



Tối ưu ngưỡng phát hiện kênh trống cho mạng wifi sử dụng học tăng cường

Lâm Sinh Công

¹ Trường Đại học Công nghệ - Đại học Quốc gia Hà Nội

*Email: congls@vnu.edu.vn

Tóm tắt

Sự gia tăng nhanh chóng của các thiết bị không dây và dịch vụ băng thông cao đã thúc đẩy xu hướng triển khai dày đặc các điểm truy cập WiFi, dẫn đến nhiều nghiêm trọng giữa cùng dịch vụ. Khi đó, kỹ thuật đánh giá kênh trống (Clear Channel Assessment - CCA) được đề xuất trong hệ thống chuẩn IEEE 802.11 để đánh giá nhiễu từ các trạm lân cận và ước lượng hiệu năng quá trình truyền tin. Bài báo này đề xuất phương pháp kết hợp thuật toán Double Deep Q-Network (Double DQN) với kỹ thuật phân bổ công suất Water-Filling nhằm tối ưu hóa đồng thời ngưỡng phát hiện sự chồng lấn giữa các vùng dịch vụ cơ bản (Overlapping Basic Service Set - OBSS) và công suất phát trong mạng WiFi. Trong đó, tác tử học tăng cường sâu đóng vai trò điều chỉnh ngưỡng đánh giá kênh trống (ngưỡng CCA) cho trong các vùng dịch vụ (Basic Service Set - BSS), trong khi Water-Filling phân bổ công suất tối ưu dựa trên trạng thái kênh tức thời. Kết quả mô phỏng cho thấy phương pháp đề xuất đạt mức cải thiện thông lượng mạng trung bình khoảng 30% so với cơ chế tiêu chuẩn của IEEE 802.11ax.

Từ khóa: Double DQN, IEEE 802.11ax, Water-Filling

Abstract

The rapid growth in the number of wireless devices and high-speed services has driven the dense deployment of WiFi access points, which results in a surge of interference. To address this issue, the Clear Channel Assessment (CCA) technique was introduced in the IEEE 802.11 standard to evaluate interference from neighboring stations and estimate transmission performance. This paper proposes a method that combines the Double Deep Q-Network (Double DQN) with the Water-Filling power allocation technique to jointly optimize the detection threshold for the Overlapping Basic Service Set (OBSS) and the transmit power in WiFi networks. In this approach, the DQN agent adjusts the CCA threshold for each Basic Service Set (BSS), while the Water-Filling algorithm allocates optimal transmit power based on instantaneous channel conditions. Simulation results show that the proposed method improves the average network throughput by approximately 30% compared with the standard IEEE 802.11ax mechanism.

Keyword: Double DQN, IEEE 802.11ax, Water-Filling



1. MỞ ĐẦU

Trong bối cảnh sự bùng nổ của các dịch vụ đòi hỏi băng thông lớn như truyền phát video độ phân giải cao, thực tế ảo/tăng cường (VR/AR), nhu cầu về hiệu suất mạng không dây cục bộ (WLAN) ngày càng tăng cao [1]–[3]. Để đáp ứng nhu cầu này, các điểm truy cập (Access Point - AP) được triển khai ngày càng dày đặc, tạo thành các mạng WLAN dày đặc (Dense WLAN). Tuy nhiên, khi mật độ AP tăng, khả năng chồng lấn của vùng dịch vụ (BSS) ngày càng cao. Điều này gây ra sự gia tăng mạnh của nhiễu đồng kênh và làm suy giảm hiệu suất mạng tổng thể [4], [5].

Chuẩn IEEE 802.11ax (WiFi 6) đã giới thiệu cơ chế tái sử dụng không gian (Spatial Reuse - SR) nhằm tăng số lượng trạm được phép tuyên dẫn đồng thời trong các vùng dịch vụ chồng lấn (OBSS) [6]. Cơ chế SR hoạt động thông qua hai kỹ thuật chính: phát hiện vùng chồng lấn OBSS dựa trên ngưỡng công suất (OBSS/PD-based SR) và tái sử dụng không gian tham số hóa (PSR). Trong đó, OBSS/PD-based SR cho phép thiết bị truyền đồng thời khi công suất tín hiệu nhận được từ vùng dịch vụ lân cận thấp hơn ngưỡng OBSS/PD cho trước, thay vì trì hoãn truyền dẫn như cơ chế truyền thống [7]. Tuy nhiên, chuẩn IEEE 802.11ax chỉ quy định giá trị biên cho ngưỡng OBSS/PD mà không cung cấp hướng dẫn cụ thể về cách tối ưu hóa tham số này [8]. Việc lựa chọn ngưỡng không phù hợp có thể dẫn đến hai hệ quả trái ngược: ngưỡng quá cao làm tăng nhiễu do nhiều truyền dẫn đồng thời, còn ngưỡng quá thấp hạn chế khả năng tái sử dụng không gian.

