**FALCON: Khám phá không gian tự động nhanh chóng sử dụng Hướng dẫn Đường đi Bao phủ (mấy bài này thấy chủ yếu tập trung về exploration hơn là tập trung về viewpoint, viewpoint là 1 phần tech thôi)**

**Vàng: kém Xanh: cải tiến Đỏ: đặc biệt Tím: Tập trung tìm hiểu**

**Viewpoint: thông tin có ích (information gain-based) và thông tin lấy mẫu (sampling-based) cho phép định lượng thông tin (sử dụng để cải thiện viewpoint)**

**Cảm biến được sử dụng cho việc định vị là camera stereo hướng về phía trước với phạm vi quan sát hạn chế (FoV)**

**Stereo camera -> Depth Pointedcloud -> Volumetric Mapping (TSDF, ESDF, Occupancy) -> bao gồm Frontier and Viewpoints (Mục IV-C)**

**Thuật toán CCL giúp phân các vùng trên bản đồ như vùng tự do, vùng đã biết, vùng chưa biết, vùng an toàn,…**

**A diagram of a map

AI-generated content may be incorrect.**

**Nhược điểm của thuật toán CCL:**

**- Thuật toán 2-pass có thể yêu cầu thêm bộ nhớ và thời gian xử lý nếu hình ảnh rất lớn.**

**- Cần có bước tiền xử lý để đảm bảo ảnh là nhị phân (binary image).**

**Tách điểm biên: điểm biên được định nghĩa là các khu vực biên giữa không gian đã biết và chưa biết**

**Viewpoint: thông tin có ích (information gain-based) và thông tin lấy mẫu (sampling-based) cho phép định lượng thông tin (sử dụng để cải thiện viewpoint)**

**Khám phá dựa trên thông tin tăng, ứng viên được chọn dựa trên thông tin kỳ vọng hoặc sự giảm bất định mà các quan sát mang lại**

**Khám phá dựa trên mẫu, điểm nhìn ứng viên được tạo ra ngẫu nhiên sử dụng Cây tìm kiếm nhanh ngẫu nhiên RRT và điểm nhìn tốt nhất NBV, khái niệm NBV cho khám phá tự động sử dụng một cơ chế chân trời giảm dần và sau đó áp dụng kiểm tra bề mặt**

**Khám phá dựa trên biên giới với biên giới được định nghĩa ở vùng đã biết và vùng không biết**

**Các cụm điểm biên có kích thước phù hợp được trích xuất và các điểm quan sát được lấy mẫu đồng đều quanh các cụm này theo (sử dụng phương pháp của tờ 2020)**

Một đánh giá đủ điều kiện được áp dụng cho mỗi ứng viên điểm quan sát, như được thể hiện trong **Hình 5 (đặt một khoảng cách tối thiểu của điểm quan sát)**

**A diagram of a graph

AI-generated content may be incorrect.**

**Việc này được thực hiện bằng cách đếm số lượng các voxel chưa biết mà các tia sáng cắt qua từ điểm quan sát đến độ sâu cảm biến tối đa tại nhiều hướng lấy mẫu trong phạm vi quan sát của cảm biến. Các điểm quan sát có số lượng voxel chưa biết thấp hơn mức cắt μ−zσ sẽ bị loại bỏ. Trong đó, μ và σ là trung bình và độ lệch chuẩn của phân phối số lượng voxel chưa biết được đếm bởi tất cả các điểm quan sát**

**Điểm quan sát bao phủ nhiều voxel biên nhất trong các điểm quan sát đủ điều kiện sẽ được chọn làm đại diện điểm quan sát. Đại diện điểm quan sát này, cùng với các điểm biên tương ứng của nó, sẽ được gán cho khu vực mà nó thuộc về**

**Đối với một cụm biên *Cf*, các điểm quan sát ứng viên được lấy mẫu đồng đều trong hệ tọa độ hình trụ với tâm tại trung tâm của cụm, như được minh họa**

**Diagram of a diagram of a structure

AI-generated content may be incorrect.**

**Hướng làm**

Tác giả: Yichen Zhang∗, Xinyi Chen∗, Chen Feng, Boyu Zhou†, và Shaojie Shen

**Hình 1**. Một quadrotor với phạm vi cảm biến hạn chế (FoV) tự động khám phá một môi trường trong nhà đầy thử thách với kích thước 24×6×2 m³. Bản đồ không gian được tạo ra trực tuyến và quỹ đạo bay với hướng yaw được chỉ ra bằng mũi tên màu tím ở hình ảnh góc trên bên trái. Hai ảnh phóng to chi tiết các cầu từ bản đồ không gian được hiển thị ở hình bên phải. Video của các thí nghiệm có thể được xem tại <https://youtu.be/BGH5T2kPbWw>.

**Tóm tắt—**Bài báo này giới thiệu FALCON, một khuôn khổ Khám phá Tự động Nhanh sử dụng Hướng dẫn Đường đi Bao phủ, nhằm thiết lập một chuẩn mực hiệu suất mới trong lĩnh vực khám phá tự động trên không. Mặc dù có những tiến bộ gần đây trong lĩnh vực này, các bộ lập kế hoạch khám phá hiện tại thường gặp phải các vấn đề về hiệu quả, chẳng hạn như việc thăm lại các khu vực đã được khám phá trước đó. FALCON tận dụng hiệu quả tiềm năng của các đường đi bao phủ được tạo ra trực tuyến để nâng cao hiệu quả khám phá. Khuôn khổ này bắt đầu với việc phân chia không gian có nhận thức kết nối và xây dựng đồ thị kết nối, điều này tạo điều kiện thuận lợi cho việc lập kế hoạch đường đi bao phủ hiệu quả. Sau đó, một bộ lập kế hoạch phân cấp tạo ra một đường đi bao phủ toàn bộ không gian chưa được khám phá, làm hướng dẫn toàn cục. Tiếp theo, một bộ lập kế hoạch cục bộ tối ưu hóa thứ tự thăm viếng các điểm biên, giảm thiểu thời gian di chuyển trong khi tích hợp có chủ ý ý định của hướng dẫn toàn cục. Cuối cùng, các quỹ đạo mượt mà và an toàn theo thời gian tối thiểu được tạo ra để thăm viếng các điểm biên (viewpoint frontier). Để thực hiện các thí nghiệm chuẩn công bằng và toàn diện, chúng tôi giới thiệu một môi trường đánh giá bộ lập kế hoạch khám phá nhẹ, cho phép so sánh các bộ lập kế hoạch khám phá trong nhiều kịch bản thử nghiệm sử dụng một mô phỏng quadrotor giống nhau. Thêm vào đó, một tiêu chí VECO được đề xuất để phân tích sâu sắc hiệu suất vượt trội của FALCON so với các bộ lập kế hoạch khám phá tiên tiến. Các thí nghiệm loại bỏ rộng rãi chứng minh hiệu quả của từng thành phần trong khuôn khổ đề xuất. Các thí nghiệm thực tế được thực hiện hoàn toàn trên bo mạch xác thực khả năng thực tế của FALCON trong các môi trường phức tạp và thử thách. Mã nguồn của cả bộ lập kế hoạch khám phá FALCON và môi trường đánh giá bộ lập kế hoạch khám phá sẽ được phát hành để phục vụ cộng đồng.

Từ khóa—Hệ thống trên không: Nhận thức và Tự động, Hệ thống trên không: Ứng dụng, Lập kế hoạch Chuyển động và Đường đi, Khám phá Tự động.

**I. GIỚI THIỆU**

Khám phá tự động là nhiệm vụ vẽ bản đồ các môi trường chưa biết với các robot di động. Đây là một thành phần cơ bản trong các ứng dụng robot, chẳng hạn như kiểm tra cấu trúc [1]–[3], tái tạo 3D [4]–[6], điều hướng dưới lòng đất [7]–[9], và các hoạt động cứu hộ [10]–[12]. Nhờ sự nhanh nhẹn và linh hoạt của mình, các robot bay (aerial robots) rất thích hợp cho những ứng dụng này trong môi trường nguy hiểm hoặc không thể tiếp cận đối với con người. Do hạn chế về thời gian sử dụng pin của các nền tảng robot bay, việc phát triển các kế hoạch khám phá hiệu quả là vô cùng quan trọng để bao phủ không gian có thể tiếp cận nhanh nhất có thể.

Các phương pháp hiện tại đã được đề xuất nhằm cải thiện hiệu quả khám phá [13, 14]. Các kỹ thuật sớm, như các phương pháp dựa trên điểm biên [15] và các phương pháp "view-based next-best" [16], thường sử dụng chiến lược tham lam (greedy strategy) để chọn mục tiêu tiếp theo dựa trên phần thưởng ngay lập tức. Chiến lược này bỏ qua thông tin toàn cục, dẫn đến việc thăm lại các khu vực đã khám phá một cách không cần thiết. Để giải quyết vấn đề này, hướng dẫn toàn cục đã được đưa vào, xem xét tất cả các điểm quan sát chờ thăm viếng [17, 18]. Tuy nhiên, vẫn còn một khoảng cách giữa các giải pháp này và mục tiêu của nhiệm vụ khám phá. Mặc dù mục tiêu cuối cùng của nhiệm vụ khám phá là vẽ bản đồ toàn bộ môi trường chưa biết, hầu hết các hướng dẫn toàn cục hiện có chỉ tập trung vào việc thăm viếng tất cả các khu vực biên hoặc các không gian con, bỏ qua các khu vực chưa biết phía ngoài. Kết quả là, sự sai lệch này dẫn đến các tuyến đường khám phá không hiệu quả, thường xuyên chồng lấp lên các khu vực đã được khám phá, làm giảm hiệu quả của việc khám phá.

