

ĐÁNH GIÁ CÁC GIẢI THUẬT KHỚP MẪU CHO ĐỊNH VỊ TRONG NHÀ BẰNG WLAN

EVALUATION OF PATTERN MATCHING ALGORITHMS FOR INDOOR LOCALIZATION VIA WLAN

Nguyễn Minh Hoàng^{1,2}, Phan Minh Nhật², Lê Tỷ Khánh²

¹Trường Đại học Kinh tế - Luật, Đại học Quốc gia Thành phố Hồ Chí Minh

²Trường Đại học Bách khoa Thành phố Hồ Chí Minh

Tóm tắt - Nghiên cứu này đã thiết kế một phần mềm có thể thu thập dữ liệu WLAN từ các AP (Access Point). Sau đó sử dụng các bộ dữ liệu này để ước lượng vị trí của người dùng thông qua các giải thuật khớp mẫu. Có 3 giải thuật được đánh giá trong bài viết này: k-nearest Neighbors (k-NN), η k-NN và Artificial Neural Network (ANN). Nghiên cứu được khảo sát trên hai khu vực: khu vực với diện tích nhỏ với ít vật thể ảnh hưởng và một khu vực có diện tích gấp 14 lần với nhiều yếu tố có thể ảnh hưởng đến cường độ tín hiệu WLAN thu được. Ảnh hưởng của các thông số như số lượng mẫu, hệ số k, số perceptron trong lớp ẩn của ANN, số lượng AP, số lần quét tại mỗi điểm và kích thước của khu vực được khảo sát sẽ được đánh giá. Từ đó có thể chọn ra các thông số tối ưu cho phần mềm định vị.

Từ khóa - hệ thống định vị trong nhà; ANN; k-nearest neighbors; WLAN; MANET (mobile ad-hoc network)

Abstract - This study develops a software tool that can collect WLAN database from APs (Access Points) and use this database for estimating the location of user via pattern matching algorithms. There are 3 major pattern matching algorithms in this study: k-nearest Neighbors (k-NN), η k-NN and Artificial Neural Network (ANN). Practical experiments use 2 test beds: test bed 1 has small area and not a noisy environment, test bed 2 has an area 14 times bigger than test bed1 and the environment is impacted by many noise sources for WLAN signal. The impact of factors like the number of samples, k, the number of perceptrons in the hidden layer of ANN and the size of testing environment are evaluated. Thereby, we can choose the best value for parameters to achieve the best accuracy.

Key words - indoor location system; artificial neural network; k-nearest neighbors; wireless LAN; MANET (mobile ad-hoc network)

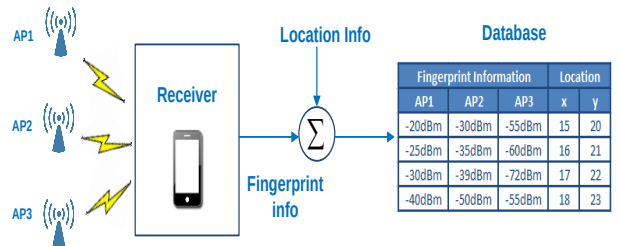
1. Giới thiệu

Định vị trong nhà là một trong những nhu cầu của người sử dụng thiết bị di động bởi vì GPS gặp phải khá nhiều sai số trong môi trường bên trong các tòa nhà. Người dùng không thể biết được mình đang ở trong tầng nào và phòng nào. Với kỹ thuật định vị trong nhà, các công ty phần mềm có thể phát triển các ứng dụng giúp xác định được vị trí của người dùng thiết bị di động hoặc vị trí của người khác, dẫn đường bên trong một tòa nhà lớn như trung tâm mua sắm, sân bay, thư viện,..., hỗ trợ các tình huống khẩn cấp,... Có rất nhiều kỹ thuật được sử dụng cho định vị trong nhà: kỹ thuật GPS trong nhà, định vị dựa trên UWB, định vị dựa trên WLAN,... Trong số đó, định vị dựa trên WLAN là một kỹ thuật nổi trội bởi vì chi phí thấp, dễ triển khai, không cần thiết bị chuyên dụng. Người dùng với các thiết bị như smart phone, tablet, laptop có thể cài đặt một phần mềm để xác định vị trí mà không cần thêm bất kỳ một thiết bị chuyên dụng nào. Về cơ bản quy trình định vị được chia làm 2 giai đoạn: Giai đoạn 1 (offline) sẽ thu thập bộ dữ liệu bao gồm các "fingerprint" hay có thể gọi là mẫu và vị trí tương ứng tại từng điểm khảo sát, Giai đoạn 2 (real time) sẽ thu thập một "fingerprint" thời gian thực sau đó dùng các giải thuật khớp mẫu kết hợp với bộ dữ liệu giai đoạn 1 để ước lượng ra vị trí hiện tại. Mỗi "fingerprint" có dạng như sau: ($RSS_1=-20$, $RSS_2=-30$, $RSS_3=-55$,..., $x=15$, $y=20$) trong đó RSS_i là cường độ đo được của AP_i tại tọa độ (x,y) .