Nhiều công trình nghiên cứu đã đề xuất các phương pháp tối ưu tham số SR trong WLAN. Thuật toán COST (Control OBSS/PD Sensitivity Threshold) [9] điều chỉnh ngưỡng OBSS/PD dựa trên mức nhiễu và cường độ tín hiệu nhận được, đạt mức cải thiện thông lượng lên tới 57% so với cấu hình OBSS/PD cố định. Tuy nhiên, COST hoạt động theo nguyên tắc phản ứng tĩnh, không có khả năng học hỏi và thích ứng với sự biến đổi phức tạp của môi trường mạng. Trong [10], tác giả đề xuất phương pháp tập trung dựa trên Multi-Armed Bandit (MAB) kết hợp Gaussian Mixture Sampling để tìm kiếm cấu hình TX_PWR và OBSS/PD tối ưu cho toàn bộ WLAN. Phương pháp này cho thấy hiệu quả trong việc phân bổ công bằng tài nguyên vô tuyến, nhưng đòi hỏi không gian khám phá lớn khi số lượng AP tăng.

Với sự phát triển của học tăng cường sâu (Deep Reinforcement Learning - DRL), nhiều nghiên cứu gần đây đã áp dụng công cụ này vào bài toán tối ưu SR. Szott và cộng sự [11] đã trình bày tổng quan về việc ứng dụng học máy để cải thiện hiệu suất IEEE 802.11, trong đó nhấn mạnh tiềm năng của DRL trong tối ưu tái sử dụng không gian và quản lý nhiễu. Tài liệu [12] đề xuất



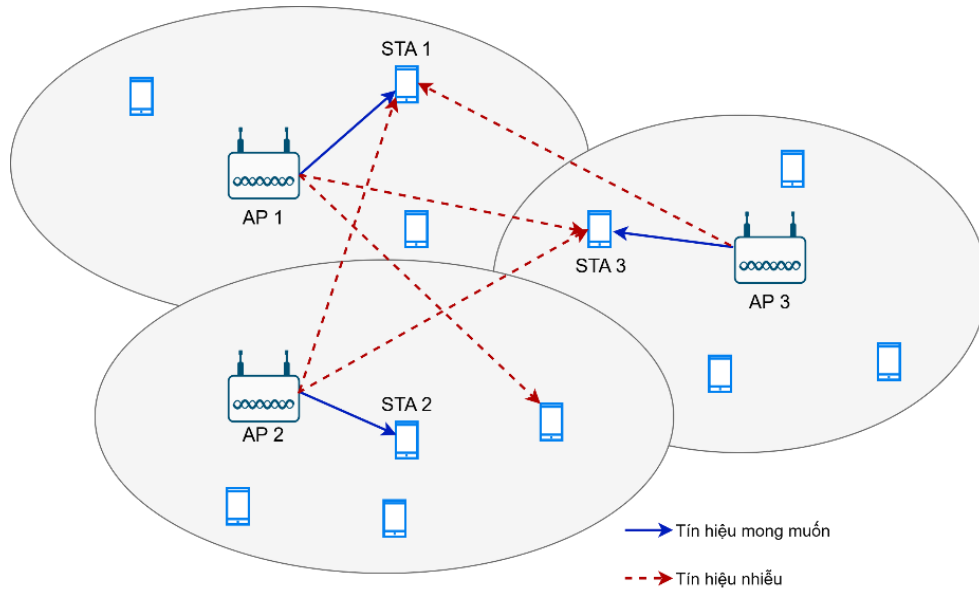
sử dụng Deep Q-Network (DQN) với hai chế độ học để lựa chọn đồng thời ngưỡng CCA và công suất phát. Kết quả mô phỏng chỉ ra rằng phương pháp đề xuất có thể đạt mức cải thiện thông lượng trung bình 62.4% so với thuật toán điều khiển truyền thống. Nhóm tác giả Jung và Baik [13] đề xuất sơ đồ OTOP tối ưu công suất phát cho OBSS/PD-based SR dựa trên phân tích hình học ngẫu nhiên, cho phép tối đa hóa xác suất truyền thành công. Gần đây, nghiên cứu tái sử dụng không gian phối hợp đa trạm thu phát cho mạng sau thế hệ WiFi 7 bắt đầu mở ra hướng tiếp cận mới về phối hợp tập trung giữa các trạm [14].

Mặc dù các nghiên cứu nêu trên đã đạt được kết quả đáng kể, hầu hết chỉ tập trung vào việc điều chỉnh riêng lẻ ngưỡng CCA hoặc công suất phát, mà chưa kết hợp đồng thời tối ưu cả hai tham số. Việc sử dụng học máy để tối ưu đồng thời ngưỡng CCA và công suất phát như trong nghiên cứu [12] có thể dẫn đến sự mở rộng của không gian hành động và làm cho quá trình hội tụ của chương trình học máy diễn ra chậm hơn. Ngoài ra, DQN chỉ làm việc với các hành động rời rạc, trong khi dải công suất khả thi của các trạm phát là giá trị liên tục. Do đó, việc sử dụng DQN để giải bài toán công suất tối ưu có thể chưa phù hợp.