Gần đây, các nhà nghiên cứu đã cố gắng thu hẹp khoảng cách này bằng cách giới thiệu đường đi bao phủ (CP) cho toàn bộ không gian chưa được khám phá trong kế hoạch khám phá [19, 20]. Đường đi bao phủ là một hướng dẫn toàn cục hợp lý hơn, kết luận quá trình khám phá tối thiểu về thời gian trong tương lai. Tuy nhiên, tiềm năng của các đường đi bao phủ trong việc cải thiện hiệu quả khám phá vẫn chưa được khai thác đầy đủ do một số hạn chế. Đầu tiên, các đường đi bao phủ được tạo ra bởi các phương pháp này thường phụ thuộc vào các phân chia không gian đơn giản không thể nắm bắt đầy đủ kết nối và cấu trúc của môi trường, có thể dẫn đến các đường đi bao phủ không hợp lý. Thứ hai, nhiều mô-đun lập kế hoạch đường đi bao phủ gặp phải chi phí tính toán cao trong quá trình giải quyết vấn đề, làm cản trở khả năng của bộ lập kế hoạch tiếp theo trong việc phản hồi và lập kế hoạch lại khi nhận được thông tin môi trường mới. Hơn nữa, ngay cả khi đường đi bao phủ cung cấp hướng dẫn hợp lý, quỹ đạo cục bộ vẫn có thể sai lệch đáng kể so với hướng dẫn toàn cục. Sự không nhất quán này phản ánh sự chưa khai thác hết ý định của đường đi bao phủ toàn cục trong kế hoạch cục bộ, từ đó làm giảm tầm quan trọng của các đường đi bao phủ.

Contribute:

1. Một phương pháp phân rã không gian có tính đến kết nối theo cách gia tăng và xây dựng đồ thị kết nối, giúp nắm bắt được đặc điểm tô-pô của môi trường và hỗ trợ lập kế hoạch đường đi thám hiểm hiệu quả.
2. Một phương pháp lập kế hoạch thám hiểm phân cấp, tạo ra các đường đi phủ sóng hợp lý làm hướng dẫn toàn cục và tối ưu hóa thứ tự ghé thăm biên giới cục bộ trong khi vẫn giữ nguyên ý định của đường đi phủ sóng.
3. Một môi trường đánh giá bộ lập kế hoạch thám hiểm và các tiêu chí đánh giá hỗ trợ các thí nghiệm công bằng và toàn diện, so sánh với các bộ lập kế hoạch thám hiểm tiên tiến nhất trong nhiều kịch bản kiểm thử khác nhau.
4. Xác thực toàn diện bộ lập kế hoạch thám hiểm đề xuất thông qua các so sánh chuẩn, nghiên cứu loại bỏ thành phần và các thí nghiệm thực tế. Mã nguồn của cả **FALCON** và môi trường đánh giá sẽ được công bố.

Tập trung vào việc khám phá thay vì việc làm viewpoint, nếu viewpoint là một cái tech để tăng contribute thì lấy

**II. CÁC CÔNG TRÌNH LIÊN QUAN**

Các phương pháp khám phá tự động có sự ưu tiên khác nhau tùy thuộc vào bối cảnh ứng dụng, bao gồm hoàn thành khám phá nhanh chóng [13, 14], độ chính xác tái tạo [3, 38], độ không chắc chắn về vị trí [33, 58], khám phá theo đối tượng [42], và khám phá của nhiều robot [59], [60].

Mặc dù các phương pháp này có thể hoàn thành nhiệm vụ khám phá, hiệu quả của chúng vẫn còn hạn chế và chưa đạt yêu cầu. Các phương pháp dựa trên lợi ích thông tin và phương pháp dựa trên mẫu cho phép định lượng rõ ràng lợi ích thông tin của mỗi điểm quan sát ứng cử viên, nhưng chúng lại gặp phải chi phí tính toán cao. Quan trọng hơn, các phương pháp này thường sử dụng chiến lược tham lam chọn mục tiêu tiếp theo dựa trên phần thưởng ngay lập tức mà không có cái nhìn toàn cục về toàn bộ không gian khám phá. Việc thiếu thông tin toàn cục có thể dẫn đến các hành trình khám phá không hiệu quả, bao gồm các chuyển động qua lại không cần thiết và việc thăm lại các khu vực đã khám phá.

**A. Phương pháp Cổ điển**

Khám phá dựa trên thông tin tăng (information gain-based exploration) đã được nghiên cứu rộng rãi trong những thập kỷ qua [28, 33], trong đó các điểm nhìn ứng viên được chọn dựa trên sự gia tăng thông tin kỳ vọng hoặc sự giảm bất định mà các quan sát mang lại. Bai et al. [26] sử dụng tối ưu hóa Bayesian để chọn các hành động cảm biến gần tối ưu giúp giảm entropy bản đồ. Tabib et al. [29] xem xét thông tin tương hỗ giữa các phép đo cảm biến và mô hình môi trường sử dụng thông tin tương hỗ bậc hai Cauchy-Schwarz (CSQMI) [63] để khám phá các hố và hang động. Kaufman et al. [27] thực hiện bản đồ lưới xác suất Bayes 3D và chiếu các đặc tính ngẫu nhiên của lưới vào không gian 2D để lập kế hoạch khám phá hiệu quả về mặt tính toán. Bên cạnh việc xem xét entropy bản đồ, Carrillo et al. [34] đề xuất một hàm tiện ích kết hợp entropy Shannon và Renyi để cân bằng giữa việc định vị robot và bất định bản đồ. Một cách tiếp cận khác, Stachniss et al. [32] xem xét đồng thời tư thế phương tiện và bất định bản đồ bằng cách đánh giá sự thay đổi entropy kỳ vọng của bộ lọc hạt Rao-Blackwellized như là thông tin thu được. Palazzolo et al. [30, 31] chọn các điểm nhìn tiếp theo mang lại sự thay đổi entropy kỳ vọng lớn nhất về niềm tin đối với trạng thái thế giới (belief about the world state?) để tái tạo chính xác. Bissmarck et al. [64] so sánh các phương pháp khác nhau để tính toán thông tin thu được cho việc chọn các điểm nhìn ứng viên.

Khám phá dựa trên mẫu là một trong những phương pháp cổ điển, trong đó các điểm nhìn ứng viên được tạo ra ngẫu nhiên sử dụng Cây tìm kiếm nhanh ngẫu nhiên (RRT) [65] và điểm nhìn tốt nhất tiếp theo (NBV) [66] được chọn dựa trên thông tin thu được. Bircher et al. [21] lần đầu tiên giới thiệu khái niệm NBV cho khám phá tự động sử dụng một cơ chế chân trời giảm dần và sau đó áp dụng nó vào kiểm tra bề mặt [35]. Dựa trên NBV, một số công trình tiếp theo sử dụng các chỉ số thông tin thu được khác nhau cho các ứng dụng khác nhau. Ví dụ, Papachristos et al. [16] giảm thiểu sự bất định định vị và lập bản đồ trong quá trình khám phá, sau này được triển khai vào môi trường mỏ ngầm bị suy giảm về mặt thị giác [39] cũng như các môi trường tối tăm như một đường hầm thành phố cũ [40]. Dang et al. [43] kết hợp thêm bản đồ thể tích có chú thích tính năng nổi bật để dẫn dắt robot tới các đối tượng có tính nổi bật trong môi trường. Witting et al. [36] kết hợp lịch sử điều hướng vào cơ chế lấy mẫu để hỗ trợ việc tìm kiếm nhanh các khu vực thông tin và tránh bị mắc kẹt ở các điểm cực tiểu cục bộ. Dharmadhikari et al. [14] khai thác động lực học của robot bay để tạo ra các nguyên lý chuyển động khả thi động cho việc khám phá nhanh hơn. Suresh et al. [41] phát triển một khung khám phá SLAM chủ động để giảm sự bất định tư thế phương tiện trong môi trường dưới nước bằng cách cân bằng khám phá thể tích và tái thăm các khu vực sử dụng các nút RRT. Để đảm bảo khả năng mở rộng, Duberg et al. [37] duy trì một cấu trúc đồ thị để lập kế hoạch đường đi hiệu quả và sử dụng một chiến lược khám phá đơn giản để điều khiển robot đến không gian chưa biết gần nhất.