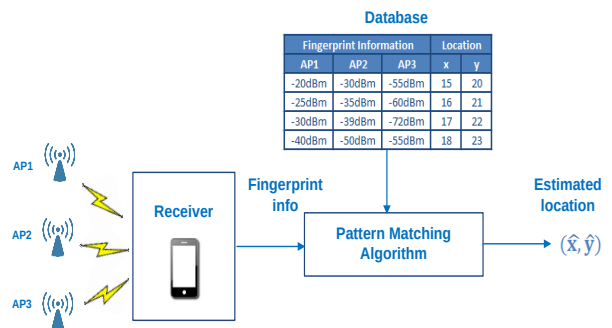
Tuy nhiên, kỹ thuật này bị ảnh hưởng của nhiễu đa đường đến độ chính xác do đó các nhà nghiên cứu cần tìm ra các phương pháp để cải tiến cách định vị này. Nhiều công trình nghiên cứu [1],[2],[3],[4],[5],[6] đã được đưa ra để đạt được mục tiêu này:

- Tìm một phương pháp khớp mẫu để cải tiến độ chính xác.

- Tìm phương pháp lai tạo giữa các phương pháp khớp mẫu.
- Đề xuất các mô hình truyền sóng để xác định một hàm của cường độ tín hiệu theo khoảng cách.
- Lọc các dữ liệu mẫu để làm giảm ảnh hưởng của nhiễu.



Hình 1. Giai đoạn 1 (off-line) thu thập các mẫu cho bộ dữ liệu



Hình 2. Giai đoạn 2 (real time) ước lượng vị trí cho người dùng từ dữ liệu mẫu và bộ cơ sở dữ liệu

Nghiên cứu này tập trung vào việc phát triển một phần mềm mẫu trên hệ điều hành Window dùng cho định vị trong nhà với kỹ thuật định vị dựa trên WLAN. Ba giải thuật khớp mẫu đã được sử dụng: k-nearest neighbors (k-NN), η k-nearest neighbors (η k-NN) và Multi-Layer-Perceptron (MLP) ANN. ANN sẽ được phân tích bằng công cụ trí tuệ

nhân tạo của Matlab. Dựa trên dữ liệu thực tế của môi trường được khảo sát, bài viết sẽ đánh giá ảnh hưởng của các nhân tố: số lần quét trên mỗi mẫu, hệ số k, số lượng perceptrons trong lớp ẩn và kích thước của vùng khảo sát lên độ chính xác của ước lượng. Bài viết sẽ cung cấp các đề xuất về các số liệu tối ưu cho phần mềm trong việc định vị.

