

ĐÁNH GIÁ HIỆU NĂNG GIẢI THUẬT FAB-MAP* ĐỊNH VỊ ROBOT TRONG NHÀ SỬ DỤNG THÔNG TIN HÌNH ẢNH

Nguyễn Quốc Hùng^{1,2}, Vũ Hải¹, Trần Thị Thanh Hải¹, Nguyễn Quang Hoan³

¹ Viện nghiên cứu quốc tế MICA, Trường ĐHBK HN - CNRS/UMI - 2954 - INP Grenoble

² Trường Cao đẳng Y tế Thái Nguyên

³ Trường Đại học sư phạm kỹ thuật Hưng Yên

{Quoc-Hung.Nguyen, Thanh-Hai.Tran, Hai.Vu}@mica.edu.vn, quanghoanptit@yahoo.com.vn

TÓM TẮT— Phương pháp định vị FAB-MAP sử dụng thông tin hình ảnh được nghiên cứu và phát triển cho môi trường ngoài trời [14]. Ý tưởng chính của phương pháp là xác định vị trí của camera thông qua việc ước lượng xác suất có điều kiện giữa quan sát hiện tại với tập các quan sát trước đó. Trong các nghiên cứu trước đây, chúng tôi đã đề xuất các cải tiến phương pháp này để áp dụng cho môi trường trong nhà và đặt tên là FAP-MAP*. Cụ thể chúng tôi lựa chọn các ảnh phân biệt dựa trên đặc trưng GIST trước khi đưa vào pha xây dựng từ điển hình ảnh và đưa định vị vào hoạt động trực tuyến. Trong bài báo này chúng tôi đánh giá hiệu năng giải thuật FAB-MAP* trên CSDL được thu thập tại thư viện Tạ Quang Bửu (Việt Nam) và Milano-Bicocca (Italy). Kết quả cho thấy phương pháp định vị FAB-MAP* khả thi cho các ứng dụng định vị dẫn đường trong môi trường nhà.

Từ khóa— Giải thuật FAB-MAP*, Định vị hình ảnh, Robot.

I. GIỚI THIỆU CHUNG

Dẫn đường robot được mô tả như một quá trình xác định đường đi hợp lý và an toàn từ điểm khởi đầu đến một điểm đích để robot có thể di chuyển giữa chúng. Rất nhiều cảm biến khác nhau như GPS, Lidar, Wifi đã được sử dụng để giải quyết bài toán này. Tuy nhiên những dữ liệu đó không luôn có sẵn hoặc thuận tiện cho việc thu thập, đặc biệt trong môi trường nhỏ hoặc vừa. Ví dụ, hệ thống định vị GPS chỉ cung cấp các dịch vụ bản đồ trong điều kiện khắt khe như thời tiết tốt, môi trường lớn, ngoài trời và không hỗ trợ trong môi trường nhỏ như trong các tòa nhà [1]. Các hệ thống sử dụng Lidar đòi hỏi phải đầu tư chi phí [2]. Hệ thống định vị Wifi cũng không dễ dàng triển khai, cài đặt, ngay cả đối với các môi trường diện hẹp [3].

Trong 30 năm trở lại đây, hướng tiếp cận dẫn hướng dựa trên hình ảnh đã thu hút sự quan tâm đặc biệt của các nhà nghiên cứu và phát triển. Các hướng tiếp cận dẫn hướng nói chung và sử dụng hình ảnh nói riêng có thể phân thành hai loại: loại thứ nhất dựa trên bản đồ môi trường đã được xây dựng từ trước bởi chính robot hoặc bởi một công cụ khác; loại thứ hai vừa định vị vừa tự xây dựng bản đồ (hay còn gọi chung là SLAM). Các phương pháp thuộc hướng tiếp cận thứ hai chỉ cho phép dẫn hướng cho robot nhưng không cho phép tìm đường đi giữa hai vị trí trong môi trường. Trong khi ngữ cảnh bài toán đặt ra là robot dẫn đường từ hai vị trí biết trước vì vậy phải có một bản đồ môi trường được xây dựng ở pha ngoại tuyến và được sử dụng ở pha trực tuyến để định vị và tìm đường.

Trong khuôn khổ bài báo này, chúng tôi đi theo hướng tiếp cận xây dựng bản đồ môi trường ở pha ngoại tuyến và định vị sử dụng nguồn thông tin hình ảnh thu thập được từ camera. Ưu điểm chính của việc sử dụng camera là giá thành rẻ hơn rất nhiều so với các cảm biến khác trong khi cung cấp nguồn thông tin hình ảnh có giá trị phục vụ cho nhiều bài toán khác nhau như xây dựng bản đồ, định vị và phát hiện vật cản bằng các thiết bị thông thường như camera cầm tay. Trong các nghiên cứu trước, chúng tôi đã giới thiệu những cải tiến của phương pháp FAB-MAP dùng cho định vị cho môi trường trong nhà. Trong bài báo này, chúng tôi trình bày các kết quả đánh giá hiệu năng của FAB-MAP cải tiến trên các CSDL thu thập tại thư viện Tạ Quang Bửu (Việt Nam) và Milano-Bicocca (Italy) từ đó cho thấy được điểm mạnh của giải thuật đề xuất.

Bài báo này được bố cục như sau: Phần I giới thiệu bài toán định vị cho robot. Phần II trình bày các nghiên cứu liên quan. Phần III tóm tắt hệ thống đề xuất, trong đó trình bày các bài toán liên quan đến robot dẫn đường. Phần IV đánh giá thử nghiệm trên CSDL thu nhận tại thư viện Tạ Quang Bửu (Việt Nam) và Milano-Bicocca (Italy). Phần V là kết luận và hướng phát triển trong tương lai.

II. MỘT SỐ NGHIÊN CỨU LIÊN QUAN

Như đã giới thiệu ở trên, bài toán định vị và xây dựng bản đồ môi trường cho robot có thể sử dụng rất nhiều loại cảm biến khác nhau. Tuy nhiên bài báo này đi theo hướng tiếp cận sử dụng camera. Vì vậy, chúng tôi chỉ tập trung trình bày những nghiên cứu liên quan về định vị và xây dựng bản đồ môi trường sử dụng thông tin hình ảnh.

A. Hướng tiếp cận chỉ sử dụng 01 camera

Broida 1990 [4] Broida và Chellappa 1991 [5] đề xuất thuật toán đệ quy sử dụng 01 camera thu thập chuỗi hình ảnh của một đối tượng di chuyển để ước lượng cấu trúc và động học của đối tượng. Đây có thể coi là nghiên cứu đầu tiên theo hướng tiếp cận Monocular SLAM. Việc dự đoán vị trí được thực hiện kết hợp với bộ lọc Kalman mở rộng (IEKF-Iterated Extended Kalman Filter) trên các điểm đặc trưng chuyển động. Davison 2007 [6] trình bày một hệ thống định vị sử dụng 01 camera hoạt động trong thời gian thực. Trong phương pháp này, vị trí của camera và bản đồ 3D đánh dấu các điểm quan trọng trong môi trường được tính toán và lưu lại. Sau đó giải thuật EKF-SLAM được sử

dụng để cải thiện kết quả định vị. William 2007 [7] giải quyết vấn đề tái định vị tự động. Clemente năm 2007 [8] lập bản đồ ứng dụng với quy mô lớn.

