến máy chủ đám mây sau đó.
- Ngược lại, nếu thiết bị nằm trong phạm vi truyền tin của các thiết bị khác gần RSU hơn chính nó, nó sẽ chuyển gói tin đến thiết bị mới.
- Nếu thiết bị không nằm trong phạm vi truyền tin của RSU hay thiết bị khác, nó sẽ gửi gói tin trực tiếp đến máy chủ đám mây.

Cơ sở thứ hai là một chiến lược giảm có tên là FP. Trong FP, tại một khoảng thời gian nhất định, một gói được quyết

BẢNG IV: Cấu hình của các chiến lược được lựa chọn

Chiến lược	P_{keep}	P_{server}	P_{rsu}	P_{sensor}
FP1	0.1	0.7	0.1	0.1
FP2	0.1	0.5	0.3	0.1
FP3	0.1	0.3	0.5	0.1

BẢNG V: Thông số mô phỏng

Thông số	Giá trị
Kích thước gói tin	1 Mb
Bán kính truyền tin của RSU	250 mét
Bán kính truyền tin của cảm biến (Sensor)	40 mét
Băng thông liên kết của RSU-server (mạng có dây)	10 Gbps
Băng thông liên kết của sensor-RSU (mạng wifi)	1 Gbps
Băng thông liên kết của sensor-server (mạng 4G)	500 Mbps
Độ dài một khe thời gian (T)	1 phút
Thời gian sinh gói tin (λ_d)	$1 \sim 5 T$
Ngưỡng độ trễ dữ liệu (δ)	$5 \sim 25 T$
Dung lượng tối đa của cảm biến C^*	25 Mb
Số lượng các RSU (m)	384
Số lượng các phương tiện (n)	776

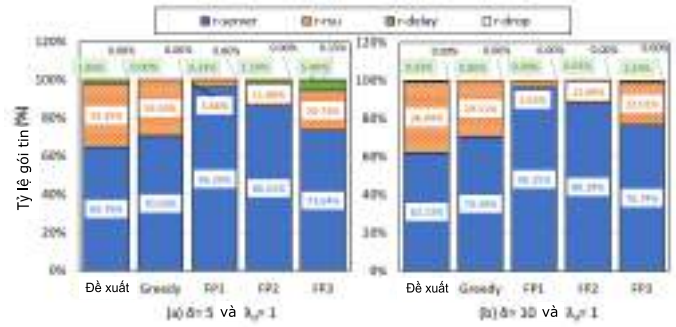
định ngẫu nhiên giữa bốn hành động, đó là giữ tại cục bộ, gửi trực tiếp đến máy chủ, chuyển tới RSU và chuyển tiếp đến thiết bị gần nhất, với các xác suất cố định tương ứng là P_{keep} , P_{server} , P_{rsu} và P_{sensor} . Đầu tiên, chúng tôi tiến hành thực hiện phương pháp tìm kiếm lưới (*grid-search*) trên 4 tham số P_{keep} , P_{server} , P_{rsu} và P_{sensor} để tìm ra các giá trị tối ưu trong bảng IV. Sau đó, chúng tôi so sánh hiệu quả của giải pháp chúng tôi đề xuất với các chiến lược FP.

Trong phần tiếp theo, trước tiên, chúng tôi so sánh hiệu suất và chi phí của phương pháp đề xuất với các phương pháp cơ sở với các cài đặt khác nhau của thời gian sinh gói tin λ_d và ngưỡng độ trễ δ trong phần V-B. Sau đó, chúng tôi tìm hiểu về tác động của λ_d và δ trong phần V-C.