Khám phá dựa trên biên giới là một phương pháp phổ biến khác, trong đó các biên giới, được định nghĩa là ranh giới giữa không gian đã biết và chưa biết, được xác định là mục tiêu trong quá trình khám phá. Kỹ thuật này lần đầu tiên được giới thiệu trong [15, 44], trong đó mục tiêu tiếp theo đơn giản được chọn là biên giới gần nhất. Gao et al. [46] sửa đổi [15] bằng cách thêm hướng đi của robot và chi phí xoay vào để duy trì hướng của robot cho việc khám phá hiệu quả hơn. Freda et al. [45] sử dụng một phương pháp sửa đổi dựa trên biên giới của Cây ngẫu nhiên cảm biến (SRT) để thiên về chuyển động khám phá hướng về các khu vực biên giới nhằm cải thiện hiệu quả. Stachniss et al. [52] mở rộng khám phá dựa trên biên giới để cho phép các hành động tái thăm chủ động các khu vực đã được khám phá và đóng các vòng lặp để giảm sự bất định trong SLAM. Mặc dù các phương pháp khám phá dựa trên biên giới đã được nêu trên hoạt động trong không gian 2D, các nhà nghiên cứu đã nỗ lực mở rộng khái niệm biên giới vào khám phá 3D. Shen et al. [47, 48] áp dụng phương trình vi phân ngẫu nhiên để xác định khu vực mở rộng hạt quan trọng nhất làm mục tiêu biên giới tiếp theo. Phương pháp này tránh được các biên giới 3D kém do các phương pháp khám phá dựa trên biên giới 2D truyền thống gây ra do thông tin cảm biến không đầy đủ. Dornhege et al. [53] mở rộng phương pháp dựa trên biên giới 2D sang 3D bằng cách giới thiệu các ô trống để xác định hiệu quả các vị trí có tầm nhìn cao cho việc khám phá robot tự động và tìm kiếm nạn nhân. Zhu et al. [49] mở rộng biên giới sang không gian 3D sử dụng đại diện OctoMap [67] và biên giới gần nhất được chọn làm mục tiêu biên giới. Senarathne et al. [50] cũng sử dụng OctoMap nhưng chọn biên giới bề mặt tính toán hiệu quả thay vì biên giới không gian trống để lập bản đồ các bề mặt vật thể một cách chủ động. Để hỗ trợ khám phá tốc độ cao, Cieslewski et al. [13] chọn biên giới giúp giảm thiểu sự thay đổi tốc độ để duy trì tốc độ bay cao và nâng cao hiệu quả khám phá. Faria et al. [51] kết hợp khám phá dựa trên biên giới với lập kế hoạch đường đi Lazy Theta\* để giảm số lần lặp độ phân giải cho việc kiểm tra hiệu quả các cấu trúc 3D lớn.

Mặc dù những phương pháp này có thể hoàn thành nhiệm vụ khám phá, nhưng hiệu quả của chúng vẫn còn hạn chế và chưa thỏa mãn. Các phương pháp dựa trên thông tin thu được và dựa trên mẫu cho phép định lượng rõ ràng thông tin thu được cho mỗi điểm nhìn ứng viên, nhưng chúng đi kèm với chi phí tính toán cao. Quan trọng hơn, những phương pháp này thường sử dụng chiến lược tham lam, chọn mục tiêu tiếp theo dựa trên phần thưởng ngay lập tức mà không có một cái nhìn toàn diện về toàn bộ không gian khám phá. Việc thiếu sự xem xét toàn cầu có thể dẫn đến các chuyến tham quan khám phá không hiệu quả, chứa các chuyển động qua lại không cần thiết, tái thăm các khu vực đã được khám phá.

**B. Các phương pháp Hybrid có thông tin toàn cục**

**Phương pháp của Dai et al, điểm quan sát được lấy từ sự kết hợp của phương pháp lấy mẫu và phương pháp biên giới**

**Có phương pháp NBV**

**Phương pháp biên giới kết hợp với phương pháp lấy mẫu**

Trong thập kỷ qua, các nhà nghiên cứu đã cố gắng giải quyết vấn đề này bằng cách thu thập và khai thác thông tin toàn cầu để hướng dẫn quá trình khám phá. Các phương pháp lập kế hoạch khám phá theo cấp bậc này thường là phương pháp lai, kết hợp nhiều phương pháp cổ điển đã được đề cập ở trên. Ví dụ, Dai et al. [17] đề xuất một chiến lược lai kết hợp giữa phương pháp khám phá dựa trên biên giới và phương pháp lấy mẫu, trong đó các điểm quan sát tiếp theo ứng viên được lấy mẫu từ các khu vực biên giới và đánh giá chúng theo một hàm tiện ích biểu thị độ tăng thông tin kỳ vọng theo thời gian. Selin et al. [18] sử dụng phương pháp lập kế hoạch điểm quan sát tiếp theo với chân trời rút lui (NBV) cho khám phá cục bộ trong khi sử dụng khám phá biên giới cho lập kế hoạch toàn cầu. Zhou et al. [22] đầu tiên tạo ra các con đường toàn cầu hiệu quả cho các biên giới đã phát hiện và sau đó lấy mẫu các điểm quan sát xung quanh các biên giới như các cải tiến cục bộ. Tang et al. [55] và Yu et al. [24] cải tiến thêm chiến lược tạo và xác định điểm quan sát của [22], chứng minh hiệu quả khám phá cao hơn. Zhao et al. [25] cải tiến chiến lược lập kế hoạch của [22] bằng cách xem xét vị trí các biên giới liên quan đến ranh giới khám phá. Yang et al. [9] áp dụng chiến lược lập kế hoạch phân nhánh để khám phá các vùng biên giới đặc biệt, được hướng dẫn bởi một đồ thị topological thưa toàn cầu. Cao et al. [56, 57] đầu tiên lập kế hoạch một con đường toàn cầu qua các tiểu không gian yêu cầu khám phá chi tiết và sau đó lấy mẫu một bộ điểm quan sát để phủ sóng tiểu không gian cục bộ hiện tại. Phương pháp này sau đó được mở rộng cho khám phá đa robot [60]. Mặc dù các phương pháp theo cấp bậc đã đề cập là hiệu quả tính toán vì công việc lấy mẫu tập trung vào các vùng biên giới, nhưng chúng vẫn gặp phải sự không hiệu quả trong việc khám phá. Sự không hiệu quả này phát sinh từ sự chênh lệch cơ bản giữa việc tập trung chỉ vào các vùng biên giới và mục tiêu của các nhiệm vụ khám phá trong việc lập bản đồ các khu vực chưa biết.

Các con đường phủ sóng (CP) đã được sử dụng như các con đường toàn cầu trong một số công trình khám phá gần đây. Lập kế hoạch con đường phủ sóng, một vấn đề đã được nghiên cứu rộng rãi trong suốt các thập kỷ qua, liên quan đến việc tìm ra một tuyến đường đi qua mỗi điểm của một khu vực hoặc thể tích cụ thể trong khi tránh các chướng ngại vật [68]. Các phương pháp 2D thông thường sử dụng các mẫu đã được định sẵn để phủ sóng các tiểu không gian được chia tách bởi boustrophedon [69], trapezoidal [70], morse-based [71] hoặc phân hoạch theo lưới [72] để xử lý các chướng ngại vật. Đối với môi trường 3D có độ phức tạp cấu trúc cao hơn, các công trình gần đây giải quyết vấn đề này bằng cách sử dụng phương pháp TSP [73]–[75]. Tuy nhiên, các phương pháp này không phù hợp với nhiệm vụ khám phá do độ phức tạp tính toán cao. Các phương pháp tính toán một lần này hoạt động trên bản đồ đã được xác định trước, trong khi nhiệm vụ khám phá yêu cầu lập kế hoạch con đường phủ sóng theo thời gian thực và gia tăng khi bản đồ được cập nhật.

Gần đây, một số phương pháp khám phá theo cấp bậc có hướng dẫn bằng con đường phủ sóng (CP) đã được đề xuất, giới thiệu con đường phủ sóng của toàn bộ không gian chưa được khám phá như một hướng dẫn toàn cầu hợp lý hơn. Zhao et al. [61] đề xuất một hệ thống khám phá LiDAR sắp xếp thứ tự viếng thăm của các tiểu vùng được chia đều và động làm hướng dẫn toàn cầu. Kan et al. [20] sử dụng phân hoạch lục giác cho lập kế hoạch con đường phủ sóng cũng như tạo ra các con đường tròn và đường thẳng để khám phá tiểu vùng hiện tại. Tuy nhiên, hai phương pháp này chỉ hoạt động cho không gian 2D và không thể áp dụng cho khám phá robot bay trong môi trường 3D. Song et al. [19, 62] đề xuất một thuật toán lập kế hoạch phủ sóng toàn cầu chia bản đồ toàn bộ thành các khu vực, và một thuật toán lập kế hoạch kiểm tra cục bộ lấy mẫu các điểm quan sát thông tin của các bề mặt có độ tin cậy thấp. Tuy nhiên, thuật toán này được thiết kế riêng cho các nhiệm vụ mô hình 3D chính xác, với tốc độ bay khá chậm và thời gian khám phá dài. Zhou et al. [23] mở rộng [22] bằng cách tích hợp một con đường phủ sóng toàn cầu của hgrids [76], giúp các tác nhân swarm khám phá các khu vực chưa biết khác nhau với khối lượng công việc cân bằng. Tuy nhiên, hgrids chia không gian đều mà không xem xét các chướng ngại vật trong môi trường, điều này có thể dẫn đến các con đường phủ sóng không hợp lý. Hơn nữa, các phương pháp này sử dụng con đường phủ sóng không thể tích hợp hiệu quả ý định hướng dẫn toàn cầu vào lập kế hoạch cục bộ, gây ra sự lệch hướng trong các chuyển động khám phá đôi khi.

**III. ĐỊNH NGHĨA VẤN ĐỀ VÀ TỔNG QUAN HỆ THỐNG**

Vấn đề mà bài báo này xem xét là khám phá một không gian 3D chưa biết và có giới hạn V⊂R3 bằng một robot bay tự động hoàn toàn và xây dựng bản đồ không gian thể tích hoàn chỉnh của không gian có thể tiếp cận Vacc⊂V. Cảm biến được sử dụng cho việc định vị và khám phá là một camera stereo hướng về phía trước với phạm vi quan sát hạn chế (FoV). Bộ lập kế hoạch khám phá phải có khả năng cung cấp các quỹ đạo an toàn và khả thi, mà theo đó robot bay sẽ thu thập thông tin bao phủ Vacc ​ với thời gian khám phá tối thiểu.

Hình 2.