Ethan và Drummond 2007 [9] đề xuất hệ thống định vị trong phạm vi nhỏ theo hướng tiếp cận 01 camera với quy mô thử nghiệm nhỏ được mô hình hóa thành các nút khác nhau kết hợp trong một đồ thị lớn bằng kỹ thuật tối ưu hóa phi tuyến. Dellaert 2006 [10], Strasdat năm 2010 [11] sử dụng kỹ thuật tối ưu hóa phi tuyến như BA (Bundle Adjustment) hoặc Smoothing và Mapping (SAM) để theo dõi đặc trưng giữa các khung hình liên tiếp. Williams 2008 [12] trình bày đánh giá so sánh vai trò của thủ tục vòng lặp đóng (loop closure detection) xem xét các vị trí đã đi qua hay chưa trong các hệ thống SLAM sử dụng 01 camera duy nhất (Monocular SLAM) đối với các bài toán định vị hình ảnh sử dụng các kỹ thuật đối sánh ảnh Map-to-Map [8], Image-to-Map [13], Image-to-Image [14], [15]. Môi trường thử nghiệm được tiến hành trong nhà và ngoài trời với quỹ đạo di chuyển là một vòng và nhiều vòng. Kết quả cho thấy đối sánh Image-to-Image cho kết quả tốt nhất, Map-to-Map và Image-to-Map cho kết quả kém hơn.

Perera 2011 [16] đề xuất thuật toán theo dõi giám sát các đối tượng chuyển động trong môi trường. Việc phát hiện các điểm di chuyển từ một camera chuyển động được giải quyết bởi các ràng buộc epipolar bằng cách sử dụng các thông tin đo được với các thuật toán monoSLAM. Tuy nhiên để xác định ngưỡng chính xác nhằm phân loại các điểm di chuyển, người ta phải thực hiện nhiều lần thử nghiệm, tùy thuộc vào số lượng điểm dự kiến sẽ tương xứng về điểm phát hiện được trong môi trường.

B. Hướng tiếp cận sử dụng từ 02 camera trở lên

Ozawa 2005 [17] đề xuất hệ thống trực tuyến tái tạo bản đồ 3D sử dụng kỹ thuật đo hành trình bằng thông tin thị giác (visual odometry). Hệ thống gồm hai thành phần chính. Thành phần thứ nhất là xây dựng bản đồ 3D từ một chuỗi hình ảnh thu thập từ camera-stereo để mô tả chi tiết thế giới thực và lập kế hoạch di chuyển cho robot trên bản đồ 3D tái tạo. Thành phần thứ hai thực hiện đo hành trình thị giác (visual odometry) để kết nối chuỗi hình ảnh 3D nhằm đưa ra mô hình chuyển động của camera theo hướng tiếp cận 6DOF (sáu bậc tự do) và thông tin môi trường 3D. Để làm được điều này, một số kỹ thuật được áp dụng như tính toán chiều sâu của ảnh thu nhận, tính toán các luồng dữ liệu 3D dựa vào việc theo vết các hình ảnh đặc trưng ban đầu, sử dụng kỹ thuật RANSAC [18] ước lượng chuyển động camera theo mô hình 6DOF. Tiếp theo là sử dụng dữ liệu kết quả trên bản đồ 3D để thực hiện một trình tự tối ưu các địa điểm mà robot phải qua. Việc di chuyển của robot dựa trên một bản đồ độ cao của địa hình và một tập hợp rời rạc dự đoán những bước tiếp theo mà robot có thể thực hiện.

Michel 2007 [19] trình bày một phương pháp theo vết robot chuyển động và leo cầu thang trong môi trường 3D bằng việc sử dụng chuỗi hình ảnh được thu thập từ camera-stereo. Phương pháp có khả năng thực hiện thời gian thực (Real-time) trên GPU (Graphic Processing Units). Những hạn chế của phương pháp này phụ thuộc vào đối tượng 3D cần theo vết và mô hình 3D tương đối nhỏ. Tuy nhiên nó rất hữu ích cho các kịch bản robot leo cầu thang.

Khác với các nghiên cứu trên, trong bài báo này chúng tôi tập trung vào giải quyết vấn đề định vị sử dụng thông tin hình ảnh bằng việc sử dụng một khung làm việc tổng quát về mô hình hóa môi trường và định vị được trình bày chi tiết ở phần dưới đây.

III. GIẢI THUẬT ĐỊNH VỊ SỬ DỤNG THÔNG TIN HÌNH ẢNH

Phần này mô tả khung làm việc để xây dựng hệ thống định vị trong các môi trường trong nhà. Khác với các hệ thống dẫn đường thông thường, hệ thống đề xuất chỉ sử dụng dữ liệu hình ảnh mà không đòi hỏi dữ liệu định vị khác như GPS, WIFI, LIDAR, v.v.

Trước tiên, chúng tôi sẽ trình bày ý tưởng của giải thuật FAB-MAP gốc, sau đó chúng tôi sẽ trình bày các cải thiện nâng cao độ chính xác khi thực hiện trong nhà gọi tắt là FAB-MAP*. Chi tiết về hệ thống đề xuất được mô tả trong [20]. Cải tiến lớn trong nghiên cứu này là, chúng tôi đã đề xuất khung làm việc tổng quát cho robot di động, trong đó mô đun định vị dựa trên giải thuật FAB-MAP* là một thành phần quan trọng nhằm nâng cao độ chính xác định vị, giúp cho robot hiểu được môi trường đưa ra các quyết định phù hợp khi thực hiện các nhiệm vụ trợ giúp dẫn đường.

A. Giải thuật FAB-MAP

Giải thuật FAB-MAP (Fast Appearance based Mapping) [14] do Cummins và đồng nghiệp đề xuất năm 2008 với ý tưởng xác định vị trí của camera bằng cách tính xác suất lớn nhất mà quan sát hiện tại tương ứng với một vị trí mà nó đã đi qua. Mỗi vị trí được biểu diễn bởi một vector nhị phân các giá trị 0 hoặc 1 biểu thị sự vắng mặt hay xuất hiện của một từ không trong bộ từ điển đã được xây dựng từ trước bởi kỹ thuật túi từ (Bag of Word) [21].

Ưu điểm nổi trội của FAB-MAP là sử dụng mô hình cây nhị phân Chow Liu [22] để tính toán mối quan hệ đồng xuất hiện của các từ, vì thế cho phép xác định vị trí một cách chính xác hơn. Bản chất của FAB-MAP là xác định vị trí của camera trong quá trình di chuyển. Nó cập nhật bản đồ nếu vị trí hiện tại trùng với một vị trí đã đi qua (loop closure detection) hoặc tạo vị trí mới. FAB-MAP gốc chỉ làm việc trên bản đồ cục bộ (tính từ thời điểm ban đầu đến vị trí hiện tại) chi tiết gồm có các bước sau:

1. *Xây dựng bộ từ điển và biểu diễn quan sát*: Mỗi khung hình sẽ được biểu diễn bởi mô hình túi từ [21]. Ý tưởng của mô hình này là coi bức ảnh như một tài liệu và biểu diễn tài liệu này bởi tập các từ (Words). Trong phần dưới đây trình bày 02 bước chính của kỹ thuật túi từ: i) xây dựng bộ từ điển; ii) biểu diễn ảnh dựa trên bộ từ điển.

