

BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO

**VIỆN HÀN LÂM KHOA HỌC
VÀ CÔNG NGHỆ VIỆT NAM**

HỌC VIỆN KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ



ĐÀO TÔ HIỆU

**NGHIÊN CỨU CÁC PHƯƠNG PHÁP NHẬN DẠNG HÀNH
ĐỘNG VÀ ĐỊNH VỊ TRONG NHÀ HỖ TRỢ TÌM KIẾM CỨU
NẠN TRONG CÁC TÌNH HUỐNG KHẨN CẤP**

**TÓM TẮT LUẬN ÁN TIẾN SĨ
KỸ THUẬT ĐIỆN, ĐIỆN TỬ VÀ VIỄN THÔNG**

Ngành: Kỹ thuật Điều khiển và Tự động hóa

Mã số: 9 52 02 16

Hà Nội - Năm 2026

Công trình được hoàn thành tại: Học viện Khoa học và Công nghệ, Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam

Người hướng dẫn khoa học:

1. GS.TS. Trần Đức Tân, Khoa Điện-Điện tử, Trường Kỹ thuật Phenikaa, Đại học Phenikaa
2. TS. Trần Đức Nghĩa, Viện Công nghệ thông tin, Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam

Phản biện 1: PGS.TS. Đào Quý Thịnh

Phản biện 2: PGS.TS. Lê Hải Châu

Phản biện 3: PGS.TS. Phạm Minh Nghĩa

Luận án được bảo vệ trước Hội đồng đánh giá luận án tiến sĩ cấp Học viện họp tại Học viện Khoa học và Công nghệ, Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam vào hồi 09 giờ 00, ngày 14 tháng 05 năm 2026

Có thể tìm hiểu luận án tại:

1. Thư viện Học viện Khoa học và Công nghệ
2. Thư viện Quốc gia Việt Nam

MỞ ĐẦU

1. TÍNH CẤP THIẾT

Quá trình đô thị hóa diễn ra nhanh chóng đặt ra những thách thức đáng kể đối với an toàn xây dựng và phòng cháy chữa cháy [1] trên toàn thế giới. Sự xuống cấp dần theo thời gian của hệ thống cứu nạn và phòng cháy chữa cháy có thể gây ra hậu quả nghiêm trọng [2] khi xảy ra sự cố. Các vụ cháy quy mô lớn và phức tạp đã làm gia tăng rủi ro mất an toàn đối với lính cứu hỏa trong quá trình tìm kiếm và cứu nạn. Họ thường xuyên phải đối mặt với nhiệt độ cao [3], khói độc hại [4], cũng như nguy cơ sập đổ công trình [5]. Bên cạnh đó, họ phải làm việc trong môi trường có tầm nhìn hạn chế [6] và điều kiện thính giác bị suy giảm [7]. Trong bối cảnh hỏa hoạn, bản thân lính cứu hỏa có thể trở thành nạn nhân và cần được sự trợ giúp kịp thời.

Sự thiếu hụt thông tin về tình trạng và vị trí thực tế của lính cứu hỏa tạo ra thách thức lớn đối với công tác chỉ huy và phối hợp cứu hộ. Việc xây dựng một hệ thống hỗ trợ cho các chiến sĩ cứu hỏa khi làm nhiệm vụ trong nhà là cần thiết. Do đó, nghiên cứu sinh (NCS) lựa chọn nghiên cứu đề tài "*Nghiên cứu các phương pháp nhận dạng hành động và định vị trong nhà hỗ trợ tìm kiếm cứu nạn trong các tình huống khẩn cấp*".

2. MỤC TIÊU NGHIÊN CỨU

- Xây dựng thuật toán ứng dụng cho hệ thống nhận dạng hành động theo thời gian thực cho lính cứu hỏa. Thuật toán này có thể triển khai trên thiết bị đeo tích hợp cảm biến quán tính và vi điều khiển bị giới hạn hiệu năng, giúp tiết kiệm năng lượng, giảm độ trễ phản hồi và phù hợp với một số hành động đặc thù của lính cứu hỏa.
- Xây dựng mô hình theo dõi vị trí được triển khai trên thiết bị đeo cho nhân viên cứu nạn cứu hộ bên trong tòa nhà và các công trình dựa trên các kỹ thuật học máy và xử lý tín hiệu tiên tiến.