Bài báo này đề xuất phương pháp kết hợp Double DQN với kỹ thuật Water-Filling để đồng thời tối ưu ngưỡng OBSS/PD và phân bổ công suất phát trong mạng WiFi dày đặc. Cụ thể, DQN đảm nhận vai trò tối ưu tham số CCA rời rạc và Water-Filling giải bài toán phân bổ công suất liên tục. Ngoài ra, phương pháp đề xuất thiết kế hàm thưởng đa thành phần giúp cân bằng giữa thông lượng mạng, quản lý nhiễu, hiệu quả năng lượng và đảm bảo chất lượng dịch vụ (QoS). Trong bài báo này, mô hình hệ thống được trình bày trong phần 2. Phần 3 trình bày thuật toán tối ưu. Kết quả phân tích hiệu năng được trình bày trong phần 4. Các kết luận được trình bày trong phần cuối cùng.

2. MÔ HÌNH HỆ THỐNG

Bài báo nghiên cứu mô hình mạng WiFi dày đặc bao gồm B AP được bố trí cố định trong vùng dịch vụ. Trong đó, mỗi AP quản lý một BSS và phục vụ K người dùng (Station - STA) phân bổ ngẫu nhiên trong bán kính phủ sóng của AP đó như được mô tả trong Hình 1. Trong mô hình nay, các AP hoạt động trên cùng dải tần số và tạo thành các vùng dịch vụ chồng lấn OBSS. Khi đó, mỗi STA nhận tín hiệu mong muốn từ một AP nhưng chịu nhiễu từ các AP lân cận.



Hình 1. Mô hình hệ thống

Mô hình suy hao đường truyền được xây dựng dựa trên khuyến nghị ITU-R P.1238 cho môi trường trong nhà [15], bao gồm thành phần suy hao theo khoảng cách và hiệu ứng che khuất (shadowing). Cụ thể, suy hao đường truyền (tính bằng dB) giữa thiết bị phát và thu cách nhau khoảng cách d được tính theo công thức sau:

$$PL(d) = 40.05 + 20 \log_{10} \left(\frac{f_c}{2.4} \right) + 20 \log_{10}(\min(d, d_{bp})) + 35 \log_{10} \left(\frac{d}{d_{bp}} \right) \mathbb{1}(d > d_{bp}) + L_w + X_\sigma \quad (1)$$

trong đó f_c là tần số sóng mang, d_{bp} là khoảng cách điểm gãy (breakpoint distance), L_w là suy hao do vật cản, X là biến ngẫu nhiên Gauss với độ lệch chuẩn σ . Hàm chỉ thị $\mathbb{1}(\cdot)$ nhận giá trị 1 khi điều kiện đúng và 0 trong trường hợp ngược lại.

Mô hình truy nhập kênh CSMA/CA xác định tính được áp dụng. Cụ thể, AP \mathbf{b} được phép truyền (active) khi và chỉ khi tổng nhiễu từ các AP lân cận thấp hơn ngưỡng CCA tương ứng:

$$\text{active}(\mathbf{b}) = \mathbb{1} \left(\sum_{\mathbf{b}' \neq \mathbf{b}} P_{max} \cdot G(\mathbf{b}, \mathbf{b}') < CCA_w(\mathbf{b}) \right) \quad (2)$$

trong đó $G(\mathbf{b}, \mathbf{b}')$ là độ lợi kênh giữa cặp AP $(\mathbf{b}, \mathbf{b}')$, P_{max} công suất phát tối đa, và $CCA_w(\mathbf{b})$ là ngưỡng CCA của AP \mathbf{b} tính bằng watt. Ràng buộc này đảm bảo rằng chỉ những AP không gây nhiễu vượt ngưỡng mới được truyền đồng thời, phản ánh đúng nguyên tắc hoạt động của OBSS/PD-based SR.

Khi AP \mathbf{b} được kích hoạt truyền, tỷ số tín hiệu trên nhiễu cộng tạp âm (SINR) được tính:



$$\gamma_b = \frac{p_b h_{b,b}}{\sum_{b' \neq b, \text{active}(b')} p_{b'} h_{b,b'} + \sigma^2} \quad (3)$$

trong đó $p_{b'}$ là công suất phát của AP b dành cho STA b' ; $h_{b,b}$ là độ lợi kênh trung bình từ AP b đến các STA b ; $h_{b,b'}$ là độ lợi kênh nhiễu từ AP b' gây ra tại các STA của AP b , và σ^2 là công suất tạp âm nhiệt.

Thông lượng của mỗi BSS R_b và thông lượng tổng của mạng R được xác định theo định lý Shannon:

$$R_b = W \cdot \log_2(1 + \gamma_b), \quad R = \sum_{b=1}^B R_b \quad (4)$$

trong đó W là băng thông kênh.