- *Xây dựng bộ từ điển*: Giả sử có một tập các ảnh mẫu I_1, I_2, \dots, I_N . Các bước của xây dựng từ điển từ tập ảnh này như sau:
 - Trích chọn đặc trưng trên từng ảnh I_i , ($i = 1..N$). Do ưu điểm tính toán nhanh, chúng tôi chọn đặc trưng SURF [23], mỗi đặc trưng này là một vector 128 chiều.
 - Phân cụm các đặc trưng trong không gian đặc trưng sử dụng phương pháp K-Means [24]. Số lượng phân cụm K xác định từ trước. Mỗi cụm sẽ được đặc trưng bởi tâm và độ rộng của 2 hướng chính.
- *Biểu diễn ảnh I dựa trên bộ từ điển các bước sau*:
 - Trích chọn đặc trưng SURF trong ảnh I.
 - Gán mỗi đặc trưng vào cụm mà khoảng cách từ nó đến tâm cụm là ngắn nhất.
 - Biểu diễn ảnh I bởi một vector nhị phân $Z_k = \{z_1, z_2, \dots, z_K\}$ có độ dài K. Thành phần z_q nhận một trong hai giá trị $\{0, 1\}$ tương ứng với sự có mặt hay vắng mặt của một từ q trong ảnh.

2. *Xây dựng cây nhị phân Chow Liu [22]*: Các tác giả trong FAB-MAP khai thác mối quan hệ đồng xuất hiện của các từ trong từ điển bằng việc xây dựng cấu trúc cây nhị phân Chow Liu [22]. Thực chất đây là một cây khung nhỏ nhất trong bài toán đồ thị có hướng nhằm tạo ra mối liên hệ giữa các nút. Do vậy, sau khi đã xây dựng từ điển gồm K từ, các từ có thể có mối liên hệ với nhau. Cụ thể có những cặp từ xuất hiện đồng thời. Để tính đến mối quan hệ này, xác suất $P(Z)$ với $Z = (z_1, z_2, \dots, z_K)$ của K biến rời rạc cần phải xác định. Nếu như $P(Z)$ là một phân bố tổng quát không có cấu trúc đặc biệt, không gian cần thiết để biểu diễn cấu trúc này là lũy thừa bậc K. Để đơn giản, các nhà khoa học thường xấp xỉ $P(Z)$ bởi một cấu trúc $Q(Z)$ có cấu trúc đặc biệt gần giống với phân bố $P(Z)$. Cụ thể tối thiểu khoảng cách Kullback-Leibler:

$$D_{KL}(P, Q) = \sum_{x \in X} P(x) \log \frac{P(x)}{Q(x)} \quad (1)$$

Ý tưởng chung là xấp xỉ một phân bố rời rạc $P(Z)$ bởi mạng Bayes có dạng cấu trúc cây $Q(Z)_{opt}$. Cấu trúc của $Q(Z)_{opt}$ được xác định bằng cách xem xét một đồ thị G . Đối với một phân bố trên n biến, G là đồ thị đầy đủ với n nút và $\frac{n(n-1)}{2}$ cạnh, trong đó mỗi cạnh (z_i, z_j) có trọng số là thông tin tương hỗ $I(z_i, z_j)$ giữa biến i và j xác định bởi công thức:

$$I(z_i, z_j) = \sum_{z_i, z_j \in \Omega} P(z_i, z_j) \log \frac{p(z_i, z_j)}{p(z_i)p(z_j)} \quad (2)$$

Chow Liu đã chứng minh được cây khung có trọng số lớn nhất của đồ thị G sẽ có cấu trúc tương tự với $Q(Z)_{opt}$.

3. *Cập nhật vị trí đã đi qua hoặc tạo mới trên bản đồ*: Giả sử tại thời điểm k , bản đồ môi trường đã được xây dựng gồm n_k vị trí: $\{L_1, L_2, \dots, L_{n_k}\}$. Camera thu nhận khung hình I_k . Sử dụng bộ từ điển đã được xây dựng, biểu diễn khung hình I_k bởi vector Z_k như đã trình bày ở phần trên. Gọi Z^k là vector quan sát từ lúc bắt đầu đến thời điểm k : $Z^k = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_k\}$, Tính xác suất mà quan sát I_k có thể ở một trong số các vị trí $\{L_1, L_2, \dots, L_{n_k}\}$ theo công thức dưới đây:

$$P(L_i | Z^k) = \frac{p(Z_k | L_i, Z^{k-1})p(L_i | Z^{k-1})}{p(Z_k | Z^{k-1})} \quad (3)$$

với $i = \overline{1, n_k}$;

Dựa trên giải thuật FAB-MAP gốc, chúng tôi đề xuất một số cải tiến chính như sau:

- *Đề xuất kỹ thuật xác định cảnh phân biệt để giảm các quan sát trùng lặp.*
- *Chuyển pha trực tuyến của FAB-MAP về hoạt động ngoại tuyến nhằm xây dựng các vị trí quan trọng (đánh dấu) trên hành trình của robot.*
- *Định vị vị trí robot trên bản đồ môi trường đã định nghĩa trước các vị trí quan trọng.*

Các cải tiến này được trình bày chi tiết trong các phần dưới đây. Chúng tôi đặt tên giải thuật định vị robot cải tiến này là **FAB-MAP***.

B. Giải thuật FAB-MAP*

Trong nghiên cứu này, chúng tôi dựa trên ý tưởng của FAB-MAP để tính xác suất mà quan sát hiện tại của robot trùng với một quan sát tại vị trí nào đó đã được huấn luyện trong CSDL. Giải thuật FAB-MAP* làm việc trên toàn bộ các vị trí của bản đồ tổng thể đã được xây dựng từ trước. Để xây dựng bộ từ điển, FAB-MAP* sử dụng toàn bộ số khung hình thu nhận được để huấn luyện. Tuy nhiên với môi trường trong nhà, các khung cảnh thường lặp đi lặp lại.

Để loại bỏ tính lặp của các mẫu, chúng tôi đề xuất chỉ sử dụng các khung cảnh phân biệt, các khung cảnh này được lựa chọn bằng cách sử dụng khoảng cách euclid của hai vector đặc trưng GIST [25] trích chọn từ hai ảnh liên tiếp. Cách làm này cho phép giảm thiểu các từ bị lặp, từ đó tăng hiệu năng (độ chính xác và độ triệu hồi) của giải thuật định vị.