3. NỘI DUNG NGHIÊN CỨU

- Nghiên cứu tập trung vào việc lựa chọn vi điều khiển, thiết bị thu phát sử dụng băng thông siêu rộng (Ultra Wideband - UWB) và các loại cảm biến như cảm biến quán tính, cảm biến áp suất để xây dựng thiết bị đeo chi phí thấp.
- Nghiên cứu các kỹ thuật học máy và xử lý tín hiệu nhằm đánh giá ưu nhược điểm của chúng trong việc xử lý và phân loại tín hiệu y sinh cũng như trạng thái hoạt động của lính cứu hỏa.

- Nghiên cứu các kỹ thuật phân tích và kết hợp tín hiệu phù hợp, từ đó xác định vị trí dựa trên các tham số góc di chuyển, độ cao, khoảng cách đã di chuyển.
- Các giải thuật được đề xuất sẽ được kiểm chứng trên các bộ dữ liệu công khai và bộ dữ liệu tự xây dựng, sau đó cải tiến để tăng cường độ chính xác của hệ thống.

4. ĐỐI TƯỢNG, PHẠM VI NGHIÊN CỨU

Nghiên cứu tập trung vào theo dõi trạng thái hoạt động và vị trí trong nhà đối với lực lượng cứu hỏa. Các giải thuật được đề xuất hướng tới hệ thống độc lập, không phụ thuộc vào các hạ tầng được thiết lập trước. Các thông tin về vị trí ước tính và trạng thái hiện tại của lính cứu hỏa được truyền đến chỉ huy dựa trên thông tin bản đồ thiết kế của tòa nhà đã được cung cấp.

5. ĐÓNG GÓP CỦA NGHIÊN CỨU

- Đề xuất thuật toán tích hợp của sổ trượt thông minh với cơ chế phát hiện chuyển đổi hành động, nhằm tối ưu phân đoạn tín hiệu và nâng cao chất lượng đặc trưng đầu vào. Thuật toán được ứng dụng xây dựng hệ thống nhận dạng hành động thời gian thực, tối ưu cho môi trường hoạt động đặc thù của lính cứu hỏa, với mục tiêu cải thiện độ chính xác và tốc độ phản hồi của hệ thống giám sát tự động.
- Đề xuất giải thuật xác định bước chân di chuyển có độ phức tạp tính toán thấp, dựa trên sự kết hợp dữ liệu từ cảm biến quán tính và băng thông siêu rộng. Giải thuật này nhằm xây dựng một mô hình ước lượng chuyển động người đi bộ hiệu quả, hỗ trợ cải thiện độ chính xác và ổn định của hệ thống định vị và theo dõi vị trí người trong nhà.

6. CẤU TRÚC CỦA LUẬN ÁN

▷ MỞ ĐẦU

▷ CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN NGHIÊN CỨU

▷ CHƯƠNG 2: HỆ THỐNG NHẬN DẠNG HÀNH ĐỘNG CHO LÍNH CỨU HỎA

▷ CHƯƠNG 3: PHƯƠNG PHÁP ĐỊNH VỊ TRONG NHÀ SỬ DỤNG THIẾT BỊ ĐEO

▷ KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ

CHƯƠNG 1. TỔNG QUAN NGHIÊN CỨU

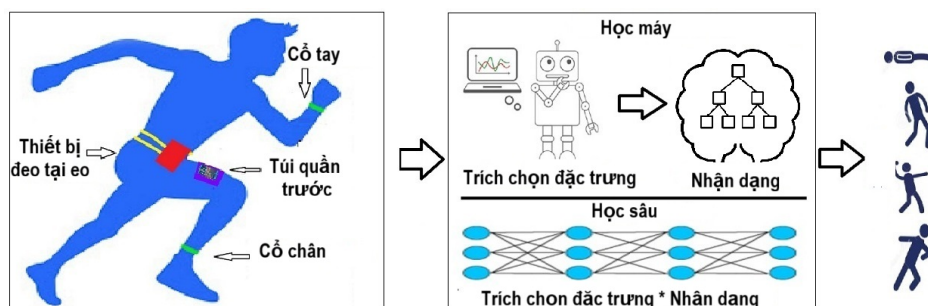
1.1. Tổng quan nhận dạng hành động người

Nhận dạng hành động người (Human Activity Recognition - HAR) hiện nay chủ yếu được tiếp cận theo hai hướng: thị giác máy tính [20] và tín hiệu từ cảm biến đeo được [21]. Trong đó, cảm biến đeo được được quan tâm nhờ những ưu điểm nổi bật như kích thước nhỏ gọn, chi phí thấp, và khả năng phát hiện nhanh chóng các thay đổi về động học [23–26].