Tổng quan về trình lập kế hoạch FALCON được đề xuất cho việc thăm dò tự động nhanh chóng. Khung hệ thống bao gồm hai thành phần chính: các bước chuẩn bị lập kế hoạch thăm dò và lập kế hoạch thăm dò phân cấp theo hướng dẫn của đường đi bao phủ (CP). Phần đầu tiên cung cấp thông tin cơ bản, bao gồm phân tách không gian và đồ thị kết nối cho lập kế hoạch đường đi bao phủ, cũng như việc trích xuất các ranh giới (frontiers) và các viewpoints cho việc lập kế hoạch cục bộ. Phần thứ hai thực hiện lập kế hoạch thăm dò phân cấp, tạo ra một đường đi bao phủ toàn cầu (CP) trải rộng trên toàn bộ không gian chưa được thăm dò và tối ưu hóa thứ tự thăm viếng các frontier, đồng thời tích hợp một cách có ý thức mục đích của CP. Các mô-đun này được cập nhật và lập kế hoạch lại liên tục cho đến khi quá trình thăm dò kết thúc.

Tổng quan về khung hệ thống khám phá được đề xuất được thể hiện trong **Hình 2**, bao gồm hai thành phần chính: các bước chuẩn bị lập kế hoạch khám phá (Sec. IV) và lập kế hoạch khám phá phân cấp có hướng dẫn theo đường đi bao phủ (Sec. V). Khi bản đồ voxel được cập nhật với các đo lường cảm biến mới nhất, các bước chuẩn bị lập kế hoạch khám phá được thực hiện ngay lập tức trong hộp giới hạn của bản đồ đã được cập nhật. Điều này bao gồm phân chia không gian theo cách từ thô đến mịn (Sec. IV-A), xây dựng đồ thị kết nối (Sec. IV-B), và xác định các điểm biên (Sec. IV-C). Sau đó, bộ lập kế hoạch khám phá phân cấp thực hiện lập kế hoạch đường đi bao phủ (Sec. V-A) cung cấp hướng dẫn toàn cục cho bộ lập kế hoạch cục bộ, bộ lập kế hoạch này tối ưu hóa thứ tự thăm viếng các điểm biên (Sec. V-B) và tạo ra các quỹ đạo thực thi (Sec. V-C). Các bước lập kế hoạch chuẩn bị và chuyển động khám phá sẽ được cập nhật và lập kế hoạch lại liên tục dựa trên các đo lường cảm biến mới nhất. Quá trình khám phá sẽ kết thúc khi không còn điểm biên nào trong bản đồ.

**IV. CÁC BƯỚC CHUẨN BỊ LẬP KẾ HOẠCH KHÁM PHÁ**

Vào đầu mỗi vòng lặp lập kế hoạch khám phá, một số bước chuẩn bị được thực hiện trực tuyến để tạo điều kiện thuận lợi cho việc lập kế hoạch đường đi bao phủ hiệu quả. Mỗi khi bản đồ được cập nhật, không gian khám phá toàn bộ được phân chia thành các khu vực rời rạc theo phương pháp phân chia không gian thô đến mịn. Ngoài ra, một đồ thị kết nối mô tả cấu trúc môi trường được xây dựng dần dần. Các điểm biên cũng được xác định trong khu vực bản đồ vừa được cập nhật và các điểm quan sát đại diện cho các điểm biên sẽ được chọn lọc cẩn thận.

**A. Phân chia không gian có nhận thức kết nối (phục vụ việc xây dựng bản đồ)**

Toàn bộ không gian khám phá liên tục được phân chia thành các khu vực rời rạc dựa trên sự kết nối voxel của các thông tin có được từ bản đồ mới nhất, phục vụ như các đơn vị nhiệm vụ cơ bản cho lập kế hoạch đường đi bao phủ. Trước khi bắt đầu khám phá, một phân chia thô ban đầu chia không gian khám phá toàn bộ thành các ô vuông Γ (Gamma) với kích thước tỷ lệ thuận với phạm vi quan sát của camera gắn trên robot. Mỗi khi bản đồ được cập nhật trong quá trình khám phá, các ô vuông giao nhau với hộp giới hạn của bản đồ mới được phân chia thêm thành các khu vực chi tiết hơn, như thể hiện trong **Hình 3**. Khác với các phương pháp phân chia đồng đều thông thường, phương pháp của chúng tôi tách các vùng không kết nối dựa trên thông tin có được từ độ chiếm dụng bản đồ mới nhất. Phân chia chi tiết này được mô tả như một mở rộng 3D của bài toán Nhãn các thành phần kết nối (Connected Component Labeling - CCL) [77], một kỹ thuật xử lý ảnh 2D được mô tả dưới đây.

A diagram of a diagram

AI-generated content may be incorrect.

Thuật toán CCL hoạt động trên từng ô riêng biệt, coi các voxel trong ô đó là các phần tử cần được gán nhãn, tương tự như các pixel trong hình ảnh 2D. Ngoài các trạng thái voxel chuẩn như đã chiếm và chưa biết, các voxel tự do (free voxel) được phân loại thêm thành hai loại: safe-free (an toàn) hoặc unsafe-free (không an toàn), tùy thuộc vào việc chúng có vi phạm khoảng cách an toàn tối thiểu dmin hay không. Trong quá trình gán nhãn, các voxel chưa biết và safe-free sẽ được gán nhãn, trong khi các voxel đã chiếm và unsafe-free sẽ bị bỏ qua. Các voxel lân cận được coi là kết nối và gán cùng một nhãn nếu và chỉ nếu chúng đều là safe-free hoặc đều chưa biết. Các voxel có cùng nhãn sẽ được nhóm lại thành một khu vực tự do (free zone) hoặc khu vực chưa biết (unknown zone) tùy theo trạng thái chiếm dụng của chúng. Bằng cách bỏ qua các voxel unsafe-free, các khu vực kết nối qua các hành lang hẹp không thể tiếp cận sẽ được nhóm lại thành các khu vực riêng biệt, như hai khu vực được đánh dấu trong Hình 3. Sau đó, tâm ban đầu của mỗi khu vực được tính toán là vị trí trung bình của tất cả các voxel trong khu vực đó. Tuy nhiên, vì tính lồi không được đảm bảo bởi tính kết nối, tâm ban đầu có thể rơi vào các vật cản hoặc các khu vực khác. Trong những trường hợp như vậy, tâm được điều chỉnh lại về vị trí của voxel gần nhất trong khu vực của nó, như được minh họa trong Hình 3.

**B. Xây dựng đồ thị kết nối gia tăng**

Dựa trên các khu vực đã xác định, một đồ thị kết nối G được xây dựng gia tăng, trong đó các trung tâm khu vực đóng vai trò là các đỉnh và sự kết nối giữa các khu vực đóng vai trò là các cạnh. Lưu ý rằng kết nối ở cấp độ khu vực ở đây khác với kết nối giữa các voxel đã đề cập trong **Sec. IV-A**. Như thể hiện trong **Hình 3**, đồ thị kết nối bao gồm hai đồ thị con: Gf=(Vf,Ef) và Gu=(Vu,Eu), mô tả các vùng tự do và vùng chưa biết tương ứng, cùng với các cạnh cổng Ep ​ nối chúng lại, tức là G=(Vf∪Vu,Ef∪Eu∪Ep).

Quá trình xây dựng đồ thị kết nối được chi tiết trong **Thuật toán 1**. Đối với mỗi ô γi​ liên quan đến hộp giới hạn Bt​, các trung tâm của các khu vực tự do và chưa biết đóng góp vào các đỉnh Vf và Vu​ tương ứng. Các cạnh được xây dựng dựa trên ba loại tìm kiếm A\* bị giới hạn, như chỉ ra trong các dòng 7, 10, 13 của **Thuật toán 1** và minh họa trong **Hình 4**. Đối với các cạnh Ef trong đồ thị con tự do Gf​, việc kết nối được đánh giá theo cặp giữa mỗi đỉnh tự do zm trong γi ​ và zn​ trong ô láng giềng γj. Việc đánh giá này bao gồm một tìm kiếm A\* bị giới hạn trong không gian tự do, giới hạn trong vùng chứa hai ô (xem **Hình 4(a)**). Nếu tìm thấy một đường đi, một cạnh kết nối zm​ sẽ được thêm vào Ef​, với trọng số cạnh được định nghĩa là chiều dài đường đi. Tương tự, các cạnh Eu trong đồ thị con chưa biết Gu được cập nhật qua các tìm kiếm A\* bị giới hạn giữa các đỉnh chưa biết trong không gian chưa biết (**Hình 4(b)**). Đối với các cạnh cổng Ep, thường xuất hiện trong các ô đã được khám phá một phần, các tìm kiếm A\* bị giới hạn chỉ trong ô γi​ được thực hiện cho mỗi cặp đỉnh tự do và chưa biết trong đó (**Hình 4(c)**). Trong các tìm kiếm A\* này, chiều dài của các đoạn đường đi đi qua không gian chưa biết sẽ bị nhân với một hệ số phạt apenal để tính đến độ không chắc chắn của không gian chưa biết.

Sau khi xây dựng gia tăng, nếu đồ thị kết nối G chứa nhiều thành phần không kết nối, điều này chỉ ra sự tồn tại của các vùng không thể tiếp cận trong môi trường, như hình chữ nhật ở phía giữa bên phải trong **Hình 3**. Sự tồn tại của các thành phần không kết nối có thể được nhận diện bằng cách áp dụng thuật toán CCL mô tả trong **Định lý 1** lên đồ thị kết nối. Trong những trường hợp này, bất kỳ đồ thị con nào cô lập chỉ chứa các khu vực chưa biết sẽ bị loại bỏ và không được sử dụng trong lập kế hoạch khám phá.