2. Các công trình liên quan

Hầu hết tất cả các nghiên cứu cho việc định vị trong nhà gần đây đều tập trung vào việc tìm ra giải thuật khớp mẫu tối ưu. Dưới đây là các giải thuật đã được đề xuất:

- Centroid [8]: Một phương pháp rất cơ bản cho định vị. Trong giai đoạn offline, vị trí các AP sẽ được ước lượng bằng trung bình cộng của các vị trí được khảo sát có thông tin về AP này. Bộ cơ sở dữ liệu cuối cùng chỉ lưu vị trí của các AP. Trong giai đoạn real-time, vị trí của người dùng được ước lượng bằng trung bình cộng vị trí của các AP quét được. Phương pháp này không được sử dụng bài nghiên cứu của chúng tôi. Với một số phương pháp khác tọa độ AP là không cần thiết.
- RADAR [1]: Phương pháp này dựa trên cường độ của các AP trong mạng WLAN. Nghiên cứu này sử dụng giải thuật khớp mẫu để ước lượng vị trí nearest neighbors (NN) pattern matching algorithm. Bài viết này đã đánh giá ảnh hưởng của số lượng mẫu trong bộ dữ liệu, hệ số k, hướng của thiết bị khảo sát. Độ chính xác trung bình được đưa ra trong phương pháp này khoảng từ 2-3m.
- Ekahau [9]: Phương pháp này cũng có 2 giai đoạn. Đó là: huấn luyện và định vị. Một phần mềm được triển khai sử dụng giải thuật chuyên dụng đã được cấp bằng sáng chế để ước lượng vị trí. Phương pháp này được cho là có khả năng đạt độ chính xác từ 1-2m dưới các điều kiện tối ưu.
- Bộ lọc Kalman filter và multiple observers [6]: Bài báo này đề xuất 2 phương pháp. Phương pháp đầu tiên sử dụng bộ lọc Kalman để loại bỏ nhiễu cho RSS (Cường độ tín hiệu thu được), còn phương pháp thứ hai không chỉ sử dụng RSS thu được từ các thiết bị di động mà còn sử dụng RSS thu được của AP. Cả 2 phương pháp đều cải tiến được độ chính xác từ 2.5m trên 80% số mẫu đến độ chính xác 2.5m trên 90% số mẫu. Tuy nhiên, phương pháp bộ lọc Kalman có ưu điểm hơn bởi vì việc triển khai dễ dàng hơn.
- η k-Nearest Neighbor Algorithm (η k -NN) [2]: Phương pháp này dựa trên giải thuật k-NN và chuẩn hóa dữ liệu. Các dữ liệu mẫu bao gồm RSS và thông số chất lượng tín hiệu được chuẩn hóa. Phương pháp này chỉ tập trung vào việc xác định vị trí phòng thay vì tọa độ của người dùng. Phương pháp này cho thấy một kết quả khả quan trong việc ước lượng vị trí với độ cải tiến 12.82% so với phương pháp k-NN.
- Artificial neural network-ANN [3, 5]: Những nghiên cứu này đã sử dụng ANN để ước lượng vị trí người dùng từ các thông số RSS của các AP. Nghiên cứu đầu tiên [5] đã sử dụng MLP ANN với 18 neuron ẩn, 3 perceptron ngõ vào, 2 perceptron ngõ ra. Kết quả đã chỉ ra rằng độ chính xác trung bình có thể đạt 1.79m.

Nghiên cứu thứ 2 cũng sử dụng mô hình MLP cho 3 perceptron ngõ vào nhưng có thêm cải tiến trong việc lọc san bằng các RSS, sử dụng giải thuật huấn luyện Levenberg-Marquardt và chỉ sử dụng một perceptron ngõ ra. Ưu điểm của việc sử dụng ANN là giảm được thời gian cho việc ước lượng vị trí của người dùng bởi vì nó không đòi hỏi phải so sánh với tất cả các mẫu trong bộ cơ sở dữ liệu và nó cũng không đòi hỏi phần mềm người dùng phải lưu một bộ dữ liệu lớn.

- ANN-Kalman filter [4]: Nghiên cứu này sử dụng Generalized Regression Neural Network (GRNN) thay vì MLP. Ngoài ra, bộ lọc Kalman được áp dụng cho ngõ ra của mạng neuron để giảm lỗi. Kết quả cho thấy rằng GRNN tốt hơn MLP và k-NN. Sai số trung bình khoảng 2.68m.

Ngoài ra còn có nhiều phương pháp khác được sử dụng như bộ lọc Bayesian, Particle filtering, Self-Organizing Map - Artificial Neural Network (SOM-ANN).