Nhận dạng hành động dựa trên cảm biến gia tốc thường được ứng dụng trong giám sát sức khỏe [17, 21, 24, 31–34], nhưng nó cũng có tiềm năng trong việc theo dõi hành động theo thời gian thực và phát hiện nguy hiểm với lính cứu hỏa [29]. Những nghiên cứu gần đây đã áp dụng học sâu (Deep Learning - DL) [30, 33, 40, 41] nhằm cải thiện độ chính xác trong nhận dạng. Các phương pháp học sâu thường yêu cầu tài nguyên tính toán lớn, và tiêu thụ năng lượng cao làm giảm thời gian hoạt động, buộc phải dùng pin lớn hơn, từ đó hạn chế thiết kế các thiết bị đeo nhỏ gọn cho lính cứu hỏa. Việc áp dụng các mô hình học máy (Machine Learning - ML) nhẹ có thể triển khai trực tiếp trên vi điều khiển là một giải pháp khả thi, giúp tối ưu tài nguyên đồng thời duy trì sự cân bằng giữa độ chính xác, tốc độ xử lý và hiệu quả năng lượng.

1.1.1. Bài toán nhận dạng hành động người

Nghiên cứu về HAR có nhiều ứng dụng như theo dõi tình trạng vận động thể thao [42], giám sát và phòng ngừa tình trạng lười vận động ở con người [43]. Vị trí gắn cảm biến (Hình 1.1) ảnh hưởng đáng kể đến hiệu suất của mô hình nhận dạng và độ chính xác cũng như hoạt động cần giám sát.



Hình 1.1: Mô hình tổng quát của hệ thống nhận dạng hành động người và các phương pháp học máy trên dữ liệu từ cảm biến đeo.

1.1.2. Nhận dạng hành động người sử dụng thiết bị đeo

Để đáp ứng yêu cầu giám sát liên tục và ít xâm lấn, các thiết bị đeo được sử dụng rộng rãi nhờ khả năng thu thập dữ liệu chuyển động chi phí thấp và ít ảnh hưởng đến quyền riêng tư [21, 24]. Việc lựa chọn thuật toán học máy có thể nhúng được trên vi điều khiển là một thách thức lớn. Đối với các ứng dụng HAR theo thời gian thực, đặc biệt trên các nền tảng vi điều khiển công suất thấp, học máy truyền thống là lựa chọn phù hợp nhờ sự đơn giản, chi phí thấp và khả năng triển khai hiệu quả.

1.1.3. Nghiên cứu về hành động của lính cứu hỏa

HAR cho lính cứu hỏa (Firefighter Activity Recognition - FAR) hướng đến xử lý những hành động với cường độ cao và thay đổi liên tục [29, 30]. Phần lớn các nghiên cứu sử dụng cảm biến đeo cho lính cứu hỏa, thường quan tâm việc phát hiện té ngã. Một số nghiên cứu về FAR [9, 11, 38, 52] hướng đến mục tiêu nâng cao an toàn và hiệu quả, thông qua việc giám sát hành động thể chất, phát hiện bất thường và cung cấp thông tin thời gian thực trong các tình huống khẩn cấp.

1.1.4. Ứng dụng học máy trên thiết bị biên

1.1.4.1. Các phương pháp học máy nhẹ

Việc triển khai các thuật toán HAR trên các thiết bị đeo của lính cứu hỏa đặt ra những thách thức nghiêm trọng về tài nguyên phần cứng [45, 55-58]. Các vi điều khiển (Microcontroller unit - MCU) thường được sử dụng trong các thiết bị đeo tích hợp cảm biến có dung lượng bộ nhớ hạn chế và tốc độ xử lý thấp để đảm bảo tiết kiệm năng lượng. Do đó, luận án ưu tiên lựa chọn các phương pháp học máy nhẹ, ví dụ như cây quyết định (Decision Tree - DT) và rừng ngẫu nhiên (Random forest - RF) cho các bài toán phân loại và hồi quy.