1. *Xác định cảnh phân biệt để giảm các quan sát trùng lặp*: Bài toán xác định khung cảnh phân biệt được mô tả như sau: Giả thiết có một chuỗi N khung hình liên tiếp $I = \{I_1, I_2, \dots, I_N\}$. Xác định tập con của $I_d \in I$ với $I_d = \{I_{i_1}, I_{i_2}, \dots, I_{i_d}\}$ trong đó các khung cảnh I_{ij} là phân biệt. Để xác định I_{ij} với I_{ik} là phân biệt, có thể kiểm chứng bằng hàm khoảng cách $D(I_{ij}, I_{ik})$:

$$D_i = \mathbf{ED} (Gist(I_{ij}), Gist(I_{ik})) \quad (4)$$

Trong đó: \mathbf{ED} là khoảng cách giữa hai vector trong không gian. Việc xác định các khung cảnh riêng biệt thực hiện bằng giải thuật sau đây. Đầu vào là một chuỗi các hình ảnh liên tiếp thu thập từ camera: $I = \{I_1, I_2, \dots, I_N\}$ gồm các bước:

- *Bước 1: Tính toán sai khác giữa hai khung hình liên tiếp I_i và I_{i-1} . Sai khác này được định nghĩa là khoảng cách Euclid D_i giữa hai vector đặc trưng GIST tương ứng F_i, F_{i-1} .*
- *Bước 2: Kiểm tra nếu $D_i > \theta_{Gist}$ thì I_i được lựa chọn là khung hình phân biệt, trong đó θ_{Gist} là ngưỡng xác định trước bằng thực nghiệm quyết định số lượng khung hình giữ lại.*

2. *Chuyển pha trực tuyến của FAB-MAP về hoạt động ngoại tuyến*: Sau khi đã xác định các cảnh phân biệt, các ảnh này được đưa vào pha ngoại tuyến để xây dựng từ điển và cây Chow Liu trước khi đưa vào pha trực tuyến của FAB-MAP gốc tạo ra các vị trí trên bản đồ. So với FAB-MAP, đầu vào của FAB-MAP* là tập các ảnh đã thu thập từ trước trên hành trình khai phá đường đi trong môi trường.

Công việc huấn luyện này có thể chạy một lần hoặc nhiều lần với các dữ liệu đường đi khác nhau để làm giàu số vị trí trên bản đồ. Một thủ tục lặp có tên "**Loop Closure Detection**" có nhiệm vụ đánh chỉ mục cho các vị trí mới phát hiện trùng khớp với vị trí trên bản đồ, được thực hiện liên tục và kết thúc khi không còn phát hiện các vị trí mới.

3. *Định vị vị trí robot trên bản đồ môi trường*: Sau khi đã xây dựng bản đồ topo số liệu ở pha ngoại tuyến, việc định vị ở pha trực tuyến. Ở pha trực tuyến, camera thu nhận ảnh I_k , quan sát từ đầu đến thời điểm k là Z^k như định nghĩa ở phần trên. Thực hiện tính xác suất mà quan sát Z^k có thể ở vị trí L_i trên bản đồ $L_N = \{L_1, L_2, \dots, L_N\}$ với mọi giá trị $i = \overline{1, N}$, trong đó N là tổng số vị trí đã học trong môi trường xác định bằng công thức:

$$P(L_i | Z^k) = \frac{p(Z_k | L_i, Z^N) p(L_i | Z^N)}{p(Z_k | Z^N)} \quad (5)$$

So với công thức 3, công thức này khác ở chỗ Z_N được thay bởi Z_{k-1} do lúc này bản đồ toàn bộ môi trường đã được xây dựng. Chúng tôi tiến hành đánh giá quan sát hiện tại tại vị trí L_i trên bản đồ của một xác suất khi được đưa ra các quan sát tất cả lên đến một vị trí k . Trong hệ thống này, tại vị trí thứ i xác định một tham số k^* là ngưỡng $\text{argmax}(p(Z_k | L_i))$ là đủ lớn (ngưỡng này được xác định trước từ thực nghiệm $\theta_{FAB-MAP^*} = 0.4$).

IV. KẾT QUẢ ĐÁNH GIÁ THỰC NGHIỆM

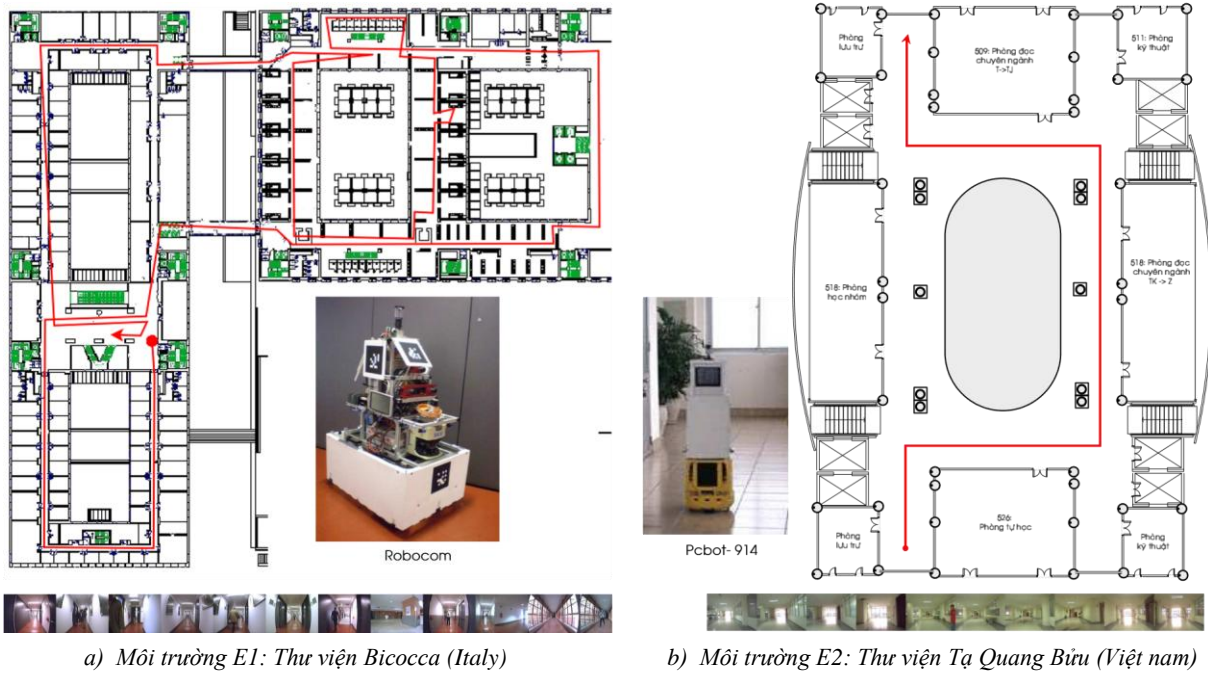
A. Dữ liệu đánh giá

Chúng tôi tiến hành đánh giá phương pháp FAB-MAP trên hai CSDL thu thập tại: (i) *thư viện Bicocca (Italy)* và (ii) *thư viện Tạ Quang Bửu (Việt Nam)* được kết quả chi tiết có trong bảng dưới đây. Dữ liệu tại môi trường E1 đã được sử dụng bởi các nghiên cứu trước đó.