3. Các giải thuật khớp mẫu dùng cho ước lượng vị trí

3.1. Giải thuật K-Nearest Neighbors

Giải thuật K-NN được mô tả như bên dưới:

Bước 1: Đo một mẫu các RSS ở thời gian thực của các AP ($RSS_1, RSS_2, \dots, RSS_n$) tại vị trí ta cần ước lượng tọa độ.

Bước 2: Lựa chọn các mẫu tương đồng trong cơ sở dữ liệu có cùng các AP tồn tại RSS. Tính toán khoảng cách Euclid của các mẫu này với mẫu thu được trong bước 1. (Trong trường hợp không tìm được mẫu nào trong bộ dữ liệu trùng khớp về các AP tồn tại RSS, loại bỏ thông tin RSS của AP có cường độ thấp nhất rồi lặp lại việc tìm mẫu tương đồng).

Khoảng cách Euclid giữa mẫu thời gian thực và các mẫu trong cơ sở dữ liệu được tính như sau:

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^n (RSS_i - RSS'_i)^2} \quad (1)$$

Trong đó RSS_i là RSS của AP thứ i trong mẫu thời gian thực và RSS'_i là RSS của AP thứ i trong mẫu tương đồng của cơ sở dữ liệu. n là số AP thu được của các mẫu này.

Bước 3: Lựa chọn tối đa k mẫu trong cơ sở dữ liệu có khoảng cách Euclid bé nhất. (Số lượng mẫu tìm được có thể nhỏ hơn k).

Bước 4: Tọa độ của người dùng được tính bằng trung bình tọa độ của các mẫu trong bước 3.

3.2. η k-Nearest Neighbors [2]

Giải thuật này dựa trên k-NN. Khác biệt chính là mẫu dữ liệu thu được sẽ được chuẩn hóa. Cách chuẩn hóa được tính như sau:

Cho $RSS_1(x), RSS_2(x), \dots, RSS_n(x)$ là RSS của các APs trong mẫu.

Bước 1: Tính toán trung bình

$$\overline{RSS}(x_j) = \frac{\sum_{i=1}^n RSS_i(x_j)}{n} \quad (2)$$

Trong đó x_j là mẫu thứ j của bộ mẫu, x_j có dạng ($RSS_1=-20, RSS_2=-30, RSS_3=-55, \dots, x=15, y=20$), $\overline{RSS}(x_j)$ là trung bình của cường độ của mẫu x_j , $RSS_i(x_j)$ là RSS của AP thứ i trong mẫu x_j .

Bước 2: Tính toán độ lệch chuẩn

$$\sigma(x_j) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (RSS_i(x_j) - \overline{RSS}(x_j))^2}{n-1}} \quad (3)$$

Trong đó $\sigma(x_j)$ là độ lệch chuẩn của x_j .

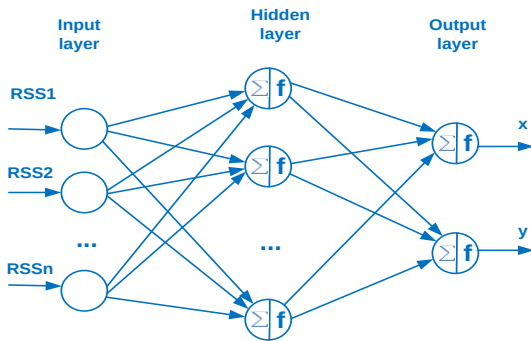
Bước 3: Tính toán dữ liệu chuẩn hóa

$$\eta((a_i(x_j))) = \frac{RSS_i(x_j) - \overline{RSS}(x_j)}{\sigma(x_j)} \quad (4)$$

Trong đó $\eta((a_i(x_j)))$ là dữ liệu RSS được chuẩn hóa của AP thứ i trong mẫu x_j .

3.3. MLP Feed-forward ANN

Cấu trúc của MLP feed-forward ANN được sử dụng trong bài viết này như sau: Lớp ngõ vào bao gồm RSS của n AP được lựa chọn, một lớp ẩn với những perceptron sử dụng hàm kích hoạt tangsig, ngõ ra bao gồm có 2 perceptron cũng sử dụng hàm kích hoạt tangsig cho việc tính toán tọa độ x, y của thiết bị di động. Hình 3 chỉ rõ cấu trúc của ANN này.