Khi đó, bài toán tối ưu tổng thể được phát biểu như sau:

$$\max_{CCA, p} R = \sum_{b=1}^B R_b \quad (6)$$

với các ràng buộc:

$$(a) \quad R_b \geq R_{min}, \forall b \quad (6a)$$

$$(b) \quad 0 \leq p_b \leq P_{max}, \forall b \quad (6b)$$

$$(c) \quad CCA_b \in \mathcal{C}, \forall b \quad (6c)$$

trong đó ràng buộc (6a) đảm bảo QoS tối thiểu cho mỗi BSS, (6b) giới hạn công suất phát, và (6c) yêu cầu ngưỡng CCA thuộc tập rời rạc cho phép \mathcal{C} . Bài toán (6) là bài toán tối ưu hỗn hợp rời rạc-liên tục, trong đó biến CCA rời rạc và biến công suất liên tục. Hơn nữa, quyết định CCA của các BSS ảnh hưởng qua lại thông qua mô hình CSMA/CA trong biểu thức (2), khiến bài toán trở thành NP-hard. Phần tiếp theo trình bày thuật toán đề xuất để giải quyết bài toán này.

3. MÔ TẢ THUẬT TOÁN

Để giải bài toán (6), bài báo đề xuất phân tách thành hai pha: Tại pha 1, học tăng cường DQN tối ưu ngưỡng CCA rời rạc, và Water-Filling tối ưu phân bổ công suất liên tục tại mỗi bước thời gian.

Thuật toán 1: Tối ưu tái sử dụng không gian dựa trên Double DQN kết hợp Water-Filling

Đầu vào: Cấu hình mạng WiFi (B AP, K STA/BSS), tập ngưỡng CCA \mathcal{C} , P_{max}

Đầu ra: Chuỗi ngưỡng CCA tối ưu, phân bổ công suất p^* , thông lượng mạng

- 1: Khởi tạo replay buffer \mathcal{D} dung lượng N_{buf} , bộ đệm n-step
- 2: Khởi tạo mạng hành vi $Q(s, a; \theta)$ và mạng mục tiêu $Q(s, a; \theta^-)$
- 3: for *episode* = 1 : E do

<https://doi.org/10.65153/md789z49>



- 4: Khởi tạo môi trường WiFi , nhận trạng thái ban đầu s_1
- 5: for $t = 1 : T$ do
- 6: Chọn hành động phối hợp a_t bằng ϵ -greedy từ $Q(s_t, a; \theta)$
- 7: Giải mã a_t thành hành động CCA cho từng AP
- 8: Cập nhật ngưỡng CCA, xác định tập AP hoạt động theo (2)
- 9: Áp dụng Water-Filling tính công suất tối ưu p^* theo (5)
- 10: Tính SINR theo (3), thông lượng theo (4)
- 11: Tính thưởng đa thành phần r_t theo (7)–(8)
- 12: Lưu (s_t, a_t, r_t, s_{t+1}) vào bộ đệm n-step
- 13: if bộ đệm n-step đủ n mẫu then
- 14: Tính lợi nhuận n-step G_t theo (12), lưu vào \mathcal{D}
- 15: end if
- 16: if $\mathcal{D} \geq N_{\text{warm}}$ then
- 17: Lấy mẫu batch từ \mathcal{D} theo PER (11)
- 18: Tính giá trị mục tiêu y_j theo Double DQN (9)
- 19: Cập nhật θ bằng gradient descent với hàm Huber loss
- 20: Cập nhật mềm θ^- theo (10)
- 21: end if
- 22: end for
- 23: end for

3.1. Mô hình quá trình quyết định Markov

Bài toán điều chỉnh ngưỡng CCA được mô hình hóa dưới dạng quá trình quyết định Markov (MDP) với các thành phần sau:

Không gian trạng thái: Tại mỗi bước thời gian t , trạng thái bao gồm vector đặc trưng cục bộ của từng BSS, được ghép nối thành trạng thái toàn cục $s_t = [f_1(t), f_2(t), \dots, f_B(t)]$. Mỗi vector $f_b(t)$ chứa: độ lợi kênh chuẩn hóa theo thang logarit, mức nhiễu trung bình chuẩn hóa, giá trị ngưỡng CCA hiện tại, mức tải hàng đợi, số lượng người dùng chuẩn hóa, và trạng thái hoạt động của các BSS lân cận. Không gian trạng thái có số chiều $B \times d_{\text{local}}$, với $d_{\text{local}} = 5 + (B - 1)$.

Không gian hành động: Tác tử tập trung lựa chọn hành động phối hợp cho toàn bộ BSS AP đồng thời. Mỗi AP có 3 hành động: giảm ngưỡng CCA một bậc, giữ nguyên, hoặc tăng một bậc. Không gian hành động phối hợp có kích thước $|\mathcal{A}| = 3^B$. Việc sử dụng tác tử tập trung thay vì nhiều tác tử phân tán cho phép phối hợp toàn cục giữa các BSS, tránh xung đột trong quá trình điều chỉnh tham số.