Bảng 1. Dữ liệu huấn luyện và đánh giá tại 02 môi trường

Môi trường thực nghiệm	Huấn luyện (Ảnh)	Ảnh thử nghiệm (Ảnh)
E1: Thư viện Bicocca	41 195	44 195
E2: Thư viện Tạ Quang Bửu	10 650	10 175

Đường đi của robot (Robocom và Pcbot-914) thu thập từ 02 môi trường minh họa ở hình 1 dưới đây:



Hình 1. Môi trường thử nghiệm giải thuật định vị FAB-MAP*

B. Kết quả đánh giá

Đối với giải thuật định vị, cần đánh giá khả năng định vị đúng một vị trí trên bản đồ với một quan sát đưa vào I_k nào đó. Trong số N vị trí trên bản đồ đã xây dựng, giả sử L_{k^*} là vị trí có $P(L_{k^*}/Z^k)$ lớn nhất. Để đánh giá khả năng định vị, chúng tôi sử dụng độ triệu hồi $R(Recall)$ và độ chính xác $P(Precision)$ có trong [26] được tính toán bằng công thức sau:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \tag{6}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \tag{7}$$

Trong đó:

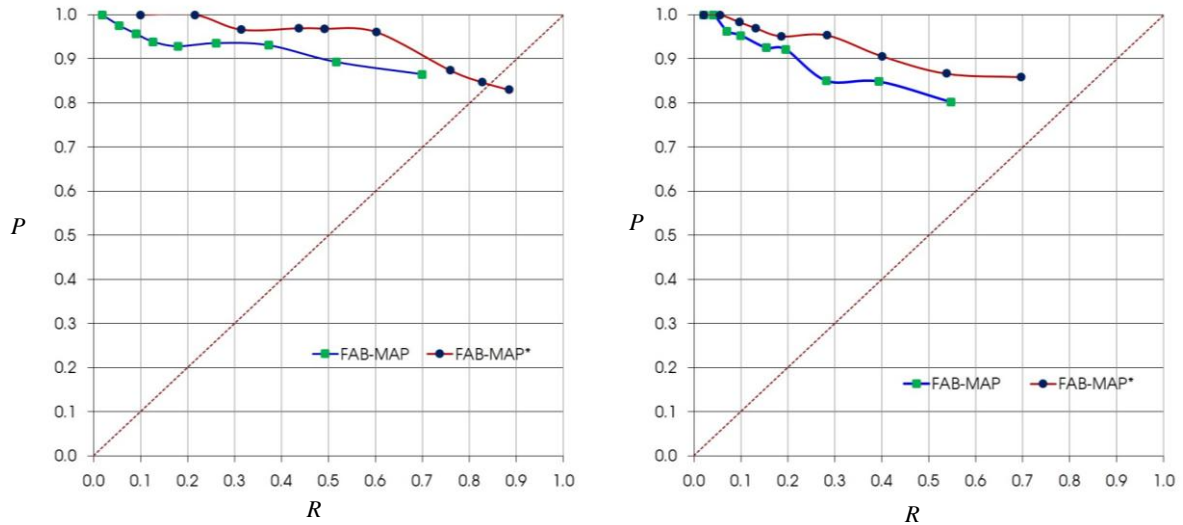
- Vị trí không nhận dạng (ký hiệu FN): Nếu $P(L_{k^*}/Z^k) < \theta_{FAB_MAP}$ kết luận đây là vị trí không có trên bản đồ.
- Vị trí đúng (ký hiệu TP): Nếu $P(L_{k^*}/Z^k) > \theta_{FAB_MAP}$ và đo khoảng cách giữa L_{k^*} và vị trí thực trên thực địa, nếu khoảng cách này nhỏ hơn một giá trị ngưỡng cho trước (trong thực nghiệm $\epsilon = 0.4m$), khi đó kết luận L_{k^*} là định vị đúng trên bản đồ.
- Vị trí sai (ký hiệu FP): Nếu $P(L_{k^*}/Z^k) > \theta_{FAB_MAP}$ và khoảng cách giữa L_{k^*} và vị trí thực trên thực địa lớn hơn ngưỡng ϵ khi đó kết luận L_{k^*} là định vị sai trên bản đồ.

Bảng 2 trình bày chi tiết kết quả định vị giải thuật FAB-MAP*. Có thể nhận thấy trong mọi trường hợp của θ_{FAB_MAP} , khi sử dụng đặc trưng GIST trong việc phân loại cảnh luôn cho kết quả định vị tốt hơn. Kết quả này minh chứng cho việc đề xuất sử dụng đặc trưng GIST để phân tách khung cảnh có cấu trúc lặp, giống nhau trong môi trường trong nhà.

Bảng 2. Dữ liệu huấn luyện và đánh giá tại 02 môi trường

θ_{FAB_MAP}	Thư viện Bicocca (E1)				Thư viện Tạ Quang Bửu (E2)			
	FAB-MAP		FAB-MAP*		FAB-MAP		FAB-MAP*	
	Recall	Precision	Recall	Precision	Recall	Precision	Recall	Precision
0.9	1.79%	100.00%	9.94%	100.00%	4.13%	98.24%	8.29%	100%
0.8	5.52%	97.56%	21.55%	100.00%	6.90%	97.41%	15.47%	100%
0.7	9.10%	95.65%	31.49%	96.61%	8.31%	96.85%	24.86%	100%
0.6	12.69%	93.88%	43.65%	96.94%	10.46%	95.11%	33.15%	98.24%
0.5	17.93%	92.86%	49.17%	96.84%	12.42%	94.07%	40.88%	98.37%
0.4	26.07%	93.56%	60.22%	96.08%	20.81%	90.34%	53.59%	95.98%
0.3	37.24%	93.10%	76.01%	87.41%	37.25%	88.22%	74.03%	94.03%
0.2	51.72%	89.29%	82.68%	84.76%	42.55%	86.96%	81.22%	93.04%
0.1	69.93%	86.51%	88.45%	83.04%	56.97%	85.71%	89.50%	92.98%

Hình 2 biểu diễn kết quả độ triệu hồi và độ chính xác với tập ngưỡng $\theta_{FAB_MAP} \in \{0.1, \dots, 0.9\}$. Kết quả này cho thấy khi đó ngưỡng θ_{FAB_MAP} tăng dần (ràng buộc càng chặt) thì độ triệu hồi giảm nhanh và độ chính xác tăng và ngược lại.

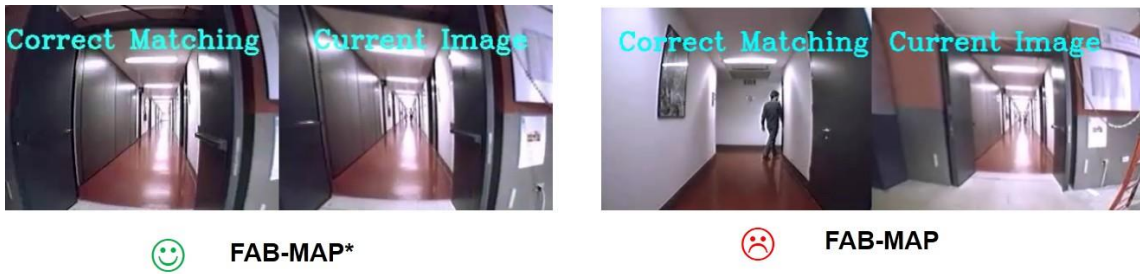


a) Môi trường E1: Thư viện Bicocca (Italy)

b) Môi trường E2: Thư viện Tạ Quang Bửu (Việt nam)

Hình 2. Biểu đồ so sánh giải thuật định vị FAB-MAP* tại E1 và E2

Hình dưới đây là một số hình ảnh minh họa đánh giá với ngưỡng $\theta_{FAB_MAP}=0.4$ đạt kết quả cao trên 02 CSDL thu thập:



a) Môi trường E1: Thư viện Bicocca (Italy)



b) Môi trường E2: Thư viện Tạ Quang Bửu (Việt nam)

Hình 3. Một số hình ảnh minh họa định vị robot trên 02 môi trường thử nghiệm

V. KẾT LUẬN

Trong bài báo này, chúng tôi đã tóm lược mô hình kết hợp định vị sử dụng thông tin hình ảnh đối với hai bài toán truyền thống là xây dựng bản đồ môi trường và định vị. Bản đồ môi trường trong nhà được tạo ra bằng phương pháp đo hành trình bằng thị giác máy tính kết hợp với đặc tả các vị trí bởi mô hình quan sát dựa trên từ điển. Các vị trí quan trọng trên bản đồ môi trường được xác định bằng mô hình xác suất có điều kiện giữa quan sát hiện thời với tập các quan sát từ trước tới thời điểm hiện tại bằng giải thuật định vị FAB-MAP kết hợp đề xuất sử dụng đặc trưng GIST trong việc phân tách khung cảnh giống nhau (gọi tắt là FAB-MAP*). Thực hiện đánh giá giải thuật FAB-MAP* trên một số CSDL tự xây dựng và CSDL dùng chung của cộng đồng nghiên cứu cho thấy giải thuật đề ra tin cậy hơn giải thuật FAB-MAP gốc, có khả năng áp dụng cho các bài toán định vị robot trong môi trường nhỏ hẹp.