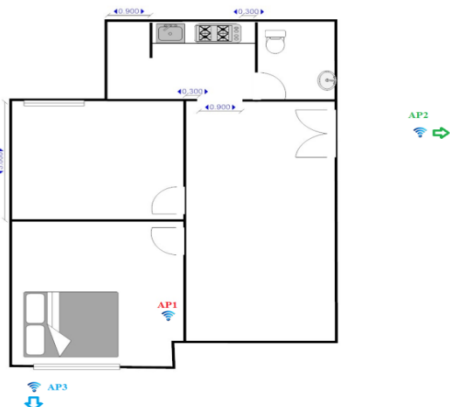
Hình 3. MLP ANN

4. Môi trường kiểm tra

4.1. Phân mềm quy hoạch và định vị

Nghiên cứu này thu thập dữ liệu từ 2 khu vực nghiên cứu. Những thông số thông dụng của 2 vùng khảo sát (Hình 6,7):

- Hai bộ dữ liệu cho 2 vùng khảo sát: Một cho giai đoạn thời gian thực và một bộ dùng để đánh giá độ chính xác.
- Mỗi điểm trong bộ cơ sở dữ liệu bao gồm 20 mẫu. Giá trị của mẫu dùng để ước lượng được tính bằng giá trị trung bình của các mẫu. Hình 6,7 có mô tả số điểm khảo sát của từng khu vực khảo sát.
- Hướng của bộ thu được giữ cố định trong tất cả các mẫu.



Hình 6. Khu vực kích thước nhỏ 6.8m x 8.1m, 3 AP, số lượng điểm khảo sát 138

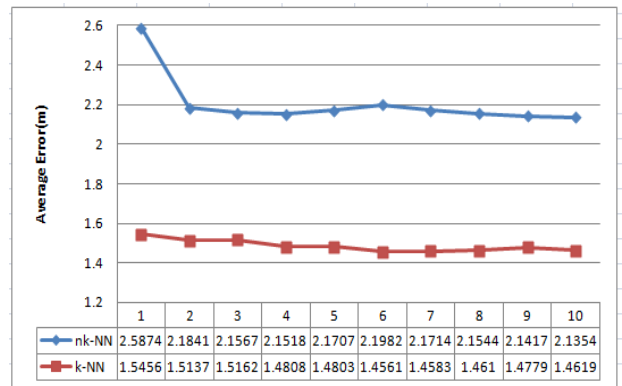


Hình 7. Khu vực kích thước lớn 18m x 44.1m, 5 AP, số lượng điểm khảo sát 468

5. Phân tích kết quả

5.1. Hệ số K (trong K Nearest Neighbors)

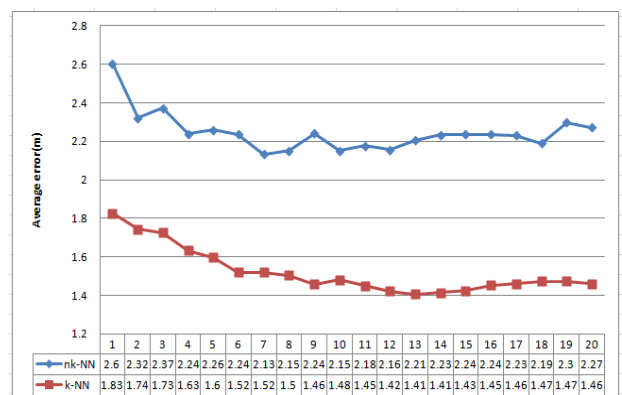
Trong thực tế, có một vài mẫu trong cơ sở dữ liệu có khoảng cách Euclid xấp xỉ với mẫu đo được trong thời gian thực. Đó là lý do tại sao chúng ta cần sử dụng vị trí của nhiều điểm lân cận gần nhất thay vì chỉ một điểm gần nhất. Khu vực khảo sát 1 được sử dụng trong phân tích này. Trung bình lỗi theo đơn vị mét được tính khi k tăng từ 1 đến 10. Như trong hình 8, trung bình lỗi giảm khi k tăng và có giá trị nhỏ (1-4). Khi k có giá trị lớn hơn độ chính xác không những không được cải thiện mà còn xấu hơn.