Hàm thưởng: Hàm thưởng được thiết kế đa thành phần, kết hợp giữa hiệu suất cục bộ và toàn cục:

$$r_b(t) = \alpha \cdot \bar{R}_b - \beta \cdot \tilde{I}_b - \gamma \cdot \tilde{p}_b + \delta \cdot \mathbb{1}(R_b \geq R_{\min}) \tag{7}$$

$$r(t) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B [w_{\text{loc}} \cdot r_b(t) + w_{\text{glob}} \cdot r_{\text{global}}(t)] \tag{8}$$



trong đó $\widetilde{\mathbf{R}}_b$ là thông lượng chuẩn hóa của BSS \mathbf{b} , \mathbf{I}_b là nhiễu mà BSS \mathbf{b} gây ra cho các BSS lân cận (chuẩn hóa), $\widetilde{\mathbf{p}}_b$ là công suất phát chuẩn hóa, $\mathbb{1}(\mathbf{R}_b \geq \mathbf{R}_{min})$ thành phần thưởng QoS, $\mathbf{r}_{global}(\mathbf{t})$ phản ánh hiệu suất tổng thể mạng, và $\alpha, \beta, \gamma, \delta, \mathbf{w}_{loc}, \mathbf{w}_{glob}$ là các hệ số trọng số.

3.2. Chiến lược Double Deep Q-Network

Double DQN [15] được sử dụng nhằm khắc phục nhược điểm ước lượng quá cao giá trị Q trong DQN tiêu chuẩn [18]. Trong Double DQN, mạng hành vi (behavior network) được dùng để chọn hành động tốt nhất, còn mạng mục tiêu (target network) đánh giá giá trị của hành động đó:

$$\mathbf{y}_j = \mathbf{r}_j + \gamma_d^n \cdot \mathbf{Q}_{target} \left(\mathbf{s}_{j+1}, \arg \max_a \mathbf{Q}(\mathbf{s}_{j+1}, \mathbf{a}; \boldsymbol{\theta}); \boldsymbol{\theta}^- \right) \quad (9)$$

trong đó $\boldsymbol{\theta}$ và $\boldsymbol{\theta}^-$ lần lượt là tham số mạng hành vi và mạng mục tiêu, γ_d là hệ số chiết khấu, và n là số bước trong cơ chế n-step returns.

Kiến trúc mạng nơ-ron bao gồm: lớp đầu vào với kích thước bằng số chiều trạng thái; lớp ẩn thứ nhất với hàm kích hoạt ReLU; lớp chuẩn hóa (Layer Normalization) giúp ổn định quá trình huấn luyện; lớp ẩn thứ hai; và lớp đầu ra với số nơ-ron tương ứng kích thước không gian hành động. Mạng mục tiêu được cập nhật mềm (soft update) với hệ số τ :

$$\boldsymbol{\theta}^- \leftarrow \tau \cdot \boldsymbol{\theta} + (1 - \tau) \cdot \boldsymbol{\theta}^- \quad (10)$$

Cập nhật mềm cho phép mạng mục tiêu thay đổi từ từ, tránh dao động mạnh trong quá trình huấn luyện so với cách cập nhật cứng (hard update) theo chu kỳ cố định.

3.3. Bộ nhớ kinh nghiệm ưu tiên và N-step Returns

Bộ nhớ kinh nghiệm ưu tiên (Prioritized Experience Replay – PER) [19] được áp dụng nhằm tăng hiệu quả sử dụng dữ liệu huấn luyện. Thay vì lấy mẫu ngẫu nhiên đều, PER gán xác suất lấy mẫu tỷ lệ với sai số TD (Temporal Difference):

$$\mathbf{P}(\mathbf{i}) = \frac{\mathbf{p}_i^{\alpha_{per}}}{\sum_k \mathbf{p}_k^{\alpha_{per}}} \quad (11)$$

trong đó $\mathbf{p}_i = |\delta_i| + \epsilon$ là độ ưu tiên của kinh nghiệm thứ \mathbf{i} , α_{per} điều chỉnh mức độ ưu tiên, và ϵ là hằng số nhỏ đảm bảo mọi kinh nghiệm đều có xác suất dương.

Cơ chế n-step returns được kết hợp nhằm giảm phương sai trong ước lượng giá trị và tăng tốc độ lan truyền tín hiệu thưởng:

$$\mathbf{G}_t = \sum_{k=0}^{n-1} \gamma_d^k \cdot \mathbf{r}_{t+k} \quad (12)$$



3.4 Kỹ thuật Water-Filling

Kỹ thuật Water-Filling được áp dụng để tối ưu phân bổ công suất phát cho tập các AP đang hoạt động. Nguyên lý Water-Filling phân bổ nhiều công suất hơn cho các kênh có chất lượng tốt và ít công suất hơn cho các kênh kém. Cụ thể, công suất tối ưu cho AP b là:

$$p_b = \min \left(\max \left(\mu - \frac{\sigma^2 + I_b}{h_{b,b}}, 0 \right), P_{max} \right) \quad (13)$$

trong đó μ là mức nước (water level) được xác định thông qua tìm kiếm nhị phân để thỏa mãn ràng buộc công suất, và I_b là nhiễu tổng tại AP b từ các AP khác.

4. ĐÁNH GIÁ HIỆU NĂNG

Để đánh giá hiệu năng của thuật toán đề xuất Double DQN kết hợp Water-Filling và so sánh với cơ chế OBSS/PD tiêu chuẩn của IEEE 802.11ax, kịch bản mô phỏng được xây dựng gồm 3 trạm AP được đặt tại 3 đỉnh của tam giác đều cạnh 50 m. Trong mỗi AP, các STA được phân bổ một cách ngẫu nhiên theo phân bố đều. Các tham số mô phỏng chính được mô tả trong Bảng 1.