Chi phí chủ yếu của việc xây dựng đồ thị kết nối xuất phát từ các tìm kiếm A\* thực hiện khi tạo các cạnh. May mắn thay, vì những tìm kiếm này bị giới hạn trong các khu vực nhỏ và cục bộ, nên việc xây dựng đồ thị kết nối gia tăng yêu cầu ít thời gian và mang lại lợi ích đáng kể cho việc lập kế hoạch đường đi bao phủ và tạo quỹ đạo sau này. So với việc tìm kiếm trực tiếp tốn thời gian trên các voxel, đồ thị kết nối cung cấp một giao thức hiệu quả để ước tính khoảng cách di chuyển giữa các vị trí, đặc biệt là trong các môi trường quy mô lớn.

**C. Tách điểm biên và lấy mẫu các điểm quan sát**

Các điểm biên được định nghĩa là các khu vực biên giữa không gian đã biết và chưa biết [15]. Thông tin về các điểm biên và điểm quan sát là cần thiết để xác định các mục tiêu cho việc lập kế hoạch khám phá sau này. Đầu tiên, các cụm điểm biên có kích thước phù hợp được trích xuất và các điểm quan sát được lấy mẫu đồng đều quanh các cụm này theo [22]. Thêm vào đó, một đánh giá đủ điều kiện được áp dụng cho mỗi ứng viên điểm quan sát, như được thể hiện trong **Hình 5**. Việc này được thực hiện bằng cách đếm số lượng các voxel chưa biết mà các tia sáng cắt qua từ điểm quan sát đến độ sâu cảm biến tối đa tại nhiều hướng lấy mẫu trong phạm vi quan sát của cảm biến. Các điểm quan sát có số lượng voxel chưa biết thấp hơn mức cắt μ−zσ sẽ bị loại bỏ. Trong đó, μ và σ là trung bình và độ lệch chuẩn của phân phối số lượng voxel chưa biết được đếm bởi tất cả các điểm quan sát, và z là một hằng số chuẩn. Các điểm quan sát không đủ điều kiện này cung cấp một quan sát hạn chế của không gian chưa biết, ít có lợi cho việc khám phá hiệu quả. Điểm quan sát bao phủ nhiều voxel biên nhất trong các điểm quan sát đủ điều kiện sẽ được chọn làm đại diện điểm quan sát. Đại diện điểm quan sát này, cùng với các điểm biên tương ứng của nó, sẽ được gán cho khu vực mà nó thuộc về. Cách tiếp cận này đảm bảo rằng đại diện điểm quan sát không chỉ bao phủ một số lượng lớn voxel biên mà còn một số lượng voxel chưa biết chấp nhận được, từ đó làm nổi bật khả năng phát hiện các khu vực chưa khám phá ngoài các điểm biên.

**V. LẬP KẾ HOẠCH KHÁM PHÁ PHÂN CẤP CÓ HƯỚNG DẪN ĐƯỜNG ĐI BAO PHỦ**

Lập kế hoạch khám phá phân cấp bắt đầu bằng việc xây dựng một đường đi bao phủ toàn cầu trên các khu vực sử dụng đồ thị kết nối. Thay vì chọn tham lam điểm quan sát tiếp theo, bộ lập kế hoạch cục bộ của chúng tôi tích hợp có chủ ý hướng dẫn từ đường đi bao phủ toàn cục và khám phá các điểm biên xung quanh theo thứ tự tối ưu toàn cầu, nhằm giảm thiểu thời gian điều hướng.

**A. Lập kế hoạch đường đi bao phủ**

Mục tiêu của chúng tôi là tìm một đường đi bao phủ bao gồm tất cả các khu vực đang chờ kiểm tra với thời gian di chuyển tối thiểu, như thể hiện trong **Hình 6(a)**. Khác với các phương pháp trước đây chỉ xem xét không gian chưa biết [23, 62], chúng tôi còn tính đến các khu vực tự do chủ động, được định nghĩa là các khu vực tự do chứa ít nhất một đại diện điểm quan sát biên. Điều này mô phỏng quá trình khám phá thực tế, nơi robot sẽ thăm các điểm quan sát biên trong các khu vực tự do chủ động trước khi đẩy các điểm biên vào các khu vực chưa biết. Đối với các khu vực tự do chủ động, các trung tâm điểm quan sát được tính toán như là vị trí trung bình của tất cả các đại diện điểm quan sát trong khu vực và được điều chỉnh nếu cần thiết như đã trình bày trong **Sec. IV-A**. Khác với trung tâm khu vực, liên quan đến hình học khu vực, trung tâm điểm quan sát tính đến sự phân bố của các điểm biên và đại diện cho một vị trí chính xác hơn mà robot cần đến khi thăm viếng khu vực.

Lập kế hoạch đường đi bao phủ được mô hình hóa như một Bài toán Người bán hàng du lịch không đối xứng (ATSP) dựa trên [22]. Chúng tôi giải quyết một hành trình mở từ vị trí hiện tại pcp\_cpc​ và đi qua các trung tâm điểm quan sát của tất cả các khu vực tự do chủ động cũng như các trung tâm khu vực của tất cả các khu vực chưa biết. Để đảm bảo giải pháp tối thiểu hóa thời gian khám phá thực tế, chúng tôi dành nỗ lực xây dựng một ma trận chi phí đánh giá thời gian di chuyển giữa các vị trí mục tiêu một cách chính xác hơn. Điều này được thực hiện bằng cách sử dụng mô hình thời gian di chuyển chính xác hơn, mà không cần đến các thiết kế chi phí theo kinh nghiệm.

Để tính toán ma trận chi phí CcpC\_{\text{cp}}Ccp​ cho ATSP, một đường đi PPP được tìm kiếm cho mỗi cặp vị trí mục tiêu (p0,pn)(p\_0, p\_n)(p0​,pn​) sử dụng phương pháp kết hợp. Đối với các tìm kiếm khoảng cách ngắn khi ∣∣p0−pn∣∣2<dthr||p\_0 - p\_n||\_2 < d\_{\text{thr}}∣∣p0​−pn​∣∣2​<dthr​, đường đi được tính toán bằng tìm kiếm A\* trên voxel, coi các voxel chưa biết là tự do nhưng áp dụng một hệ số phạt apenala\_{\text{penal}}apenal​ để tính đến trạng thái không chắc chắn của chúng. Đối với tìm kiếm khoảng cách dài hơn, tìm kiếm A\* được thực hiện trên đồ thị kết nối giữa hai đỉnh đồ thị gần nhất với p0p\_0p0​ và pnp\_npn​. Mặc dù phương pháp này chỉ cung cấp một đường đi thô, độ chính xác cao là không cần thiết đối với các khoảng cách dài. Cùng với nhau, phương pháp kết hợp này giải quyết hiệu quả cả tìm kiếm đường đi ngắn và dài, cho phép tính toán ma trận chi phí nhanh chóng.

**B. Lập kế hoạch đường đi cục bộ có hướng dẫn theo đường đi bao phủ**

Đường đi bao phủ Λ={pc,zˉ1,zˉ2,…,zˉn}\Lambda = \{p\_c, \bar{z}\_1, \bar{z}\_2, \dots, \bar{z}\_n \}Λ={pc​,zˉ1​,zˉ2​,…,zˉn​} được tạo ra ở trên cung cấp một thứ tự thăm viếng các khu vực hứa hẹn. Tuy nhiên, robot vẫn cần một thứ tự hiệu quả để thăm viếng các điểm biên trong quá trình khám phá. Một bộ lập kế hoạch cục bộ đơn giản có thể lấy các điểm biên trong khu vực đầu tiên dọc theo đường đi bao phủ và tính toán một đường đi ngắn nhất để thăm các điểm biên này trong khu vực đó, như thể hiện trong **Hình 6(c)** và **(g)**. Tuy nhiên, chiến lược tối ưu hóa cục bộ này có thể dẫn đến các tuyến đường quanh co với các khúc cua gắt, làm giảm hiệu quả khám phá (**Hình 6(d)**). Quan trọng hơn, nó có thể dẫn đến các đường đi vòng quanh không tối ưu, sai lệch khỏi ý định của hướng dẫn toàn cục, khiến hướng dẫn toàn cục mất đi ý nghĩa (**Hình 6(h)**). Ngược lại, bộ lập kế hoạch của chúng tôi tạo ra các quỹ đạo cục bộ liên tục tuân theo hướng dẫn của đường đi bao phủ toàn cục, đồng thời cho phép khả năng bỏ qua một số điểm quan sát biên nhất định để thăm sau, như thể hiện trong **Hình 6(b)** và **(f)**.

Cụ thể, các đại diện điểm quan sát của các khu vực zˉ1\bar{z}\_1zˉ1​ và zˉc\bar{z}\_czˉc​ được thu thập vào một tập hợp VVV, trong đó zˉc\bar{z}\_czˉc​ là khu vực mà robot hiện đang ở. Lưu ý rằng zˉc\bar{z}\_czˉc​ và zˉ1\bar{z}\_1zˉ1​ có thể thuộc cùng một khu vực khi pcp\_cpc​ nằm trong khu vực zˉ1\bar{z}\_1zˉ1​. Như thể hiện trong **Hình 6(b)** và **(f)**, các đại diện điểm quan sát trong VVV sẽ được đưa vào dãy đường đi bao phủ đã giảm bớt

Λ=Λ∖{zˉ1,zˉc}={pc,z1,…,zn′}\Lambda = \Lambda \setminus \{ \bar{z}\_1, \bar{z}\_c \} = \{ p\_c, z\_1, \dots, z\_n' \}Λ=Λ∖{zˉ1​,zˉc​}={pc​,z1​,…,zn′​}

với mục tiêu là tối thiểu hóa thời gian di chuyển. Điều này có thể được mô tả như một Bài toán Xếp thứ tự theo dãy (SOP) [78], là một biến thể của ATSP với các ràng buộc về sự ưu tiên.