1.1.4.2. Kỹ thuật nhúng học máy nhẹ trên vi điều khiển

Để dễ nhúng mô hình đã huấn luyện vào hệ thống nhúng, cần có các công cụ trung gian giúp biên dịch mô hình sang ngôn ngữ C/C++ tiêu chuẩn. Tuy nhiên gánh nặng tài nguyên do vi điều khiển phải dành một phần đáng kể bộ nhớ để chứa thư viện trình thông dịch và các toán tử, gây lãng phí đối với các bài toán nhận dạng nên nó ít phù hợp với việc xử lý dữ liệu theo thời gian thực trên phần cứng hạn chế tài nguyên, đồng thời hao tổn năng lượng duy trì.

Các thuật toán học máy truyền thống như DT, RF hay XGBoost... được áp dụng để phù hợp với việc xử lý dữ liệu thời gian thực trên vi điều khiển. Các thư viện nhằm biến đổi hàm dự báo $f(x)$ từ môi trường Python (Scikit-learn) thành một hàm $f_C(x)$ thuần C/C++.n như m2cgen, emlearn, micromlgen.

1.2. Tổng quan định vị trong nhà trong tình huống khẩn cấp

Việc xác định chính xác vị trí và tình trạng của từng chiến sĩ trong quá trình tác nghiệp đóng vai trò thiết yếu đối với người chỉ huy trong việc đưa ra các quyết định chiến thuật kịp thời và hiệu quả [59]. Để định vị trong nhà (Indoor Positioning System - IPS), có ba hướng tiếp cận chính: (i) Dựa trên các điều kiện đã được thiết lập để theo dõi và xác định vị trí; (ii) không yêu cầu thiết lập trước các điều kiện; (iii) Sự kết hợp giữa khai thác đồng thời dữ liệu từ các cảm biến đeo với các công nghệ truyền.

1.2.1. IPS dựa trên sự thiết lập trước về cơ sở hạ tầng

Các phương pháp định vị trong nhà dựa trên hạ tầng sẵn có [64-67] yêu cầu triển khai trước các điểm neo tín hiệu hoặc các thiết bị định vị cố định trong môi trường hoạt động.

1.2.2. IPS không dựa trên sự thiết lập trước về cơ sở hạ tầng

Hướng nghiên cứu về định vị trong nhà không phụ thuộc vào các điều kiện thiết lập trước tập trung vào việc khai thác các thiết bị mang theo người hoặc gắn trực tiếp trên cơ thể người dùng nhằm thu thập dữ liệu cảm biến và truyền thông tin định vị tới các hệ thống xử lý bên ngoài [59, 71].

1.2.3. Hệ thống định vị kết hợp

Để khắc phục những hạn chế còn tồn tại trong cả hai hướng định vị trên, hệ thống định vị kết hợp (Hybrid Indoor Positioning System - HIPS) như một hướng tiếp cận hài hòa và có tiềm năng cao [80, 81].

1.3. Các phương pháp đánh giá

Nghiên cứu sử dụng các phương pháp đánh giá như độ chính xác (acc) và độ nhảy (sen) [24], độ đặc hiệu (spe) [24], tỷ lệ dự đoán đúng (pre) [82], điểm F1-micro ($F1_{mi}$) [24], xác thực chéo K-fold, sai số trung bình (Mean Absolute Error - MAE) và sai số bình phương trung bình (Mean Squared Error - MSE) [78], độ lệch chuẩn sai số (SD) [83].

1.4. Khoảng trống nghiên cứu

- Các nghiên cứu HAR chưa quan tâm đến việc xử lý nhận dạng tại các điểm chuyển tiếp hành động.
- Sự hạn chế của các mô hình ước lượng bước chân đối với các bước chân di chuyển phi tuyến và ngẫu nhiên.
- Xu hướng nghiên cứu về áp dụng công nghệ UWB hiện nay thiên về hướng không tiếp xúc, ít tối ưu hóa cho sử dụng thiết bị đeo.

1.5. Định hướng nghiên cứu của luận án

Luận án đề xuất các thuật toán tăng cường độ chính xác trong việc đếm bước chân, giải thuật xác định chiều dài bước với độ chính xác cao, phát hiện thời điểm và hướng rẽ, cũng như ước lượng vị trí theo phương thẳng đứng. Việc kết hợp đồng bộ các thông tin này hình thành nền tảng cho hệ thống định vị quán tính có độ chính xác cao, góp phần cải thiện hiệu quả giám sát và đảm bảo an toàn cho lực lượng cứu hộ trong môi trường khẩn cấp.