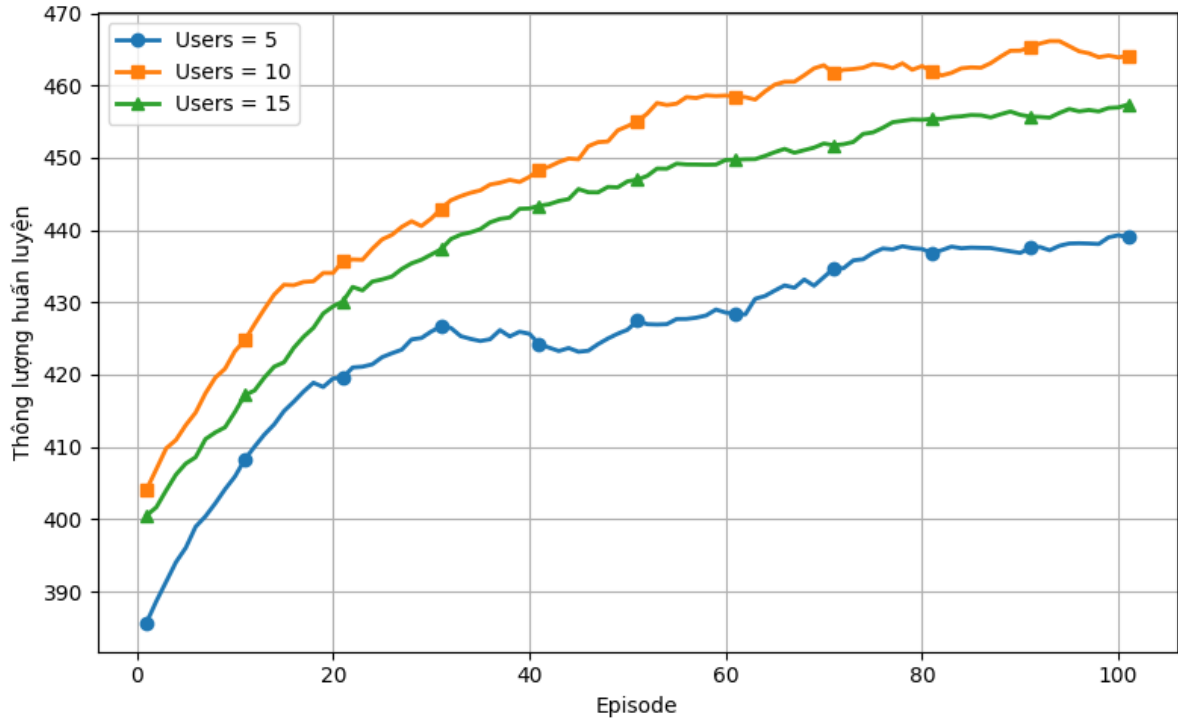
Bảng 1: Tham số mô phỏng

Tham số	Giá trị
Số lượng AP (B)	3
Số lượng STA trên mỗi BSS (K)	5 – 40
Băng thông kênh (W)	20 MHz
Tần số sóng mang (f_c)	5 GHz
Suy hao do vật cản (L)	7 dB
Công suất phát tối đa (P_{max})	0.1 W (20 dBm)
Tốc độ tối thiểu QoS (R_{min})	5 Mbps/BSS
Độ lệch chuẩn shadowing	1.5 dB
Kích thước vùng phục vụ	50 m × 50 m
Tập ngưỡng CCA (\mathcal{C})	{-82, -78, -74, -70, -66, -62, -58} dBm
Ngưỡng CCA mặc định	-82 dBm
Tốc độ học (lr)	0.001
Số episode huấn luyện (E)	200
Số bước mỗi episode (T)	720

4.2. Kết quả mô phỏng và thảo luận

Hình 2 minh họa sự thay đổi của thông lượng hệ thống trong quá trình huấn luyện của thuật toán Double DQN kết hợp Water-Filling trong mạng WLAN dày đặc với số lượng người dùng trên mỗi BSS là $K = 5, 10$ và 15 . Trong giai đoạn đầu của quá trình huấn luyện (episode trong khoảng 1-20), thông lượng tăng nhanh do tác tử học tăng cường bắt đầu khám phá không gian hành động và dần tìm được các cấu hình ngưỡng CCA phù hợp kết hợp với phân bổ công