**Định lý 2** (Bài toán Xếp thứ tự theo dãy). Cho một đồ thị có hướng G=(V,E)G = (V, E)G=(V,E), trọng số cạnh w:E→Rw: E \to \mathbb{R}w:E→R và một tập hợp các ràng buộc về sự ưu tiên P⊆V×VP \subseteq V \times VP⊆V×V, Bài toán Xếp thứ tự theo dãy tìm kiếm một hoán vị các đỉnh từ s∈Vs \in Vs∈V đến t∈Vt \in Vt∈V sao cho tuân thủ các ràng buộc về sự ưu tiên.

Trong trường hợp của chúng tôi, các đỉnh đồ thị được định nghĩa là VSOP=Λ∪VV\_{\text{SOP}} = \Lambda \cup VVSOP​=Λ∪V và tập hợp các ràng buộc về sự ưu tiên được xác định là

PSOP={(pc,xi)∣xi∈VSOP∖{pc}}∪{(zi,zj)∣zi,zj∈Λ,i<j},P\_{\text{SOP}} = \{ (p\_c, x\_i) | x\_i \in V\_{\text{SOP}} \setminus \{p\_c\} \} \cup \{ (z\_i, z\_j) | z\_i, z\_j \in \Lambda, i < j \},PSOP​={(pc​,xi​)∣xi​∈VSOP​∖{pc​}}∪{(zi​,zj​)∣zi​,zj​∈Λ,i<j},

Trong đó ràng buộc ưu tiên (a,b)(a, b)(a,b) có nghĩa là đỉnh aaa phải được thăm trước đỉnh bbb. Không có sự mơ hồ, từ nay về sau, ziz\_izi​ sẽ đại diện cho các vị trí của các trung tâm khu vực, bao gồm các vị trí của các khu vực chưa biết và các trung tâm điểm quan sát khu vực tự do chủ động. Ma trận chi phí xác định bài toán, mà chúng tôi lại muốn tính toán một cách chính xác, có thể được biểu diễn như sau:

CSOP=[Cz,zCz,vCv,zCv,v].C\_{\text{SOP}} = \begin{bmatrix} C\_{z,z} & C\_{z,v} \\ C\_{v,z} & C\_{v,v} \end{bmatrix}.CSOP​=[Cz,z​Cv,z​​Cz,v​Cv,v​​].

**Ma trận** Cz,zC\_{z,z}Cz,z​ là một ma trận không đối xứng, đại diện cho chi phí giữa các phần tử đường đi bao phủ đã giảm bớt trong Λ\LambdaΛ. Các giá trị của các mục trong ma trận này có thể được điền bằng cách tái sử dụng thông tin từ ma trận chi phí CcpC\_{\text{cp}}Ccp​ mô tả ở **Sec. V-A** mà không cần thêm chi phí tính toán:

Cz,z(i,j)={Ccp(i′,j′)neˆˊu i<j−1neˆˊu i>j0khaˊcC\_{z,z}(i, j) = \begin{cases} C\_{\text{cp}}(i', j') & \text{nếu } i < j \\ -1 & \text{nếu } i > j \\ 0 & \text{khác} \end{cases}Cz,z​(i,j)=⎩⎨⎧​Ccp​(i′,j′)−10​neˆˊu i<jneˆˊu i>jkhaˊc​

Trong đó, Ccp(i′,j′)C\_{\text{cp}}(i', j')Ccp​(i′,j′) là mục tương ứng đối với các phần tử i,ji, ji,j, và giá trị −1-1−1 đại diện cho các ràng buộc về sự ưu tiên trong PSOPP\_{\text{SOP}}PSOP​.

**C. Tinh chỉnh cục bộ và tạo quỹ đạo**

Sau khi thứ tự thăm viếng các điểm biên được xác định, một quá trình tinh chỉnh các điểm quan sát cục bộ được thực hiện để tìm sự kết hợp tối ưu giữa tất cả các điểm quan sát, tương tự như [22], vì chỉ có các đại diện điểm quan sát được xem xét ở giai đoạn trước. Với một danh sách các mục tiêu điểm quan sát đã được sắp xếp, các con đường điều hướng được tìm kiếm trong không gian tự do bằng phương pháp kết hợp. Tìm kiếm A\* theo voxel được sử dụng cho các mục tiêu gần, trong khi tìm kiếm A\* theo đồ thị được áp dụng cho đồ thị con tự do GfG\_fGf​ của đồ thị kết nối đối với các mục tiêu xa. Dựa trên các đoạn đường đi, một quỹ đạo B-spline tối thiểu theo thời gian được tạo ra, đảm bảo tuân thủ các ràng buộc về độ mượt mà, an toàn và động học của quadrotor.

**VI. MÔI TRƯỜNG ĐÁNH GIÁ KẾ HOẠCH KHÁM PHÁ**

Trong phần này, chúng tôi giới thiệu môi trường đánh giá kế hoạch khám phá, giúp tiến hành các thí nghiệm mô phỏng công bằng và toàn diện trong các thí nghiệm so sánh chuẩn (Sec. VII) và các thí nghiệm loại bỏ (ablation studies) (Sec. VIII). Hầu hết các công trình nghiên cứu hiện tại thường đánh giá các bộ lập kế hoạch khám phá trên một bộ bản đồ hẹp và cụ thể, thường được kế thừa từ các nghiên cứu trước. Tuy nhiên, điều này có thể dẫn đến việc thuật toán quá chuyên biệt hóa cho những bản đồ này. Do đó, chúng tôi phát triển một môi trường đánh giá kế hoạch khám phá nhẹ, mô phỏng các hoạt động của robot bay trong môi trường thực tế, giúp so sánh và đánh giá các bộ lập kế hoạch khám phá trên nhiều kịch bản kiểm tra khác nhau với các đặc điểm khác nhau, tất cả sử dụng một mô phỏng quadrotor giống nhau.

**A. Hệ thống Môi trường Đánh giá Kế hoạch Khám Phá**

Hệ thống môi trường đánh giá kế hoạch khám phá cho nhiệm vụ khám phá tự động với robot bay được thể hiện trong **Hình 7**. Nó bao gồm các thành phần chính sau:

1. **Trình tải bản đồ** hỗ trợ các đầu vào bản đồ được tạo ra từ nhiều nguồn khác nhau, chẳng hạn như phần mềm mô phỏng 3D, các công cụ game engine, các mô hình mã nguồn mở và bộ dữ liệu từ thế giới thực;
2. **Mô phỏng robot bay không người lái (UAV)** mô phỏng động học quadrotor và các đo lường cảm biến thị giác.
3. Một số mô-đun cơ bản cho các thuật toán khám phá cấp cao, bao gồm lập bản đồ thể tích [58], tạo quỹ đạo không va chạm [80] và các công cụ trực quan hóa;
4. Một gói plug-and-play các đại diện bộ lập kế hoạch khám phá tiên tiến [21]–[25] để thử nghiệm và đánh giá.

Khác với môi trường phát triển khám phá tự động gần đây [81] cho khám phá sử dụng LiDAR với xe mặt đất, môi trường của chúng tôi được thiết kế cho khám phá với robot bay sử dụng cảm biến hình ảnh. Quan trọng hơn, môi trường của chúng tôi không chỉ cung cấp một bộ dữ liệu bản đồ thử nghiệm đa dạng mà còn hỗ trợ tùy chỉnh các kịch bản thử nghiệm được tạo ra từ nhiều nguồn khác nhau. Điều này bao gồm các phần mềm mô phỏng 3D (ví dụ: SolidWorks, OpenSCAD), các game engine 3D (ví dụ: Unreal Engine, Unity), cũng như các mô hình mã nguồn mở và bộ dữ liệu từ thế giới thực (ví dụ: Mô hình Gazebo, FusionPortable [82]). Với đầu vào bản đồ và lệnh lập kế hoạch, mô phỏng UAV có khả năng mô phỏng động học quadrotor và vẽ hình ảnh chiều sâu theo thời gian thực làm các đo lường cảm biến. Mô phỏng này được xây dựng dựa trên mô phỏng đã được sử dụng trong một số công trình nghiên cứu trước đây [22, 23, 58, 80], vốn chỉ chấp nhận đầu vào là các đám mây điểm. Trong phiên bản cải tiến này, chúng tôi đã bổ sung khả năng nhập bản đồ dưới dạng lưới hoặc đám mây điểm.

**B. Các kịch bản đánh giá**

Chúng tôi cung cấp các kịch bản thử nghiệm đa dạng cho các thí nghiệm mô phỏng toàn diện, trong đó sự đa dạng của kịch bản được đo bằng khả năng tiếp cận và độ phức tạp. Khả năng tiếp cận được định nghĩa là tỷ lệ phần trăm thể tích các khu vực có thể tiếp cận của toàn bộ không gian khám phá trong hộp giới hạn.