VI. LỜI CẢM ƠN

Bài báo này được thực hiện với sự hỗ trợ của đề tài “Trợ giúp định hướng người khiếm thị sử dụng công nghệ đa phương thức” mã số: ZEIN2012RIP19 - Hợp tác quốc tế các trường Đại học tại Việt - Bỉ (VLIR).

VII. TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] E. North, J. Georgy, M. Tarbouchi, U. Iqbal, and A. Noureldin, “Enhanced mobile robot outdoor localization using ins/gps integration” in International Conference on Computer Engineering and Systems, 2009, pp. 127–132.
- [2] X. Yuan, C.-X. Zhao, and Z.-M. Tang, “Lidar scan-matching for mobile robot localization,” *Information Technology Journal*, vol. 9, no. 1, pp. 27–33, 2010.
- [3] J. Biswas and M. Veloso, “Wifi localization and navigation for autonomous indoor mobile robots” in International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2010, pp. 4379–4384.
- [4] T. J. Broida, S. Chandrashekhar, and R. Chellappa, “Recursive 3-d motion estimation from a monocular image sequence”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 26, no. 4, pp. 639–656, 1990.
- [5] T. Broida and R. Chellappa, “Estimating the kinematics and structure of a rigid object from a sequence of monocular images” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 13, no. 6, pp. 497–513, 1991.
- [6] A. J. Davison, I. D. Reid, N. D. Molton, and O. Stasse, “Monoslam: Real-time single camera SLAM”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 29, no. 6, pp. 1052–1067, 2007.
- [7] B. Williams, G. Klein, and I. Reid, “Real-time slam relocation”, in *Computer Vision, IEEE 11th International Conference on ICCV. IEEE*, 2007, pp. 1–8.
- [8] L. A. Clemente, A. J. Davison, I. D. Reid, J. Neira, and J. D. Tardós, “Mapping large loops with a single hand-held camera” in *Robotics: Science and Systems*, vol. 2, 2007, p. 11.
- [9] E. Eade and T. Drummond, “Monocular slam as a graph of coalesced observations” in *Computer Vision, IEEE 11th International Conference on ICCV, IEEE*, 2007, pp. 1–8.
- [10] F. Dellaert and M. Kaess, “Square root sam: Simultaneous localization and mapping via square root information smoothing” *The International Journal of Robotics Research*, vol. 25, no. 12, pp. 1181–1203, 2006.
- [11] H. Strasdat, J. Montiel, and A. J. Davison, “Scale drift-aware large scale monocular SLAM” in *Robotics: Science and Systems*, vol. 2, no. 3, 2010, p. 5.
- [12] B. Williams, M. Cummins, J. Neira, P. Newman, I. Reid, and J. Tardós, “A comparison of loop closing techniques in monocular slam” *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 57, no. 12, pp. 1188–1197, 2009.
- [13] —, “An image-to-map loop closing method for monocular SLAM” in *Intelligent Robots and Systems, International Conference on IEEE/RSJ IEEE*, 2008, pp. 2053–2059.
- [14] M. Cummins and P. Newman, “Fab-map: Probabilistic localization and mapping in the space of appearance”, *The International Journal of Robotics Research*, vol. 27, no. 6, pp. 647–665, 2008.
- [15] —, “Accelerated appearance-only SLAM” in *Robotics and automation, IEEE international conference on ICRA IEEE*, 2008, pp. 1828–1833.
- [16] S. Perera and A. Pasqual, “Towards realtime handheld monoslam in dynamic environments”, in *Advances in Visual Computing. Springer*, 2011, pp. 313–324.
- [17] R. Ozawa, Y. Takaoka, Y. Kida, K. Nishiwaki, J. Chestnutt, J. Kuffner, S. Kagami, H. Mizoguchi, and H. Inoue, “Using visual odometry to create 3d maps for online footprint planning” in *Systems, Man and Cybernetics, International Conference on IEEE*, 2005, vol. 3, pp. 2643–2648.
- [18] D. Nistér, “Preemptive ransac for live structure and motion estimation”, *Machine Vision and Applications*, vol. 16, no. 5, pp. 321–329, 2005.
- [19] P. Michel, J. Chestnutt, S. Kagami, K. Nishiwaki, J. Kuffner, and T. Kanade, “Gpu-accelerated real-time 3d tracking for humanoid locomotion and stair climbing” in *Intelligent Robots and Systems, IEEE/RSJ International Conference on IROS IEEE*, 2007, pp. 463–469.
- [20] Q.-H. Nguyen, H. Vu, T.-H. Tran, and Q.-H. Nguyen, “Developing a way-finding system on mobile robot assisting visually impaired people in an indoor environment,” *Multimedia Tools and Applications*, pp. 1–25, 2016.
- [21] A. Bosch, X. Munoz, and R. Martí, “Which is the best way to organize/classify images by content?”, *Image and vision computing*, vol. 25, no. 6, pp. 778–791, 2007.
- [22] C. Chow and C. Liu, “Approximating discrete probability distributions with dependence trees”, *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 14, no. 3, pp. 462–467, 1968.
- [23] H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, and L. V. Gool, “Surf: Speeded up robust features,” *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 110, no. 3, pp. 346–359, 2006.
- [24] J. A. Hartigan and M. A. Wong, “Algorithm as 136: A k-means clustering algorithm”, *Applied statistics*, pp. 100–108, 1979.
- [25] A. Oliva and A. Torralba, “Modeling the shape of the scene: A holistic representation of the spatial envelope”, *International journal of computer vision*, vol. 42, no. 3, pp. 145–175, 2001.
- [26] M. Everingham, L. Van Gool, C. Williams, J. Winn, and A. Zisserman, “The pascal visual object classes challenge”, in *International Journal of Computer Vision*, vol. 88, no. 2, 2009, pp. 303–338.