CHƯƠNG 2. HỆ THỐNG NHẬN DẠNG HÀNH ĐỘNG CHO LÍNH CỨU HỎA

2.1. Mô hình hệ thống RFAR

2.1.1. Kiến trúc hệ thống RFAR

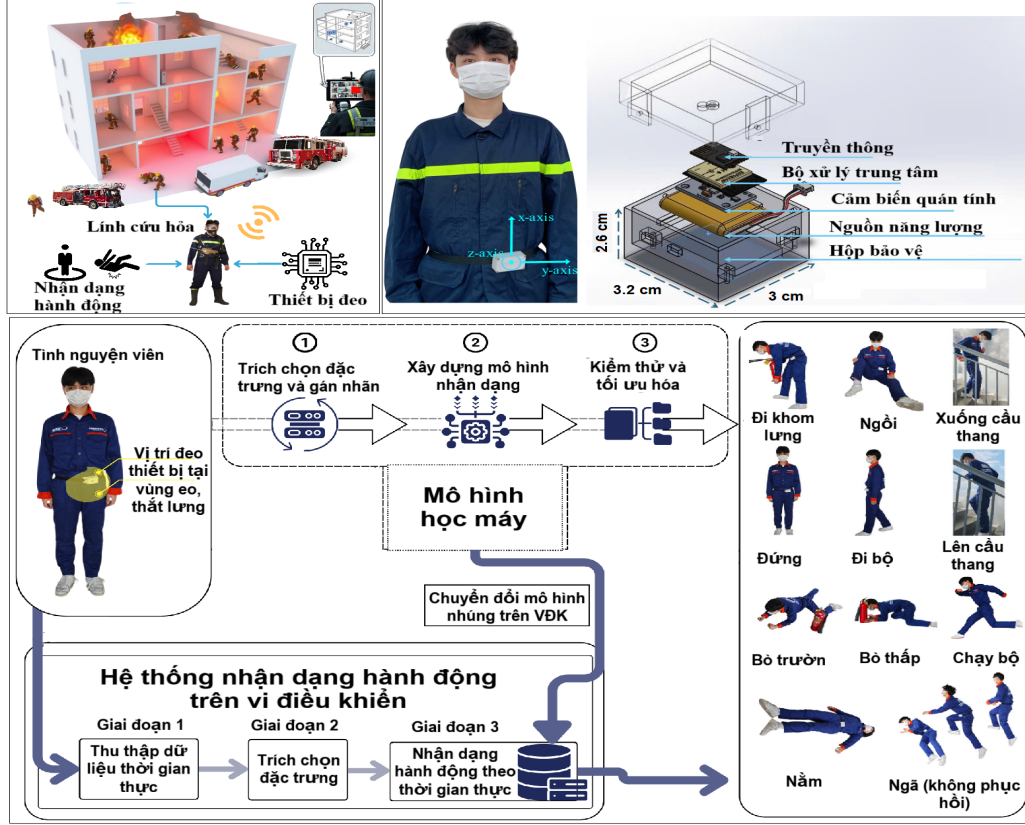
Hệ thống đề xuất có khả năng nhận dạng nhiều loại hành động khác nhau, bao gồm đi bộ (WA), đứng (ST), nằm (LY), ngồi (SI), chạy bộ (JO), đi khom lưng (WS), bò (CR), bò trườn (SL), ngã (FA), xuống cầu thang (DS) và lên cầu thang (US). Hình 2.1 minh họa kiến trúc tổng thể và quy trình hoạt động của hệ thống nhận dạng hành động lính cứu hỏa (Real-time Firefighter Activity Recognition - RFAR) được đề xuất.

2.1.2. Tập dữ liệu

2.1.2.1. Tập dữ liệu riêng tư

Dữ liệu được lấy mẫu với tần số 100 Hz với tổng thời gian 371 phút và kích thước hơn 100 MB. Bộ dữ liệu được chia sẻ trên cơ sở dữ liệu nghiên cứu IEEE dataport¹.

¹<https://dx.doi.org/10.21227/9w3p-v638>



Hình 2.1: Hệ thống RFAR được thiết kế giúp người chỉ huy có thể giám sát các hoạt động của lính cứu hỏa theo thời thực.

2.1.2.2. Tập dữ liệu công khai

Nghiên cứu này sử dụng ba bộ dữ liệu công khai — ¹MobiFall [84], ²SFDLA [85], và ³UniMiB-SHAR [86] chứa các hành động tương tự đã được sử dụng để so sánh, nhằm đảm bảo tính đa dạng và khách quan cho nghiên cứu.