Khả na˘ng tieˆˊp cận=VaccV\text{Khả năng tiếp cận} = \frac{V\_{\text{acc}}}{V}Khả na˘ng tieˆˊp cận=VVacc​​

**Cách tính độ phức tạp** bắt đầu bằng việc lấy mẫu nnn cặp điểm, trong đó khoảng cách Euclid giữa các cặp điểm được phân phối đều. Đối với mỗi cặp điểm, tỷ lệ của chiều dài đường đi tự do ngắn nhất so với khoảng cách Euclid được tính toán. Độ phức tạp được lượng hóa bằng tỷ lệ phương sai trên trung bình (VMR) của các tỷ lệ này, phản ánh sự phân tán của phân phối của chúng. Một phân phối càng phân tán thì cấu trúc chướng ngại vật trong kịch bản càng ít được tổ chức và do đó độ phức tạp càng cao.

Độ phức tạp=σ2μ=∑i=1n(ri−1n∑i=1nri)2∑i=1nri\text{Độ phức tạp} = \frac{\sigma^2}{\mu} = \frac{\sum\_{i=1}^n (r\_i - \frac{1}{n} \sum\_{i=1}^n r\_i)^2}{\sum\_{i=1}^n r\_i}Độ phức tạp=μσ2​=∑i=1n​ri​∑i=1n​(ri​−n1​∑i=1n​ri​)2​

Trong đó rir\_iri​ là tỷ lệ giữa chiều dài đường đi tự do thực tế L(pi,qi)L(p\_i, q\_i)L(pi​,qi​) và khoảng cách Euclid giữa hai điểm pip\_ipi​ và qiq\_iqi​.

Chúng tôi cung cấp sáu kịch bản thử nghiệm với các mức độ khả năng tiếp cận và độ phức tạp khác nhau, bao gồm **Văn phòng Cổ điển**, **Văn phòng Phức tạp**, **Labyrinth Octa**, **Hầm DARPA**, **Văn phòng Duplex**, và **Nhà máy điện**. Các đặc điểm của các kịch bản này được tóm tắt trong **Bảng II**, và tổng quan về các kịch bản này được thể hiện trong **Hình 9**.

**Bảng II: Các đặc điểm của các kịch bản thử nghiệm**

| **Kịch bản** | **Khả năng tiếp cận (%)** | **Độ phức tạp** | **Kích thước (m³)** | **Nguồn** |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Văn phòng Cổ điển | 99.55 | Thấp | 0.078 | Điểm mây [22] |
| Văn phòng Phức tạp | 92.42 | Cao | 0.656 | SolidWorks |
| Labyrinth Octa | 86.61 | Thấp | 0.061 | OpenSCAD |
| Hầm DARPA | 28.19 | Thấp | 0.024 | Dữ liệu thế giới thực |
| Văn phòng Duplex | 89.30 | Cao | 0.791 | SolidWorks |
| Nhà máy điện | 72.60 | Thấp | 0.006 | Mô hình Gazebo |

**Hình 9:** Tổng quan các kịch bản thử nghiệm sử dụng cho các thí nghiệm mô phỏng.

**C. Cài đặt tham số cho các bộ lập kế hoạch khám phá**

**Bảng III:** Tham số cài đặt cho các bộ lập kế hoạch khám phá

| **Loại** | **Tham số** | **Phần** | **Ký hiệu** | **Giá trị** |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **FALCON** | Khoảng cách an toàn | IV-A | dmind\_{\text{min}}dmin​ | 0.7 m |
|  | Phạt không biết | IV-B, V-A | apenala\_{\text{penal}}apenal​ | 1.5 |
|  | Điểm chuẩn | IV-C | zzz | 0.1 |
|  | Ngưỡng khoảng cách | V-A, V-C | dthrd\_{\text{thr}}dthr​ | 10.0 m |
| **Benchmark (Các bộ lập kế hoạch chuẩn)** | Tốc độ tuyến tính tối đa |  | vmv\_mvm​ | 2.0 m/s |
|  | Gia tốc tuyến tính tối đa |  | ama\_mam​ | 3.0 m/s² |
|  | Tốc độ góc tối đa |  | ξ˙m\dot{\xi}\_mξ˙​m​ | 1.57 rad/s |
|  | Gia tốc góc tối đa |  | ξ¨m\ddot{\xi}\_mξ¨​m​ | 1.57 rad/s² |
|  | Phạm vi quan sát của cảm biến |  | FoV | [80×60] độ |
|  | Độ sâu cảm biến |  |  | 5.0 m |

**VII. THÍ NGHIỆM SO SÁNH VÀ PHÂN TÍCH**

Trong phần này, chúng tôi tiến hành các thí nghiệm so sánh chuẩn mở rộng trong mô phỏng để đánh giá bộ lập kế hoạch khám phá FALCON được đề xuất và so sánh với các phương pháp tiên tiến nhất [21]–[25]. Qua việc phân tích kết quả thí nghiệm, chúng tôi đưa ra một đánh giá sâu về các điểm mạnh và điểm yếu của các bộ lập kế hoạch khám phá này theo các tiêu chí VECO.

**A. Chi tiết triển khai**

1. **Cấu hình FALCON**: Đối với các thuật toán, ATSP được đề cập trong **Sec. V-A** được giải quyết bằng bộ giải LKH [84]. Bộ giải vấn đề CCL trong **Định lý 1** được tự triển khai theo [85]. Một bộ giải mã nguồn mở được sử dụng cho bài toán SOP trong **Định lý 2**. Mô-đun cập nhật bản đồ voxel theo [58]. Cấu hình tham số của bộ lập kế hoạch đề xuất được liệt kê trong **Bảng III**. Tất cả các thí nghiệm được thực hiện trong **Sec. VII-VIII** theo cấu hình này, trừ khi có chỉ định khác.
2. **Các ứng viên so sánh**: Thí nghiệm so sánh đánh giá FALCON so với một loạt các bộ lập kế hoạch khám phá tiên tiến sử dụng cảm biến hình ảnh, bao gồm NBVP [21], FUEL [22], RACER [23], ECHO [24] và FAEP [25], được liệt kê theo thứ tự xuất bản tăng dần. NBVP là một bộ lập kế hoạch khám phá dựa trên mẫu sử dụng chiến lược "horizon trượt" để xác định điểm quan sát tốt nhất tiếp theo dựa trên không gian chưa được khám phá có thể được khám phá. FUEL là một bộ lập kế hoạch kết hợp tinh vi hơn, tạo ra một đường đi toàn cục cho thứ tự thăm viếng các điểm biên và sau đó cải thiện một tập hợp các điểm quan sát xung quanh các điểm biên. Thay vì thứ tự thăm viếng các điểm biên, RACER sử dụng đường đi bao phủ các khu vực chưa được khám phá làm hướng dẫn toàn cục. Vì RACER là một bộ lập kế hoạch khám phá cho nhiều robot, chúng tôi đã điều chỉnh nó cho phiên bản chỉ sử dụng một robot trong thí nghiệm so sánh này. ECHO sử dụng một hàm đánh giá heuristic tinh vi để xác định mục tiêu điểm biên tiếp theo, mà không sử dụng một hành trình toàn cục. Vì không có mã nguồn mở cho ECHO, chúng tôi đã sử dụng triển khai của mình. FAEP cải thiện FUEL bằng cách thêm các yếu tố cấp điểm biên vào hàm chi phí.

**B. Kết quả thí nghiệm mô phỏng và phân tích**

Tất cả các bộ lập kế hoạch tiên tiến và bộ lập kế hoạch khám phá FALCON được đề xuất đều được đánh giá toàn diện qua sáu kịch bản thử nghiệm. Đối với mỗi bộ lập kế hoạch trong mỗi kịch bản, các thống kê từ 10 lần chạy được tóm tắt trong **Bảng IV** và các quỹ đạo khám phá cuối cùng trong các kịch bản **Octa Maze** và **Nhà máy điện** được hiển thị trong **Hình 10**. Quá trình khám phá được vẽ trong **Hình 11** và các biểu đồ hộp (box plot) về thời gian tính toán của một vòng lập kế hoạch cho tất cả sáu bộ lập kế hoạch trong các kịch bản thử nghiệm được thể hiện trong **Hình 12**. Các thí nghiệm khám phá hoàn chỉnh được trình bày trong video bổ sung do giới hạn không gian.

Phân tích kết quả so sánh bộ lập kế hoạch được thực hiện theo các tiêu chí VECO mà một bộ lập kế hoạch khám phá lý tưởng cần phải đáp ứng, như đã đề cập trong **Sec. I**. Trong phần thảo luận dưới đây, chúng tôi sẽ giải thích chi tiết các tiêu chí VECO và phân tích kết quả thí nghiệm so sánh theo các tiêu chí đó.

1. **Khả năng linh hoạt (Versatility):** Một bộ lập kế hoạch khám phá nên thể hiện hiệu suất hiệu quả trên nhiều môi trường khác nhau, bất kể mức độ tiếp cận toàn bộ không gian hay độ phức tạp của các chướng ngại vật.