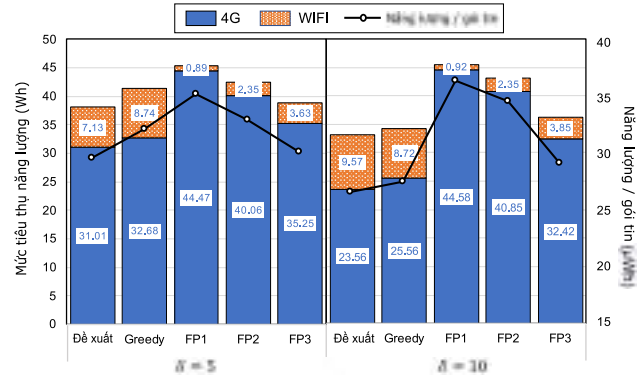
B. So sánh phương pháp đề xuất với phương pháp cơ sở

Trong so sánh này, chúng tôi đặt ngưỡng độ trễ dữ liệu δ là 5 và 10; khoảng thời gian sinh gói tin λ_d là 1. Các tham số mô phỏng còn lại được lấy từ [20] và được trình bày trong bảng V.

1) *Tỷ lệ gói tin*: chúng tôi phân tích tỷ lệ gói tin theo các mô phỏng (tỷ lệ %) của phương pháp đề xuất với các phương pháp cơ sở khác trong hình 4. Trước hết, với chiến lược FP, các thiết bị có xu hướng giữ dữ liệu trong hàng đợi của chúng cho đến khi chúng có thể gửi nó đến RSU hoặc thiết bị gần nhất (*offload-hit* như đã đề cập trong phần V-A). Chiến lược này dẫn đến độ trễ cao hơn và số lượng gói tin bị thất lạc cao hơn (khi hàng đợi đã đầy). Do đó, các chiến lược cơ sở FP có số lượng gói tin bị thất lạc cao hơn, ví dụ: 0,15% r_{drop} trong FP3 khi chúng tôi đặt ngưỡng độ trễ thành 5. Ngược lại, chiến lược tham lam có xu hướng gửi gói tin ngay lập tức và khi không có RSU trong khu vực thì sẽ có khuynh hướng gửi dữ liệu trực tiếp đến máy chủ đám mây. Do đó, tỷ lệ các gói tin gửi đến máy chủ cao và điều này giảm các gói tin bị thất lạc. Tương tự như chiến lược tham lam, phương pháp chúng tôi đề xuất cũng đạt được tỷ lệ gói tin bị thất lạc bằng 0 và đảm bảo tất cả các gói tin có thể gửi đến được máy chủ. Đó là kết quả của việc xây dựng



Hình. 4: Phân tích tỷ lệ tương quan của các gói tin.



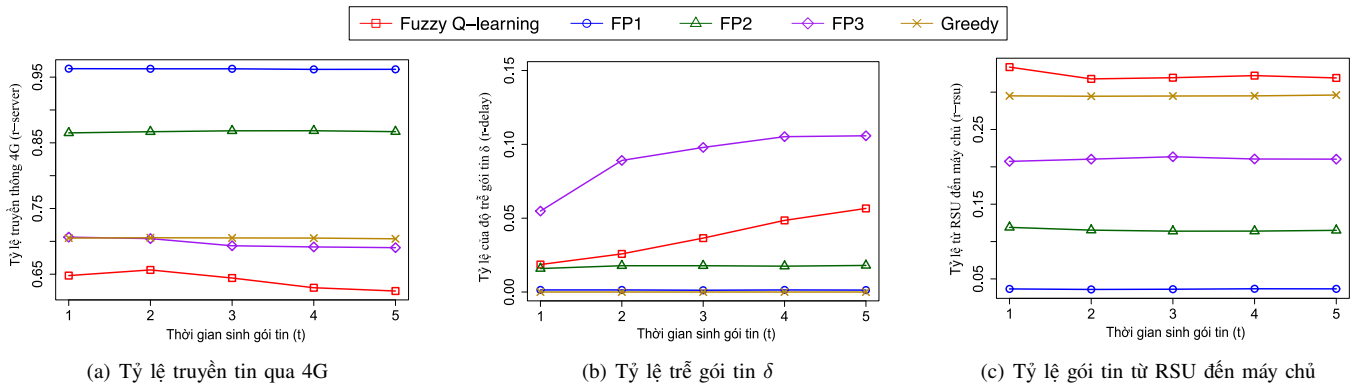
Hình. 5: Năng lượng tiêu thụ của các chiến lược giảm tải được ước tính ($\lambda_d = 1T$).

hệ số ưu tiên θ tối ưu sử dụng Logic mờ xem xét đến cả số lượng gói tin có trong hàng đợi và thời gian trễ của gói tin.