Hình 8. Trung bình lỗi ước lượng vị trí (m) theo hệ số k

Thực nghiệm này cho thấy nếu chọn k quá lớn, việc tính toán sẽ mất nhiều thời gian. Chúng tôi đề nghị hệ số k nên chọn từ 2 đến 4.

5.2. Số lượng quét của mỗi mẫu trong giai đoạn thời gian thực

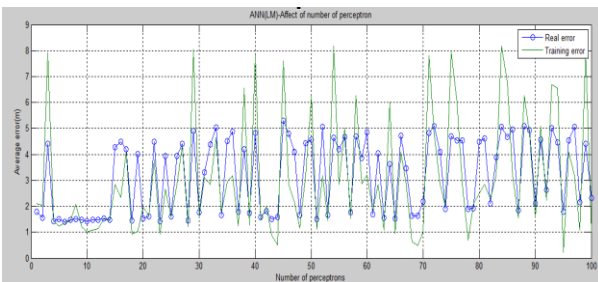


Hình 9. Trung bình lỗi ước lượng vị trí (m) theo số lần quét

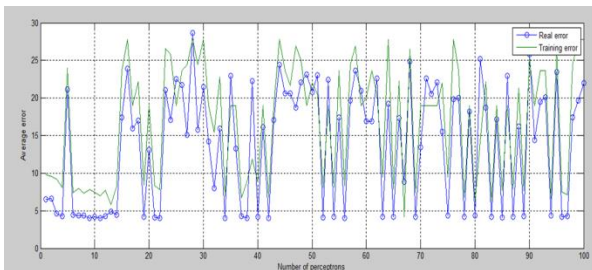
Số lượng quét của mẫu trong thời gian thực sẽ ảnh hưởng đến thời gian quét trong ứng dụng. Sau khi quét dữ liệu sẽ được lấy trung bình cộng. Dữ liệu đo đạc và thông kê cho thấy rằng khi số mẫu quét tăng lên độ chính xác sẽ được cải thiện nhưng khi số mẫu khá lớn độ chính xác sẽ không thay đổi nhiều. Trong hình 9, giải thuật k-NN chỉ ra rằng với 10 lần quét độ chính xác tốt hơn 19.2% so với chỉ 1 mẫu và 17.3% tốt hơn so với η k-NN. Chúng tôi đề nghị nên sử dụng khoảng 10 mẫu là đủ.

5.3. Số lượng perceptron trong lớp ẩn của ANN

Số lượng perceptron trong lớp ẩn của ANN cần được lựa chọn chính xác để đạt độ chính xác tối ưu trong quá trình huấn luyện. Các kết quả thực nghiệm cho thấy trung bình lỗi ước lượng vị trí thay đổi ngẫu nhiên theo số perceptron. Trong hình 10 và 11, số lượng perceptron chỉ cần từ 4-14 để đạt được trung bình lỗi định vị tối ưu. Quá trình huấn luyện có thể không đạt được độ hội tụ như mong muốn trong một số trường hợp và quá trình này sẽ tự động bị dừng lại bởi quy tắc "dừng sớm" trong bộ công cụ trí tuệ nhân tạo. Trong quá trình huấn luyện của phần mềm, chúng tôi đề xuất nên cân nhắc để thử tất cả số perceptron lớp ẩn có thể từ 1 đến 14 để tìm giá trị tốt nhất. Số perceptron nên được lựa chọn càng nhỏ càng tốt để giảm khối lượng tính toán cho giải thuật trí tuệ nhân tạo càng nhiều càng tốt.