Với tiêu chí linh hoạt, chúng tôi phân tích hiệu suất của mỗi bộ lập kế hoạch dựa trên các đặc điểm khả năng tiếp cận và độ phức tạp của các kịch bản thử nghiệm như đã chỉ ra trong **Bảng II**. NBVP chỉ hoàn thành khám phá trong các kịch bản nhỏ và đơn giản như **Văn phòng Cổ điển** và **Hầm DARPA**, cho thấy khả năng linh hoạt hạn chế. ECHO có hiệu suất tốt ở một số kịch bản 2.5D nhưng thể hiện hiệu suất tương đối chậm trong các kịch bản như **Văn phòng Phức tạp** và **Nhà máy điện**, chủ yếu do hàm chi phí được thiết kế cẩn thận không tổng quát tốt. FUEL hoạt động ổn định trên các kịch bản có mức độ khả năng tiếp cận và độ phức tạp khác nhau nhưng thời gian khám phá tối ưu của nó vẫn đứng ở vị trí thấp trong tất cả các kịch bản thử nghiệm. FAEP thể hiện khả năng linh hoạt tốt và luôn đứng trong top 3 ở tất cả sáu kịch bản thử nghiệm. RACER là người đứng thứ hai trong **Văn phòng Cổ điển**, nhưng hiệu suất của nó giảm sút trong các môi trường có độ phức tạp cao như **Văn phòng Phức tạp** và các môi trường có độ tiếp cận thấp như **Hầm DARPA**. Điều này xảy ra do độ phức tạp tính toán trong môi trường độ phức tạp cao và sự gây nhiễu liên tục bởi các khu vực không thể tiếp cận trong môi trường có độ tiếp cận thấp. Bộ lập kế hoạch FALCON được đề xuất thể hiện hiệu suất vượt trội hơn tất cả các bộ lập kế hoạch so với các kịch bản thử nghiệm khác nhau, cho thấy khả năng linh hoạt xuất sắc trên nhiều môi trường khác nhau.

1. **Hiệu quả (Efficiency):** Một bộ lập kế hoạch khám phá nên có hiệu quả tính toán, có khả năng phản hồi nhanh chóng và tạo ra các chuyển động khám phá theo thời gian thực khi có dữ liệu cảm biến mới.

Đối với tiêu chí hiệu quả, các bộ lập kế hoạch được đánh giá dựa trên thời gian tính toán của một vòng lập kế hoạch cho mỗi kịch bản thử nghiệm, như thể hiện trong **Hình 12**. NBVP là bộ lập kế hoạch có chi phí tính toán cao nhất do bản chất dựa trên mẫu. RACER có thời gian tính toán cao trong các kịch bản có độ phức tạp cao như **Văn phòng Duplex**, nơi số lượng các ô phân chia chi tiết tăng theo cấp số nhân, và trong các môi trường có độ tiếp cận thấp như **Hầm DARPA**, nơi bộ lập kế hoạch phải luôn xem xét các khu vực không thể tiếp cận. FUEL và FAEP có hiệu suất tính toán tương tự vì độ phức tạp tính toán của chúng liên quan đến số lượng điểm biên. Do đó, thời gian tính toán của chúng có độ lệch chuẩn khá lớn, khi tính toán nhanh ở đầu và cuối quá trình khám phá và chậm lại khi số lượng điểm biên lớn. ECHO cho thấy hiệu suất tính toán khá tốt bằng cách bỏ qua việc lập kế hoạch toàn cục và chỉ đánh giá hàm heuristic tại mỗi điểm biên. Nhờ vào việc sử dụng đồ thị kết nối tăng cường để đánh giá chi phí, bộ lập kế hoạch FALCON được đề xuất thể hiện hiệu suất tính toán tốt với giá trị trung vị chấp nhận được và độ lệch chuẩn thấp, trong khi vẫn tạo ra các chuyển động khám phá có tính tối ưu cao.

**C. Tính chính xác (Correctness)**

Tiêu chí chính xác đánh giá sự hiệu quả trong việc bao phủ tất cả các khu vực chưa được khám phá mà không thăm lại những khu vực đã được khám phá trước đó. Chúng tôi đánh giá các bộ lập kế hoạch dựa trên số lượng vùng không được khám phá và các khu vực được thăm lại trong mỗi kịch bản thử nghiệm.

Như đã thể hiện trong **Bảng IV**, bộ lập kế hoạch FALCON vượt trội so với các bộ lập kế hoạch khác về tính chính xác. FALCON đảm bảo việc khám phá đầy đủ các khu vực mà không bỏ sót, đồng thời tránh việc thăm lại những khu vực đã được khám phá trước đó, nhờ vào việc sử dụng đường đi bao phủ toàn cục. Các bộ lập kế hoạch khác, đặc biệt là RACER và ECHO, thể hiện một số lần thăm lại các khu vực, điều này có thể làm giảm hiệu quả khám phá. Các bộ lập kế hoạch như NBVP, FUEL và FAEP thực hiện tốt trong việc tránh thăm lại khu vực, nhưng vẫn có một số điểm hạn chế về độ bao phủ đầy đủ.

**D. Tính khả thi (Feasibility)**

Tiêu chí khả thi liên quan đến việc tạo ra các quỹ đạo di chuyển an toàn và thực tế, tránh các va chạm và đáp ứng các ràng buộc động học của robot. Các quỹ đạo di chuyển phải được tối ưu hóa để đảm bảo sự di chuyển mượt mà và không tốn quá nhiều năng lượng trong suốt quá trình khám phá.

Các bộ lập kế hoạch như FALCON và FUEL có khả năng tạo ra các quỹ đạo mượt mà và an toàn hơn nhờ vào việc tích hợp các ràng buộc động học trong quá trình lập kế hoạch. FALCON, với việc sử dụng các quỹ đạo B-spline tối thiểu theo thời gian, thể hiện sự mượt mà tuyệt vời, giúp robot bay với sự ổn định cao. RACER và ECHO đôi khi có các quỹ đạo không mượt mà do việc không tính toán cẩn thận các điểm chuyển hướng hoặc khi các vùng không thể tiếp cận làm gián đoạn quá trình lập kế hoạch. NBVP, mặc dù có khả năng lập kế hoạch hiệu quả, nhưng việc sử dụng chiến lược tham lam trong việc chọn điểm quan sát tiếp theo đôi khi dẫn đến các quỹ đạo không mượt mà và có thể gây va chạm.

**VIII. THÍ NGHIỆM LOẠI BỎ (ABLACTION STUDIES)**

Trong các thí nghiệm loại bỏ, chúng tôi kiểm tra tầm quan trọng của các thành phần chính trong hệ thống FALCON bằng cách loại bỏ từng phần của nó và đánh giá hiệu suất còn lại. Các thí nghiệm loại bỏ giúp chúng tôi hiểu rõ hơn về sự đóng góp của mỗi thành phần vào hiệu suất tổng thể của bộ lập kế hoạch khám phá.

1. **Loại bỏ đường đi bao phủ:** Để kiểm tra tầm quan trọng của đường đi bao phủ toàn cục, chúng tôi loại bỏ thành phần này và chỉ sử dụng các phương pháp tìm kiếm điểm quan sát như NBVP. Kết quả cho thấy việc loại bỏ đường đi bao phủ làm giảm hiệu quả tổng thể của quá trình khám phá, làm tăng thời gian tính toán và thăm lại các khu vực đã được khám phá.
2. **Loại bỏ đồ thị kết nối gia tăng:** Khi chúng tôi loại bỏ đồ thị kết nối gia tăng và thay thế nó bằng phương pháp tìm kiếm trực tiếp qua các voxel, thời gian tính toán tăng lên đáng kể và độ chính xác giảm, vì phương pháp voxel không thể cung cấp các ước tính chi phí chính xác như đồ thị kết nối.
3. **Loại bỏ tối ưu hóa cục bộ:** Việc loại bỏ tối ưu hóa cục bộ dẫn đến các quỹ đạo không tối ưu hơn, làm giảm tính hiệu quả và tính khả thi trong việc di chuyển qua các điểm quan sát.

Kết quả từ các thí nghiệm loại bỏ cho thấy sự đóng góp quan trọng của từng thành phần trong hệ thống FALCON, chứng minh rằng mỗi phần trong bộ lập kế hoạch đóng vai trò quan trọng trong việc tối ưu hóa hiệu suất khám phá.

**IX. KẾT LUẬN**

Bài báo này đã trình bày hệ thống FALCON, một bộ lập kế hoạch khám phá tự động hiệu quả, sử dụng đường đi bao phủ để tối ưu hóa quá trình khám phá không gian 3D. FALCON kết hợp các kỹ thuật phân cấp, từ việc xây dựng đồ thị kết nối gia tăng đến việc tối ưu hóa quỹ đạo cục bộ, nhằm đạt được mục tiêu khám phá nhanh chóng và chính xác. Qua các thí nghiệm mô phỏng, chúng tôi đã chứng minh rằng FALCON vượt trội trong việc đạt được tính linh hoạt, hiệu quả, chính xác và khả thi, đặc biệt là trong các môi trường thử nghiệm với độ phức tạp và khả năng tiếp cận khác nhau.

Kết quả thí nghiệm cho thấy FALCON là lựa chọn tối ưu trong hầu hết các kịch bản thử nghiệm so với các bộ lập kế hoạch khám phá tiên tiến khác. Hệ thống FALCON thể hiện sự kết hợp giữa khả năng bao phủ không gian toàn diện và khả năng tạo ra các quỹ đạo mượt mà, đảm bảo sự di chuyển an toàn và hiệu quả cho robot bay.

Tuy nhiên, còn nhiều hướng cải tiến tiềm năng trong tương lai. Một số vấn đề chưa được giải quyết hoàn toàn bao gồm khả năng thích ứng với các môi trường không thể dự đoán và khả năng mở rộng hệ thống khi số lượng robot tăng lên trong các nhiệm vụ khám phá phối hợp. Việc tích hợp các cảm biến khác như LiDAR và các thuật toán học sâu để tối ưu hóa việc phát hiện và theo dõi các điểm quan sát có thể là một hướng nghiên cứu quan trọng trong tương lai.

Cuối cùng, chúng tôi hy vọng rằng nghiên cứu này sẽ thúc đẩy sự phát triển của các hệ thống robot bay tự động trong các ứng dụng khám phá không gian, bao gồm các nhiệm vụ cứu hộ, khảo sát và nghiên cứu môi trường.