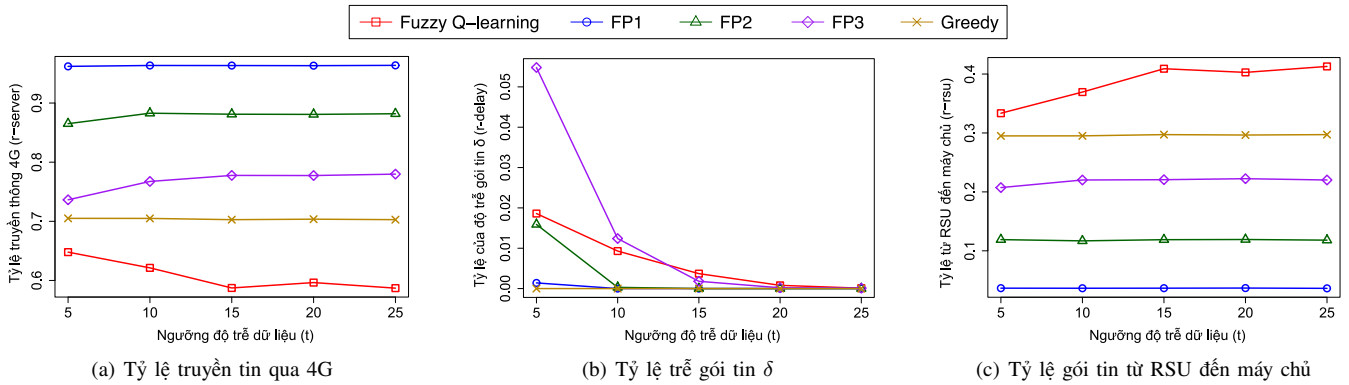
2) *Độ trễ dữ liệu và chi phí truyền tin*: kết quả trong hình 4 cho thấy phương pháp của chúng tôi có số lượng gói tin δ -delayed thấp hơn so với chiến lược FP3, ví dụ: 1,86% và 0,93% thấp hơn 1,3 lần và 2,94 lần so với của FP3. Ngoài ra, mặc dù r_{delay} của chiến lược tham lam, FP1, FP2 thấp hơn so với phương pháp chúng tôi đề xuất nhưng các phương pháp này đòi hỏi chi phí 4G cao hơn rất nhiều so với phương pháp của chúng tôi. Cụ thể, trong tất cả các thử nghiệm, phương pháp của chúng tôi tốn ít chi phí truyền tin nhất (r_{server}). Các phương pháp tham lam hay FP đều có chi phí truyền tin cao do vấn đề *offload-missed* như đã được đề cập trong Phần V-A.

3) *Mức tiêu thụ năng lượng*: trong hình 5, chúng tôi trình bày tổng mức tiêu thụ năng lượng của các chiến lược bằng biểu đồ cột xếp chồng. Các đường kẻ biểu thị năng lượng tiêu thụ trung bình của các gói tin đến máy chủ. Trong cả hai trường hợp $\delta = 5$ và $\delta = 10$, mức tiêu thụ năng lượng của phương pháp chúng tôi đều nhỏ hơn so với các phương pháp khác. Điều này đạt được bởi vì số lượng gói tin sử dụng 4G trong phương pháp của chúng tôi thấp hơn so với các phương pháp khác.

4) *Kết luận*: tóm lại, các kết quả thí nghiệm cho thấy hiệu suất và chi phí của các phương pháp FP nhạy cảm với môi trường do tính chất động của môi trường. Do đó, cần đòi hỏi phương pháp có thể thay đổi tình vi tùy thuộc vào môi trường trong thế giới thực. Ngoài ra, chiến lược tham lam



Hình. 6: Ảnh hưởng của thời gian sinh gói tin (λ_d). ($\delta = 5T$)



Hình. 7: Ảnh hưởng của ngưỡng độ trễ (δ). ($\lambda_d = 1T$)

tập trung nhiều vào tỷ lệ truyền tin mà không xét đến chi phí 4G cũng như năng lượng tiêu thụ. Chính vì vậy mà phương pháp chúng tôi đề xuất có thể đưa ra quyết định linh hoạt trong mọi trường hợp.

