**Nó làm gì?**

Đề xuất một phương pháp định vị trong nhà dựa trên mô hình **CNN-LSTM** để ước tính khoảng cách từ tín hiệu RSSI liên tục của Bluetooth Low Energy (BLE).

Thay vì sử dụng phương pháp fingerprinting truyền thống, mô hình đề xuất có thể hoạt động trên nhiều môi trường khác nhau mà không cần thu thập dữ liệu trước.

Kết hợp hai phương pháp **trilateration** và **proximity** để xác định vị trí dựa trên khoảng cách ước tính từ các bộ phát BLE.

**Công nghệ sử dụng**

**Mô hình học sâu CNN-LSTM**

**CNN (Convolutional Neural Network)**: Trích xuất đặc trưng không gian từ tín hiệu RSSI.

**LSTM (Long Short-Term Memory)**: Học đặc trưng chuỗi thời gian từ dữ liệu RSSI liên tục.

**Bluetooth Low Energy (BLE)**

Các bộ phát BLE được sử dụng để gửi tín hiệu RSSI.

Bộ thu nhận dữ liệu liên tục để gửi phân tích tín hiệu.

**Thuật toán định vị**

**Trilateration**: Xác định vị trí bằng khoảng cách ước tính từ ba bộ phát BLE. **Proximity**: Nếu khoảng cách ước tính không đủ chính xác, vị trí sẽ được xác định bằng tín hiệu mạnh nhất.

Sau khi thu thập Nr tín hiệu RSSI liên tục từ mỗi bộ phát gần nhau, khoảng cách từ mỗi bộ phát được ước tính thông qua mô hình CNN-LSTM. Khoảng cách gần nhất trong các khoảng cách ước tính này sẽ được sử dụng làm tiêu chí cho phương pháp proximity. Vị trí sẽ được xác định bằng trilateration nếu tất cả các khoảng cách đều lớn hơn ngưỡng nhất định; ngược lại, kỹ thuật proximity sẽ được áp dụng để định vị.

Hình 1 trình bày quy trình của phương pháp được đề xuất.

**Dataset Collection Process**

* **Môi trường thử nghiệm**

Dữ liệu RSSI được thu thập từ nhiều môi trường **có tầm nhìn (LOS) và không có tầm nhìn (NLOS)**.

* **Quy trình thu thập**

Các bộ phát BLE truyền tín hiệu với tần suất 100ms.

Bộ thu đo tín hiệu RSSI liên tục tại các khoảng cách khác nhau từ 1m đến 15m.

Tổng cộng **120.000 mẫu RSSI** được thu thập từ 120 lần thử nghiệm.

* **Phân chia dữ liệu**

**70% dữ liệu** dùng để huấn luyện mô hình CNN-LSTM.

**30% dữ liệu** dùng để kiểm tra mô hình.

**3.2 Mô Hình CNN-LSTM Dùng Cho Ước Tính Khoảng Cách:**

Mô hình CNN-LSTM được đề xuất để ước tính khoảng cách giữa bộ phát và bộ thu sử dụng tín hiệu RSSI liên tục. Mô hình CNN-LSTM bao gồm một lớp CNN để trích xuất các đặc trưng cục bộ từ tín hiệu RSSI, một lớp LSTM để nhận diện các đặc trưng tuần tự, và một lớp fully connected (FC) để ước tính khoảng cách. Lớp CNN trích xuất các đặc trưng cục bộ thông qua các phép toán convolution 1D với các kernel 1D có độ dài từ NrN\_rNr​ tín hiệu RSSI liên tục. Sau đó, các đặc trưng tuần tự được nhận diện từ các đặc trưng cục bộ thông qua các lớp LSTM xếp chồng.

Một đơn vị LSTM duy trì hai trạng thái: một trạng thái ẩn (hidden state) đại diện cho các đặc trưng tại bước thời gian hiện tại và một trạng thái ô nhớ (cell state), còn được gọi là bộ nhớ dài hạn, lưu trữ các đầu vào quan trọng đến thời điểm hiện tại. Trong các LSTM xếp chồng, đầu vào của mỗi đơn vị là trạng thái ẩn từ lớp trước tại cùng một bước thời gian.

Lớp FC ước tính khoảng cách giữa bộ phát và bộ thu thông qua hồi quy sử dụng hai phép biến đổi tuyến tính đầu ra một vector có độ dài lfcl\_{fc}lfc​ và một giá trị vô hướng. Đầu vào của lớp FC là trạng thái ẩn cuối cùng từ lớp LSTM cuối cùng. Hàm kích hoạt ReLU được sử dụng cho cả lớp CNN và lớp FC để giới thiệu tính phi tuyến và thêm tính thưa vào các đầu ra của chúng. Tuy nhiên, hàm kích hoạt không được áp dụng cho đầu ra cuối cùng của lớp FC.

**Kết quả đạt được**

Bảng 4 và Hình 9 trình bày kết quả so sánh giữa phương pháp đề xuất và các LDPLM. Phương pháp đề xuất vượt trội hơn các LDPLM trong tất cả các chỉ số đánh giá.