Hình 10. Trung bình lỗi ước lượng vị trí theo số perceptron lớp ẩn trong khu vực 1 với 3 AP



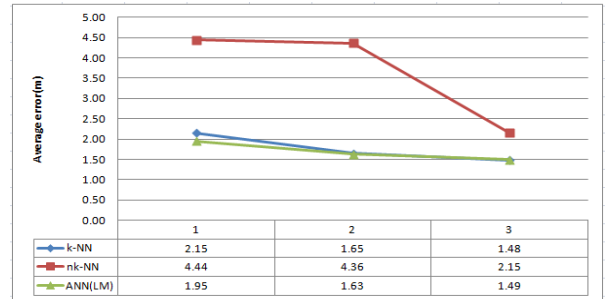
Hình 11. Trung bình lỗi ước lượng vị trí theo số perceptron lớp ẩn trong khu vực 2 với 3 AP

5.4. Số AP

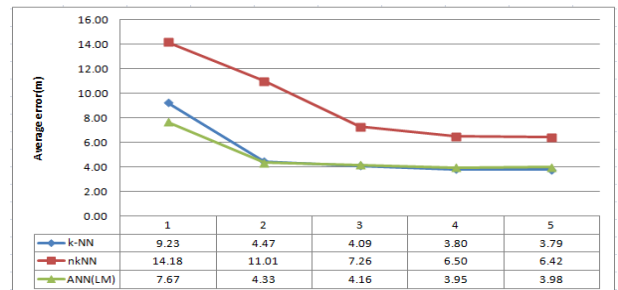
Phần này tập trung vào ảnh hưởng của số AP. Bên cạnh đó, ba giải thuật được đưa ra so sánh để tìm ra giải pháp tốt nhất. Chúng tôi đã kiểm tra trên cả 2 khu vực, với $k=4$ và 10 lần quét. Kết quả trong hình 12 và 13 cho thấy rằng trung bình lỗi định vị giảm khi số AP tăng. Chúng tôi đề nghị sử dụng càng nhiều số AP càng tốt. Khi số AP tăng từ 3 đến 5, những cải tiến trong định vị không tăng nhiều.

Trong 3 giải thuật được sử dụng, chúng tôi quan sát thấy rằng η k-NN có độ chính xác thấp nhất. Như trong [2], tác giả chỉ ra rằng phương pháp η k-NN là tốt cho việc xác

định vị trí phòng của người dùng nhưng trong khảo sát của chúng tôi, kết quả không như mong đợi khi định vị tọa độ chính xác. Có thể phương pháp này chỉ thích hợp cho việc xác định vị trí phòng thay vì tọa độ. Ngoài ra khảo sát của chúng tôi cũng không đề cập đến thông số chất lượng của tín hiệu. Những lý do này đã ảnh hưởng đến độ chính xác của phân tích này.



Hình 12. Trung bình lỗi ước lượng vị trí theo số AP trong khu vực 1



Hình 13. Trung bình lỗi ước lượng vị trí theo số AP trong khu vực 2

Hình 12 và 13 chỉ ra rằng ANN và k-NN có độ chính xác xấp xỉ nhau. Tuy nhiên, ANN cho kết quả ước lượng tốt hơn. Hơn nữa, nếu sử dụng ANN, phần mềm xác định vị trí trong thời gian thực không cần phải lưu trữ một lượng lớn cơ sở dữ liệu của nhiều tầng và nhiều tòa nhà. Đối với người dùng, số lượng tính toán cho ANN nhỏ hơn k-NN bởi vì nó không đòi hỏi việc so sánh với các mẫu có sẵn trong cơ sở dữ liệu. Mặc dù ANN đòi hỏi quá trình huấn luyện khá phức tạp tuy nhiên quá trình huấn luyện để tìm ra các hệ số của perceptron đã được tính toán trước bằng phần mềm chuyên dụng lúc quy hoạch. Phần mềm người dùng chỉ cần lưu hệ số mà thôi. Ưu điểm này giúp giảm thời lượng tính toán cho người dùng.

Khu vực 2 với kích thước lớn hơn nhưng có độ chính xác thấp hơn khu vực 1. Khu vực 2 được thực hiện trong một khu vực có nhiều nhân viên đang làm việc, cửa được đóng mở liên tục, máy tính/màn hình/máy chủ và các AP từ các tầng khác là những nguồn nhiễu lớn ảnh hưởng đến độ chính xác ước lượng trong khu vực 2.