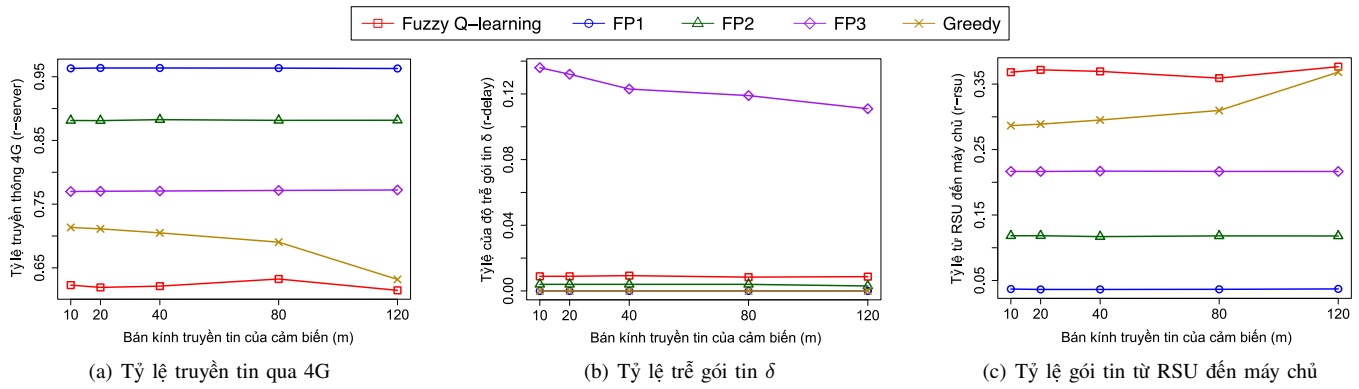
C. Thảo luận

Trong phần này, chúng tôi xem xét tới tác động của khoảng thời gian sinh gói tin, ngưỡng độ trễ, kích thước gói tin và tỷ lệ giao tiếp trong mạng đối với phương pháp đề xuất của chúng tôi.

1) *Tác động của khoảng thời gian sinh gói tin λ_d* : trong đánh giá này, chúng tôi xem xét tác động của khoảng thời gian sinh gói tin (tức tần suất thu thập dữ liệu). Chúng tôi đặt ngưỡng độ trễ là $5T$ trong khi thay đổi thời gian sinh gói tin từ $1 \rightarrow 5T$. Kết quả trong hình 6 cho thấy rằng tỷ lệ truyền tin giữa phương pháp của chúng tôi với các đường cơ sở hầu như không thay đổi. Phương pháp của chúng tôi đề xuất có tỷ lệ số lượng gói tin gửi qua 4G thấp nhất (giảm hơn 1,5 lần so với phương pháp FP3). Mặc dù phương pháp tham lam và FP3 có tỷ lệ trễ gói tin thấp hơn phương pháp của chúng tôi nhưng hầu như không đáng kể. Khi thời gian sinh gói tin tăng, phương pháp của chúng tôi vẫn luôn cố gắng tránh sử dụng kênh 4G càng nhiều càng tốt. Ví dụ, để duy trì $\approx 63\%$ sử dụng đường truyền 4G khi khoảng thời gian sinh gói tin thay đổi, phương pháp của chúng tôi không thể tránh được gói tin bị trễ, tức khoảng 2 – 4% gói tin.

2) *Tác động của ngưỡng độ trễ dữ liệu δ* : trong thử nghiệm này, chúng tôi khám phá mối quan hệ giữa phương pháp đề xuất với các phương pháp cơ sở về độ trễ dữ liệu, ví dụ: độ trễ tối đa mà ứng dụng yêu cầu. Chúng tôi cố định khoảng thời gian sinh gói tin là $\lambda_d = 1$ trong khi thay đổi ngưỡng độ trễ δ từ $5 \rightarrow 25T$. Hình 7 cho thấy các kết quả liên quan. Khi ngưỡng độ trễ tăng, phương pháp của chúng tôi đề xuất có xu hướng tối ưu giảm thiểu chi phí truyền tin qua 4G và tỷ lệ các gói tin bị trễ cũng giảm đáng kể. Ví dụ: tỷ lệ truyền tin qua 4G của phương pháp chúng tôi thay đổi từ 64.8% thành 58.7% khi ngưỡng độ trễ thay tăng dần. Xu hướng này không xuất hiện trong các chiến lược cơ bản, các chiến lược này duy trì tỷ lệ truyền 4G vào khoảng 70%, 96%, 88% và 77% với tất cả các thay đổi về ngưỡng độ trễ.