Bảng 5 trình bày kết quả của nghiên cứu loại bỏ các thành phần trong mô hình CNN-LSTM. Ngay cả mô hình chỉ có lớp CNN cũng cho thấy cải thiện đáng kể hiệu suất so với các LDPLM truyền thống, mặc dù không đáng kể bằng mô hình chỉ có lớp LSTM. Lớp LSTM đã cải thiện đáng kể việc ước tính khoảng cách so với mô hình suy giảm tín hiệu truyền thống. Mô hình có cả lớp CNN và LSTM một chút cải thiện hiệu suất so với mô hình chỉ có lớp LSTM. Điều này cho thấy lớp CNN giúp cải thiện dữ liệu đầu vào và giảm thiểu nhiễu.

Bảng 6 trình bày kết quả hiệu suất ước tính khoảng cách khi thay đổi số lượng lớp CNN và LSTM trong mô hình CNN-LSTM. Hiệu suất ước tính khoảng cách cải thiện khi số lượng lớp LSTM tăng lên. Tuy nhiên, hiệu suất giảm khi mô hình có sáu lớp LSTM trở lên, điều này có thể do hiện tượng overfitting khi mô hình quá phức tạp. Số lượng lớp CNN tối ưu là một, vì hiệu suất giảm khi số lớp tăng vượt quá hai.

**Hiệu Suất So Sánh Dựa Trên Các Hàm Kích Hoạt:**

Bảng 7 trình bày kết quả so sánh giữa các mô hình với hàm kích hoạt ReLU và GELU. Mặc dù GELU thường được cho là vượt trội hơn ReLU trong các mô hình học sâu, nhưng kết quả thực nghiệm cho thấy việc tăng độ thưa của các đầu ra lớp thông qua ReLU có hiệu quả hơn trong phương pháp đề xuất, so với việc tăng hiệu quả học tập với GELU.

**Đo Lường Độ Chính Xác Định Vị:**

Chúng tôi đo lường độ chính xác định vị trong nhà cho các vị trí khác nhau. Môi trường trong nhà cho thí nghiệm được thể hiện trong Hình 10. Các bộ phát được sắp xếp thành hai hàng, với ba bộ phát gần nhau tạo thành một tam giác đều có chiều dài cạnh 15 m. Việc định vị được thực hiện tại ba loại vị trí: cạnh (side), với tám điểm nằm cách bộ phát 1 m; trung tâm (center), với sáu điểm tại trung tâm của ba bộ phát gần nhau; và các điểm khác (others), với sáu điểm được chọn ngẫu nhiên. Sai số định vị được đo bằng khoảng cách Euclid giữa các tọa độ ước tính và các tọa độ thực tế. Ngưỡng TpT\_pTp​ cho việc xác định proximity được thiết lập là 2.

* **Cải thiện độ chính xác định vị**
  + Mô hình CNN-LSTM giảm sai số **73% so với mô hình LDPLM truyền thống**.
* **Hiệu suất mô hình**
  + **Sai số trung bình khoảng 1.5m**, tốt hơn nhiều so với các phương pháp truyền thống.
* **So sánh với các mô hình khác**
  + **LDPLM** có độ sai số lớn hơn, đặc biệt trong môi trường NLOS.
  + **Mô hình chỉ có CNN hoặc chỉ có LSTM** kém chính xác hơn so với mô hình CNN-LSTM kết hợp.

**Slide 7: Khoảng trống của bài báo**

* **Chưa thử nghiệm trên nhiều loại thiết bị khác nhau**
  + Bài báo không đề cập đến tác động của sự khác biệt giữa các bộ thu BLE.
* **Thiếu đánh giá về thời gian thực (Real-time Processing)**
  + Không có thử nghiệm về tốc độ xử lý mô hình trên các thiết bị phần cứng thực tế.
* **Không phân tích chi tiết tác động của môi trường động (Dynamic Environments)**
  + Mô hình chưa được kiểm tra trong môi trường có nhiều sự thay đổi như con người di chuyển hoặc thay đổi bố cục không gian.
* **Không đề cập đến giải pháp bảo mật và quyền riêng tư**
  + Dữ liệu vị trí có thể nhạy cảm, nhưng bài báo không đề cập đến cách bảo vệ thông tin người dùng.
* **Chưa kết hợp nhiều cảm biến khác**
  + Hệ thống chỉ sử dụng RSSI, có thể kết hợp thêm các cảm biến như IMU để tăng độ chính xác.

**Slide 8: Kết luận**

* Phương pháp CNN-LSTM cải thiện đáng kể độ chính xác của hệ thống định vị trong nhà.
* Hiệu suất vượt trội hơn so với các mô hình truyền thống như LDPLM.
* Cần có các nghiên cứu mở rộng về tính thích ứng của mô hình trong môi trường động, xử lý theo thời gian thực và bảo mật dữ liệu.