PERFORMANCE EVALUATION OF FAB-MAP* FOR ROBOT LOCALIZATION IN INDOOR ENVIRONMENT USING MONOCULAR CAMERA

Quoc-Hung Nguyen, Hai Vu, Thanh-Hai Tran, Quang-Hoan Nguyen

ABSTRACT— FAB-MAP (Fast Appearance Based Mapping) is a method for vehicle localization using camera in outdoor environment. The main idea of FAB-MAP is to estimate the conditional probability of a visual observation that matches with one of the pre-built observation in the dataset. In our previous work, we have improved FAB-MAP (herein called FAB-MAP*) for indoor environment. In FAB-MAP*, we proposed to take only distinctive samples based on GIST features to build visual dictionary. Then we take the offline phase of FAB-MAP to online phase of FAB-MAP* for localization. This paper focuses on the evaluation of the proposed method FAB-MAP* on two datasets, one is built by ourself and one is a benchmark dataset. The results show that the FAB-MAP* is more efficient and has potential to be applied in indoor localization.

KỶ YẾU HỘI NGHỊ KHOA HỌC CÔNG NGHỆ
QUỐC GIA LẦN THỨ IX

ISBN: 978-604-913-472-2

FAIR

NGHIÊN CỨU CƠ BẢN VÀ ỨNG DỤNG CÔNG NGHỆ THÔNG TIN

CẦN THƠ, 4-5/8/2016

Proceedings of the 9th National Conference
on Fundamental and Applied Information
Technology Research (FAIR'9)



NHÀ XUẤT BẢN KHOA HỌC TỰ NHIÊN VÀ CÔNG NGHỆ

KỶ YẾU HỘI NGHỊ KHOA HỌC CÔNG NGHỆ
QUỐC GIA LẦN THỨ IX

FAIR

**NGHIÊN CỨU CƠ BẢN VÀ ỨNG DỤNG
CÔNG NGHỆ THÔNG TIN**

CẦN THƠ, 4-5/8/2016

**Proceedings of the 9th National Conference on Fundamental
and Applied Information Technology Research (FAIR'9)**

ISBN: 978-604-913-472-2

NHÀ XUẤT BẢN KHOA HỌC TỰ NHIÊN VÀ CÔNG NGHỆ

Hà Nội - 2016

BAN BIÊN TẬP

- GS.TS. Đặng Quang Á (Trung tâm Tin học và Tính toán, VAST)
- GS.TS. Vũ Đức Thi (Viện Công nghệ thông tin, VNU-HN)
- PGS.TS. Trần Văn Lăng (Viện Cơ học và Tin học ứng dụng, VAST)
- TS. Lê Quang Minh (Viện Công nghệ thông tin, VNU-HN)
- ThS. Phan Thị Quế Anh (Tạp chí Tin học và Điều khiển, VAST)

ĐỊA CHỈ LIÊN HỆ

- **Viện Công nghệ thông tin, Đại học Quốc gia Hà Nội**
114 Xuân Thủy, Cầu Giấy, Hà Nội
- **Viện Cơ học và Tin học ứng dụng**
01 Mạc Đĩnh Chi, Quận 1, TP.HCM

FAIR



ITI
2016



HỘI NGHỊ KHOA HỌC QUỐC GIA LẦN THỨ IX

NGHIÊN CỨU CƠ BẢN VÀ ỨNG DỤNG CÔNG NGHỆ THÔNG TIN

The 9th National Conference on Fundamental and Applied IT Research

Trường Đại học Cần Thơ, ngày 4-5/8/2016

Nhằm góp phần thúc đẩy nghiên cứu cơ bản, nghiên cứu ứng dụng về Công nghệ thông tin và Truyền thông tại Việt Nam; Liên hiệp Các hội Khoa học và Kỹ thuật Việt Nam, Trường Đại học Cần Thơ phối hợp Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam, Bộ Giáo dục và Đào tạo, Bộ Khoa học và Công nghệ cùng với các trường đại học và viện nghiên cứu trong nước tổ chức *Hội nghị quốc gia lần thứ IX "Nghiên cứu cơ bản và ứng dụng Công nghệ thông tin"*. Tên hội nghị được gọi tắt là FAIR - *Fundamental and Applied IT Research*.

Chủ đề chính (nhưng không hạn chế):

- Công nghệ mạng và truyền thông
- Xử lý ngôn ngữ tự nhiên và tiếng nói
- Công nghệ phần mềm
- Tính toán khoa học
- Cơ sở dữ liệu
- Hệ thống thông tin
- Công nghệ đa phương tiện
- Phương pháp tính toán mềm

Đăng ký tham dự

Báo cáo tham dự nộp trực tiếp qua địa chỉ của Hội nghị FAIR <http://fair.conf.vn/2016>

Các báo cáo tại Hội nghị được phản biện để đăng trong kỷ yếu chính thức.

Thời hạn Hội nghị:

- Nộp tóm tắt: 10/05/2016
- Nộp toàn văn: 15/06/2016
- Thông báo chấp nhận: 20/06/2016

Thông báo

- Thông báo chấp nhận tại <http://fair.conf.vn/2016/bao-cao-chap-nhan>

MỤC LỤC

STT	NỘI DUNG	Trang
1.	A METHOD TO SPECIFY SOFTWARE FUNCTIONAL REQUIREMENTS FOR SYSTEM TEST CASE GENERATION <i>Chu Thị Minh Hue, Nguyen Ngoc Binh, Dang Duc Hanh</i>	1
2.	A NEW METHOD AGAINST ATTACKS ON NETWORKED INDUSTRIAL CONTROL SYSTEMS <i>Nguyen Dao Truong, Le My Tu</i>	9
3.	A NOVEL VISUAL CONTENT DESCRIPTOR USING COLOR AND SHAPE FEATURES <i>Thanh Le Hoang</i>	17
4.	AN IMPROVEMENT IN MEASURING THE SEMANTIC SIMILARITY BETWEEN RDF ONTOLOGIES <i>Pham Thi Thu Thuy, Nguyen Dang Tien</i>	22
5.	AN INFORMATION-THEORETIC METRIC BASED METHOD FOR SELECTING CLUSTERING ATTRIBUTE <i>Pham Cong Xuyen, Do Si Truong, Nguyen Thanh Tung</i>	31
6.	ANALYSIS OF FUZZY QUERY PROCESSING AND OPTIMIZATION IN FUZZY OBJECT ORIENTED DATABASE <i>Nguyễn Tấn Thuận, Đoàn Văn Ban, Trương Ngọc Châu, Trần Thị Thúy Trinh</i>	41
7.	ÁP DỤNG MÔ HÌNH AN KẾT HỢP THUẬT TOÁN BIMETA TRONG VIỆC GOM NHÓM TRÌNH TỰ METAGENOMIC <i>Văn Đình Vỹ Phương, Trần Văn Lãng, Trần Văn Hoài, Lê Văn Vinh</i>	49
8.	BIỂU DIỄN VÀ TÍNH TOÁN ƯỚC LƯỢNG GIÁ TRỊ NGÔN NGỮ TRONG BÀI TOÁN RA QUYẾT ĐỊNH ĐA TIÊU CHUẨN <i>Trần Đình Khang</i>	56
9.	CẢI THIỆN HIỆU NĂNG HỆ THỐNG NHẬN DẠNG TIẾNG VIỆT VỚI THÔNG TIN VỀ PHƯƠNG NGỮ <i>Phạm Ngọc Hưng, Trịnh Văn Loan, Nguyễn Hồng Quang, Trần Vũ Duy</i>	63
10.	CHÔNG LỚP THÔNG TIN TRONG TÍNH TOÁN VÀ HIỂN THỊ ĐỊA HÌNH SỐ HÓA BA CHIỀU <i>Lê Anh, Nguyễn Thị Lan, Nguyễn Trung Kiên</i>	70
11.	CHUYÊN ĐỔI CÂU ĐƠN TIẾNG VIỆT SANG BIỂU THỨC UNL <i>Phan Thị Lệ Thuyền, Võ Trung Hùng</i>	78
12.	ĐÁNH GIÁ HIỆU NĂNG GIẢI THUẬT FAB-MAP* ĐỊNH VỊ ROBOT TRONG NHÀ SỬ DỤNG THÔNG TIN HÌNH ẢNH <i>Nguyễn Quốc Hùng, Vũ Hải, Trần Thị Thanh Hải, Nguyễn Quang Hoan</i>	86
13.	ĐÁNH GIÁ TÍNH DỄ ĐỌC CỦA VĂN BẢN TIẾNG VIỆT DỰA TRÊN WORDNET <i>Phạm Duy Tâm, Trần Minh Hùng, Lương An Vinh, Đinh Điền</i>	93
14.	ĐỀ XUẤT PHƯƠNG PHÁP ƯỚC LƯỢNG ĐỘ TIN CẬY MẠNG MANET DỰA TRÊN KỸ THUẬT PHÂN CỤM VÀ DỰ PHÒNG MẠNG <i>Lê Khánh Dương, Lê Quang Minh, Nguyễn Anh Chuyên, Tô Hữu Nguyên</i>	112
15.	DEEP LEARNING: ỨNG DỤNG CHO DỰ BÁO LƯU LƯỢNG NƯỚC ĐÉN HỒ CHỨA HÒA BÌNH <i>Trương Xuân Nam, Nguyễn Thanh Tùng</i>	118