3) *Tác động của tần suất giao tiếp trong mạng*: trong phần này, chúng tôi sẽ xem xét đến ảnh hưởng của tần suất giao tiếp giữa các thiết bị với nhau, giữa các thiết bị với RSU trong mạng. Chúng tôi thực hiện thay đổi bán kính truyền tin của thiết bị từ $10 \rightarrow 120$ mét. Bán kính truyền tin càng cao thì tỷ lệ giao tiếp càng lớn. Các kết quả thí nghiệm được trình bày trong hình 8. Chúng tôi nhận thấy rằng số lượng gói tin không bị thất lạc trong đa số các trường hợp ngoại trừ FP3. Chúng tôi cũng nhận thấy không có mối tương quan rõ ràng giữa tỷ lệ sử dụng 4G của các chiến lược FP với phạm vi truyền tin của thiết bị. Tuy nhiên, khi phạm vi truyền tin tăng lên, tỷ lệ truyền tin qua 4G của chiến lược tham lam



Hình. 8: Ảnh hưởng của tỷ lệ giao tiếp trong mạng. ($\delta = 10T$)

giảm đáng kể bởi vì chiến lược này tiếp cận được với nhiều RSU. Tuy nhiên, trong tất cả các trường hợp, phương pháp của chúng tôi luôn đạt được tỷ lệ sử dụng 4G thấp nhất. Kết quả này ngụ ý về tính ổn định của phương pháp chúng tôi đề xuất.