6. Kết luận

Bài viết trình bày ảnh hưởng của các thông số của các giải thuật (k-NN, η k-NN, ANN) đối với độ chính xác của hệ thống định vị. Chúng tôi đề nghị nên lựa chọn các thông số như sau: k nearest neighbor từ 2 đến 4, số lần quét cho mỗi mẫu khoảng 10 lần, cân thử tất cả các perceptron ẩn có thể từ 1 đến 14 để tìm ra giá trị tốt nhất, lựa chọn càng nhiều

AP càng tốt.

Kích thước khu vực cần khảo sát và các nguồn nhiễu ảnh hưởng lớn đến độ chính xác ước lượng. Chúng tôi quan sát thấy với khu vực (1) nhỏ, độ chính xác tối đa đạt được khá cao 1.48m với k-NN. Với khu vực (2) lớn, chúng tôi thấy rằng độ chính xác tốt nhất có thể đạt được là 3.79m với k-NN và 3.98m với ANN. Để giảm thiểu được những sai số này, chúng ta cần phải tìm ra một giải pháp để làm giảm ảnh hưởng của nhiễu, ví dụ như sử dụng bộ lọc Kalman.

Bài nghiên cứu này còn so sánh độ chính xác ước lượng giữa ba giải thuật khớp mẫu. Kết quả cho thấy rằng η k-NN cho kết quả chính xác thấp nhất. ANN và k-NN có độ chính xác xấp xỉ nhau nhưng ANN không đòi hỏi phải lưu trữ một bộ dữ liệu lớn để so sánh do đó sẽ giảm thiểu rất lớn khối lượng tính toán và bộ nhớ. Trong việc phát triển phần mềm, người ta luôn hướng đến những giải pháp đòi hỏi ít bộ nhớ và khối lượng tính toán ít vì vậy giải thuật ANN là lựa chọn tốt nhất trong trường hợp này.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] P. Bahl and V. Padmanabhan, "Radar: An in-building RF-based user location and tracking system," INFOCOM 2000. *Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies*. Proceedings. IEEE, pp. 775-784 vol.2, 2000.
- [2] T. Mantoro and C. Johnson, " η k-Nearest Neighbour algorithm for Estimation of Symbolic User Location in Pervasive Computing Environments," *the IEEE International Symposium on a World of Wireless, Mobile and Multimedia Networks (WoWMoM)*, pp. 472-474, 13-16 Jun 2005.
- [3] M. Stella, M. Russo and D. Begusic, "Location Determination in Indoor Environment based on RSS Fingerprinting and Artificial Neural Network," *Telecommunications, 2007. ConTel 2007. 9th International Conference on*, pp. 301-306, 13-15 Jun 2007.
- [4] S. Outemzabet and C. Nerguizian, "Accuracy enhancement of an indoor ANN-based fingerprinting location system using Kalman filtering," *Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, 2008. PIMRC 2008. IEEE 19th International Symposium on*, pp. 1-5, 15-18 Sep 2008.
- [5] U. Ahmad, A. Gavrilov, U. Nasir, M. Iqbal, S. J. Cho and S. Lee, "In-building Localization using Neural Networks," *Engineering of Intelligent Systems, 2006 IEEE International Conference on*, pp. 1-6, 2006.
- [6] R. Kumar, A. Varsha and A. Yogesh, "Improving the Accuracy of Wireless LAN based Location Determination Systems using Kalman Filter and Multiple Observers," in *WCNC 2006, Las Vegas, 2006*.
- [7] Ekahau, "Ekahau," Inc: Ekahau Positioning Engine2, 2 August 2009. [Online]. Available: <http://www.ekahau.com/>. [Accessed 1 Oct 2012].
- [8] Y. C. Cheng, Y. Chawathe, A. LaMarca and J. Krumm, "Accuracy Characterization for Metropolitan-Scale Wi-Fi Localization," *IRS-TR-05-003, Intel Research, Proceeding of MobiSys*, pp. 233-245, 2005.
- [9] M. K. Hiam and R. K. Vineet, "Evaluation of position tracking technologies for user localization in indoor," *Automation in Construction* 18, p. 444-457, 27 Oct 2009.

(BBT nhận bài: 31/03/2014, phản biện xong: 09/05/2014)