	<i>Nguyễn Công Điều, Nghiêm Văn Linh</i>	
17.	DỰ ĐOÁN GEN BIỂU HIỆN CAO CHO THIẾT KẾ GEN DỪNG TRONG TÁI TỔ HỢP <i>Dương Thị Kim Chi, Trần Văn Lăng, Huỳnh Xuân Hiệp</i>	134
18.	DỰ ĐOÁN HƯỚNG DI CHUYỂN VÀ XÁC ĐỊNH TỐC ĐỘ XE QUA CAMERA QUAN SÁT <i>Lâm Hữu Tuấn, Huỳnh Phụng Toàn, Nguyễn Thị Hồng Nhung, Trần Cao Đệ</i>	143
19.	GIẢI PHÁP HỖ TRỢ SINH VIÊN LẬP KẾ HOẠCH HỌC TẬP DỰA TRÊN TIẾP CẬN TẬP THỜ <i>Lê Đức Thắng, Trương Thị Hải, Nguyễn Thái Nghe, Huỳnh Xuân Hiệp</i>	151
20.	GIẢI PHÁP NHẬN DẠNG BỆNH TRÊN LÚA TỪ THIẾT BỊ DI ĐỘNG THÔNG MINH <i>Nguyễn Hữu Hòa, Lâm Tấn Phương, Nguyễn Thái Nghe</i>	159
21.	GIẢI PHÁP PHÁT HIỆN TÁN CÔNG NGẬP LỤT TRÊN MẠNG MANET <i>Lương Thái Ngọc, Võ Thanh Tú</i>	165
22.	GIẢI PHÁP PHÁT TRIỂN THUẬT TOÁN MẬT MÃ KHÓA ĐỐI XỨNG TỪ CÁC HỆ MÃ LỮY THỪA VÀ MÃ OTP <i>Lưu Hồng Dũng, Nguyễn Vĩnh Thái, Tống Minh Đức, Bùi Thế Truyền</i>	173
23.	GIẢI PHÁP TÍCH HỢP MẠNG XÃ HỘI TRONG XÂY DỰNG HỆ TRỢ GIẢNG THÔNG MINH <i>Huỳnh Lý Thanh Nhân, Lê Huy Thập, Nguyễn Thái Nghe</i>	181
24.	GIẢI PHÁP TÍCH HỢP XỬ LÝ NGỮ NGHĨA VÀO HỆ THỐNG GỢI Ý <i>Huỳnh Thanh Tài, Nguyễn Hữu Hoà, Huỳnh Minh Trí, Nguyễn Thái Nghe</i>	189
25.	GIẢI THUẬT SVM CHO PHÂN LỚP PHI TUYẾN TẬP DỮ LIỆU LỚN <i>Đỗ Thanh Nghị, Phạm Nguyên Khang, Trần Nguyễn Minh Thư, Nguyễn Hữu Hòa</i>	200
26.	HỆ ANFIS CHO BÀI TOÁN DỰ BÁO DỮ LIỆU CHUỖI THỜI GIAN VÀ ỨNG DỤNG <i>Nguyễn Thị Thu Hiền, Lê Hữu Hà, Trần Thị Vân Anh, Văn Thế Thành, Quán Thành Thơ</i>	209
27.	HỆ HỖ TRỢ TƯ VẤN VÀ CHẨN TRỊ BỆNH TRONG Y HỌC CỔ TRUYỀN <i>Nguyễn Đình Thuần, Lê Kim Nga, Lê Duy Đồng, Lê Văn Quận</i>	217
28.	HỆ THỐNG ĐIỀU KHIỂN MA TRẬN PHUN NƯỚC NGHỆ THUẬT THEO NHẠC DỰA TRÊN BỘ PHÂN LỚP ÂM NHẠC <i>Phan Đình Duy, Trần Ngọc Đức, Trần Văn Quang, Vũ Đức Lung</i>	223
29.	HỆ TƯ VẤN LỌC CỘNG TÁC THEO NGƯỜI DÙNG DỰA TRÊN ĐỘ ĐO HÀM Ý THỐNG KÊ <i>Phan Quốc Nghĩa, Nguyễn Minh Kỳ, Đặng Hoài Phương, Huỳnh Xuân Hiệp</i>	231
30.	KHAI THÁC LUẬT PHÂN LỚP KẾT HỢP TRÊN CƠ SỞ DỮ LIỆU MẮT CÂN BẰNG VỀ LỚP <i>Nguyễn Thị Thúy Loan, Trần Thị Minh Thúy, Giang Hào Côn</i>	240
31.	KHAI THÁC TẬP PHÓ BIẾN CÓ TRỌNG SỐ DỰA TRÊN CẤU TRÚC N-LIST <i>Bùi Danh Hường, Võ Đình Bảy, Nguyễn Duy Hàm</i>	247
32.	KỸ THUẬT KIỂM THỬ HỒI QUI HIỆU QUẢ CHO PHÁT TRIỂN ỨNG DỤNG DI ĐỘNG <i>Huỳnh Quyết Thắng, Nguyễn Đức Mận, Nguyễn Thị Bảo Trang, Nguyễn Thị Anh Đào</i>	255
33.	KỸ THUẬT PHÂN ĐOẠN CHÙM TRONG MẠNG CHUYÊN MẠCH CHÙM QUANG <i>Mai Hoàng Thiên, Đặng Thanh Chương</i>	266
34.	LƯỢC ĐO SAI PHÂN KHÁC THƯỜNG MÔ PHÒNG SỐ MÔ HÌNH SIÊU QUẦN THỂ: SỬ DỤNG ĐỊNH LÝ ỔN ĐỊNH LYAPUNOV <i>Đặng Quang Á, Hoàng Mạnh Tuấn</i>	274