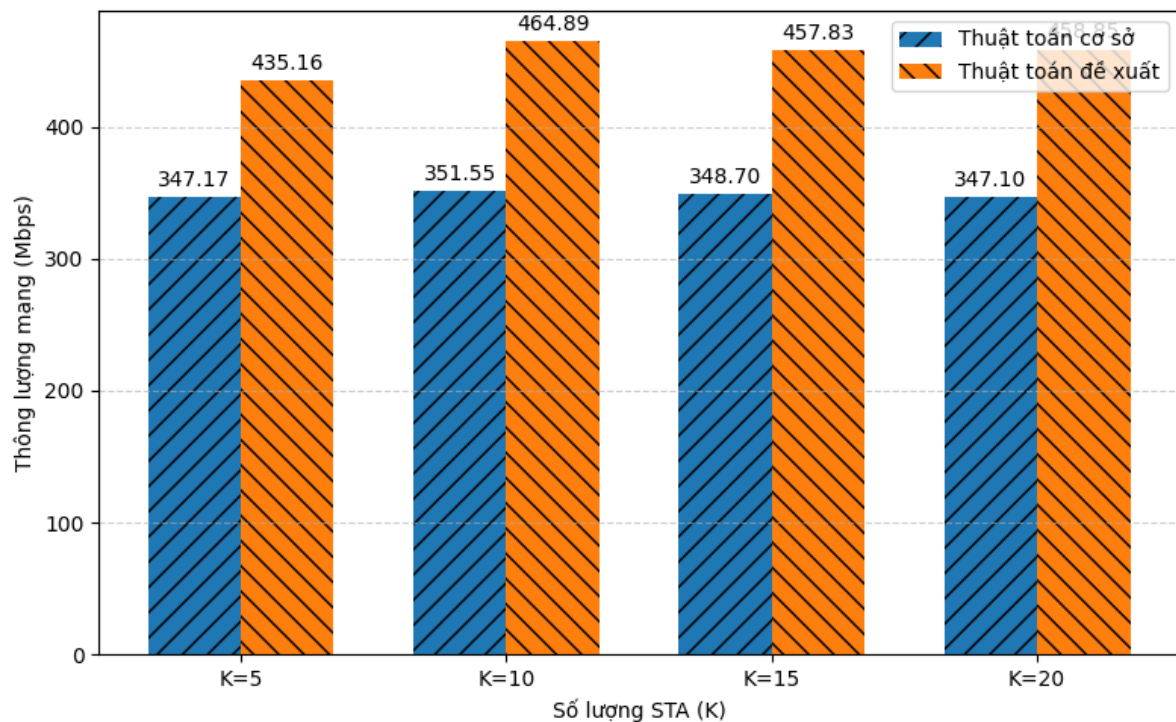
suất Water-Filling. Khi số episode tăng, tốc độ cải thiện thông lượng giảm dần và các đường cong trở nên mượt hơn, cho thấy chính sách học được dần ổn định.



Hình 2. Thông lượng mạng trong quá trình huấn luyện

Sau khoảng 70-80 episode, các đường cong gần như hội tụ và chỉ dao động nhỏ quanh giá trị trung bình, phản ánh tính ổn định của quá trình huấn luyện. Điều này cho thấy tác tử học tăng cường đã tìm được chính sách điều chỉnh ngưỡng CCA phù hợp và duy trì phân bổ công suất hiệu quả thông qua cơ chế Water-Filling. Nhờ đó, hệ thống đạt được sự cân bằng giữa tăng thông lượng mạng, kiểm soát nhiễu liên BSS và đảm bảo các ràng buộc QoS trong môi trường WLAN dày đặc.

Hình 3 so sánh thông lượng mạng trung bình giữa thuật toán cơ sở OBSS/PD [6] và thuật toán đề xuất DQN kết hợp Water-Filling với số lượng người dùng trên mỗi BSS lần lượt là $K = 5, 10, 15$ và 20 . Trong đó, phương pháp OBSS/PD sử dụng ngưỡng CCA cố định để đánh giá để tính trống của kênh truyền. Kết quả cho thấy thuật toán đề xuất luôn đạt hiệu năng vượt trội so với phương pháp cơ sở trong tất cả các trường hợp của số lượng người dùng được xem xét.



Hình 3. Thông lượng mạng trong quá trình kiểm tra

Cụ thể, khi $K = 5$, thông lượng tăng từ 347.17 Mbps lên 435.16 Mbps, tương đương mức cải thiện khoảng 25.4%. Với $K = 10$, thông lượng tăng từ 351.55 Mbps lên 464.89 Mbps, tương ứng 32.2%. Trong trường hợp $K = 15$, thông lượng tăng từ 348.70 Mbps lên 457.83 Mbps, tương đương 31.3%. Cuối cùng, khi $K = 20$, thông lượng đạt 458.85 Mbps, cao hơn khoảng 32.2% so với 347.10 Mbps của thuật toán cơ sở. Những kết quả này cho thấy phương pháp đề xuất có khả năng tối ưu hiệu quả ngưỡng CCA và phân bổ công suất phát, từ đó khai thác tốt hơn tài sử dụng không gian và giảm nhiễu giữa các BSS trong mạng WLAN dày đặc.

5. KẾT LUẬN

Bài báo đã đề xuất phương pháp tối ưu tái sử dụng không gian cho mạng WLAN dày đặc dựa trên Double DQN kết hợp kỹ thuật Water-Filling. Trong đó DQN tối ưu tham số ngưỡng CCA rời rạc, Water-Filling thực hiện phân bổ công suất liên tục theo chất lượng kênh. Cơ chế học tăng cường kết hợp với thiết kế hàm thưởng đa thành phần cho phép cân bằng giữa thông lượng mạng, kiểm soát nhiễu và đảm bảo ràng buộc QoS. Kết quả mô phỏng cho thấy thuật toán đề xuất đạt quá trình huấn luyện ổn định và hội tụ nhanh, với thông lượng tăng khoảng 30% so với cơ chế OBSS/PD tiêu chuẩn của IEEE 802.11ax.



TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Y. Li, Y. Zhang, K. Luo, T. Jiang, Z. Li and W. Peng, "Ultra-Dense HetNets Meet Big Data: Green Frameworks, Techniques, and Approaches," in *IEEE Communications Magazine*, vol. 56, no. 6, pp. 56-63, June 2018, doi: 10.1109/MCOM.2018.1700425.
- [2] G. Naik, J. -M. Park, J. Ashdown and W. Lehr, "Next Generation Wi-Fi and 5G NR-U in the 6 GHz Bands: Opportunities and Challenges," in *IEEE Access*, vol. 8, pp. 153027-153056, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3016036.
- [3] Mozaffariahrar E, Theoleyre F, Menth M. A Survey of Wi-Fi 6: Technologies, Advances, and Challenges. *Future Internet*. 2022; 14(10):293. <https://doi.org/10.3390/fi14100293>
- [4] Karakoç, A, Yilmaz, H. B, & Kuran, M. Ş (2023). More WiFi for everyone: Increasing spectral efficiency in WiFi6 networks using a distributed OBSS/PD mechanism. *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences* 31 (3): 660-677. <https://doi.org/10.55730/1300-0632.4008>
- [5] C. -C. Lai, A. -H. Tsai, C. -W. Ting, K. -H. Lin, J. -C. Ling and C. -E. Tsai, "Interference-Aware Deployment for Maximizing User Satisfaction in Multi-UAV Wireless Networks," in *IEEE Wireless Communications Letters*, vol. 12, no. 7, pp. 1189-1193, July 2023, doi: 10.1109/LWC.2023.3266011
- [6] F. Wilhelmi, S. Barrachina-Muñoz, C. Cano, I. Selinis, B. Bellalta,, "Spatial reuse in IEEE 802.11ax WLANs," *Comput. Commun.*, vol. 170, pp. 65–83, Mar. 2021.
- [7] F. Wilhelmi, S. Barrachina-Muñoz and B. Bellalta, "On the Performance of the Spatial Reuse Operation in IEEE 802.11ax WLANs," *2019 IEEE Conference on Standards for Communications and Networking (CSCN)*, Granada, Spain, 2019, pp. 1-6, doi: 10.1109/CSCN.2019.8931315.
- [8] L. Lanante and S. Roy, "Performance Analysis of the IEEE 802.11ax OBSS_PD-Based Spatial Reuse," in *IEEE/ACM Transactions on Networking*, vol. 30, no. 2, pp. 616-628, April 2022, doi: 10.1109/TNET.2021.3117816
- [9] I. Selinis, K. Katsaros, S. Vahid and R. Tafazolli, "Control OBSS/PD Sensitivity Threshold for IEEE 802.11ax BSS Color," *2018 IEEE 29th Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC)*, Bologna, Italy, 2018, pp. 1-7, doi: 10.1109/PIMRC.2018.8580778.
- [10] Anthony Bardou, Thomas Begin, and Anthony Busson. 2021. Improving the Spatial Reuse in IEEE 802.11ax WLANs: A Multi-Armed Bandit Approach. In *Proceedings of the 24th International ACM Conference on Modeling, Analysis and Simulation of Wireless and Mobile Systems (MSWiM '21)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 135–144. <https://doi.org/10.1145/3479239.3485715>
- [11] S. Szott, K. Kosek-Szott, P. Gawłowicz, J. T. Gómez, B. Bellalta, A. Zubow, and F. Dressler, "Wi-Fi meets ML: A survey on improving IEEE 802.11 performance with machine learning," *IEEE Commun. Surveys Tuts.*, vol. 24, no. 3, pp. 1843–1893, 3rd Quart. 2022.
- [12] Y. Huang and K. -W. Chin, "A Deep Q-Network Approach to Optimize Spatial Reuse in WiFi Networks," in *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 71, no. 6, pp. 6636-6646, June 2022, doi: 10.1109/TVT.2022.3160446
- [13] J. Jung, J. Baik, Y. Kim, H. -S. Park and J. -M. Chung, "OTOP: Optimized Transmission Power Controlled OBSS PD-Based Spatial Reuse for High Throughput in IEEE 802.11be WLANs," in *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 10, no. 19, pp. 17110-17123, 1 Oct.1, 2023, doi: 10.1109/JIOT.2023.3275544.



[14] Pasquale Imputato, Stefano Avallone, Malcolm Smith, David Nunez, Boris Bellalta, Beyond Wi-Fi 7: Spatial reuse through multi-AP coordination, *Computer Networks*, Vol 239, 2024, ISSN 1389-1286, <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2023.110160>.

[15] ITU-R, "Propagation data and prediction methods for the planning of indoor radiocommunication systems and radio local area networks in the frequency range 300 MHz to 450 GHz," *Recommendation ITU-R P.1238-12*, 2021.