VI. KẾT LUẬN

Nghiên cứu này tập trung vào hệ thống cảm biến đám đông di động dựa trên phương tiện giao thông. Các thiết bị sẽ liên tục thu thập và truyền dữ liệu đến máy chủ thông qua mạng 4G hoặc Wi-Fi. Chúng tôi đề xuất thuật toán giao tiếp cơ hội (opportunistic communication) để tối thiểu chi phí truyền tin bằng 4G trong khi vẫn đảm bảo độ trễ của dữ liệu dưới ngưỡng cho phép. Chúng tôi đề xuất sử dụng thuật toán Q-learning để đưa ra quyết định giảm tải khi truyền tin. Bên cạnh đó, thuật toán Logic mờ được sử dụng nhằm tối ưu hàm phần thưởng của thuật toán Q-learning. Kết quả thí nghiệm cho thấy phương pháp chúng tôi đề xuất có thể giảm từ 30-40% chi phí truyền tin bằng 4G trong khi vẫn đảm bảo được 99% gói tin có độ trễ dưới ngưỡng cho phép.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Jinwei Liu, Haiying Shen, Husnu S. Narman, Wingyan Chung, and Zongfang Lin. A survey of mobile crowdsensing techniques: A critical component for the internet of things. *ACM Trans. Cyber-Phys. Syst.*, 2(3), June 2018.
- [2] Jim Cherian et al. Parkgauge: Gauging the occupancy of parking garages with crowdsensed parking characteristics. In *2016 17th IEEE International Conference on Mobile Data Management (MDM)*, volume 1, pages 92–101, 2016.
- [3] Jun Qin et al. Post: Exploiting dynamic sociality for mobile advertising in vehicular networks. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 27(6):1770–1782, 2016.
- [4] Suk-Bok Lee et al. Secure incentives for commercial ad dissemination in vehicular networks. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 61(6):2715–2728, 2012.
- [5] Andrea Capponi, Claudio Fiandrino, Burak Kantarci, Luca Foschini, Dzmityr Kliazovich, and Pascal Bouvry. A survey on mobile crowdsensing systems: Challenges, solutions, and opportunities. *IEEE Communications Surveys Tutorials*, 21(3):2419–2465, 2019.
- [6] Hanane Lamaazi, Rabeb Mizouni, Shakti Singh, and Hadi Otrouk. A mobile edge-based crowdsensing framework for heterogeneous iot. *IEEE Access*, 8:207524–207536, 2020.
- [7] Luning Liu, Luhan Wang, and Xiangming Wen. Joint network selection and traffic allocation in multi-access edge computing-based vehicular crowdsensing. In *IEEE INFOCOM 2020 - IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS)*, pages 1184–1189, 2020.
- [8] Pan Zhou, Wenbo Chen, Shouling Ji, Hao Jiang, Li Yu, and Dapeng Wu. Privacy-preserving online task allocation in edge-computing-enabled massive crowdsensing. *IEEE Internet of Things Journal*, 6(5):7773–7787, 2019.
- [9] Xingyou Xia, Yan Zhou, Jie Li, and Ruiyun Yu. Quality-Aware Sparse Data Collection in MEC-Enhanced Mobile Crowdsensing Systems. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, 6(5):1051–1062, 2019.
- [10] Dimitri Belli, Stefano Chessa, Luca Foschini, and Michele Girolami. A probabilistic model for the deployment of human-enabled edge computing in massive sensing scenarios. *IEEE Internet of Things Journal*, 7(3):2421–2431, 2020.
- [11] Yanli Qi, Yiqing Zhou, Zhengang Pan, Ling Liu, and Jinglin Shi. Crowd-sensing assisted vehicular distributed computing for hd map update. In *ICC 2021 - IEEE International Conference on Communications*, pages 1–6, 2021.
- [12] Chenghao Xu and Wei Song. Efficient data uploading for mobile crowdsensing via team collaborating and matching. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, pages 1–1, 2021.
- [13] K. Zhang, Y. Mao, S. Leng, Q. Zhao, L. Li, X. Peng, L. Pan, S. Maharjan, and Y. Zhang. Energy-efficient offloading for mobile edge computing in 5g heterogeneous networks. *IEEE Access*, 4:5896–5907, 2016.
- [14] X. Fan, T. Cui, C. Cao, Q. Chen, and K.S. Kwak. Minimum-cost offloading for collaborative task execution of mec-assisted platooning. *Sensors*, 19(847), 2019.
- [15] T. Cui, Y. Hu, B. Shen, and Q. Chen. Task offloading based on lyapunov optimization for mec-assisted vehicular platooning networks. *Sensors*, 19(4974), 2019.
- [16] H. Wang, X. Li, H. Ji, and H. Zhang. Federated offloading scheme to minimize latency in mec-enabled vehicular networks. In *Proc. IEEE GLOBECOM Workshops*, pages 1–6, 2018.
- [17] H. Wang, X. Li, H. Ji, and H. Zhang. Federated offloading scheme to minimize latency in mec-enabled vehicular networks. In *Proc. IEEE Globecom Workshops*, pages 1–6, 2018.
- [18] L. Feng, W. Li, Y. Lin, L. Zhu, S. Guo, and Z. Zhen. Joint computation offloading and urlc resource allocation for collaborative mec assisted cellular-v2x networks. *IEEE Access*, 8:24914–24926, 2020.
- [19] J. Zhao, Q. Li, Y. Gong, and K. Zhang. Computation offloading and resource allocation for cloud assisted mobile edge computing in vehicular networks. *IEEE Trans. Veh. Technol.*, 68(8):7944–7956, 2019.
- [20] Phi Le Nguyen, Ren-Hung Hwang, Pham Minh Khiem, Kien Nguyen, and Ying-Dar Lin. Modeling and minimizing latency in three-tier v2x networks. In *2020 IEEE Global Communications Conference*, pages 1–6, 2020.
- [21] Lotfi A Zadeh. Fuzzy logic. *Computer*, 21(4):83–93, 1988.
- [22] Jorjeta G Jetcheva, Yih-Chun Hu, Santashil PalChaudhuri, Amit Kumar, Saha David, and B Johnson. Design and evaluation of a metropolitan area multitier wireless ad hoc network architecture. 2003.