2.1.3. Xử lý dữ liệu

2.1.3.1. Vấn đề xử lý nhiễu cảm biến và sai số

Tín hiệu thô $\bar{s}_{raw}[n] = (\bar{a}_x[n], \bar{a}_y[n], \bar{a}_z[n])$ tại thời điểm mẫu n được mô tả như sau:

$$s_{raw}[n] = \mathbf{M}^* \cdot s_{true}[n] + \mathbf{a}_{offset} + \eta[n], \quad (2.1)$$

trong đó: $s_{true}[n]$ là vector gia tốc động học thực tế do người sử dụng; $\mathbf{M}^*$ là ma trận hệ số tỉ lệ; $\mathbf{a}_{offset}$ là vector sai số lệch điểm 0; η là nhiễu ngẫu nhiên phát sinh từ rung động cơ học và nhiễu điện tử trong mạch tích hợp.

¹<https://www.kaggle.com/datasets/kmknation/mobifall-dataset-v20>

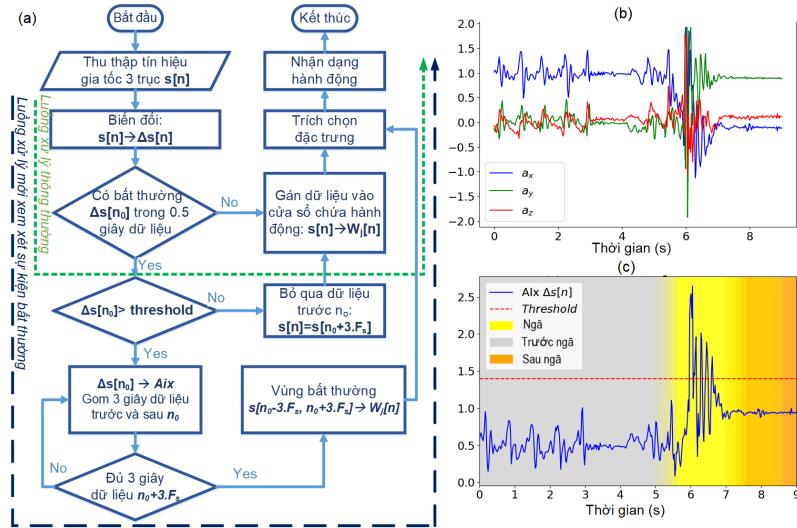
²<https://kilyos.ee.bilkent.edu.tr/~billur/>

³<https://www.kaggle.com/datasets/alirezacman/unimib-shar>

2.1.3.2. Quy trình xử lý dữ liệu dựa trên phát hiện điểm bất thường

Giả thiết mỗi hành động được mô tả bởi tín hiệu $\bar{s}[n] = (\bar{a}_x[n], \bar{a}_y[n], \bar{a}_z[n])$, trong đó $\bar{N}$ là độ dài của chuỗi tín hiệu $\bar{s}[n]$ và $n \in [1, \bar{N}]$. Chuỗi tín hiệu $\bar{s}[n]$ này được ghi lại bởi cảm biến gia tốc gắn tại vị trí thắt lưng của tình nguyện viên với tần số lấy mẫu 100 Hz trong quá trình thực hiện các hành động. Sau khi giảm tần số xuống 50 Hz, chuỗi tín hiệu mới có dạng $s[n]$ được phân đoạn thành các cửa sổ thời gian có kích thước 3 giây tương đương 450 mẫu trên 3 trục gia tốc x, y và z. Tất cả dữ liệu hành động sau khi phân đoạn được chia thành tập huấn luyện và tập kiểm thử với tỷ lệ 60/40.

2.1.3.3. Quy trình xử lý dữ liệu mới cho việc phát hiện ngã



Hình 2.2: Lưu đồ của quy trình phát hiện bất thường và xử lý dữ liệu (a), dữ liệu gia tốc 3 trục mô tả khi tình nguyện viên di chuyển rồi ngã (b), và xử lý dữ liệu phát hiện bất thường (c).

Hành động té ngã được phân đoạn riêng biệt dựa trên việc phát hiện các giá trị bất thường khi tồn tại giá trị vượt quá ngưỡng, để tạo ra vùng tín hiệu chứa hành động này. Hình 2.2 minh họa quy trình mới được đề xuất cho việc phát hiện bất thường trong xử lý dữ liệu. Luồng xử lý khác biệt được tô màu xanh lá, thể hiện tương ứng quy trình xử lý mới.

2.1.4. Trích chọn đặc trưng

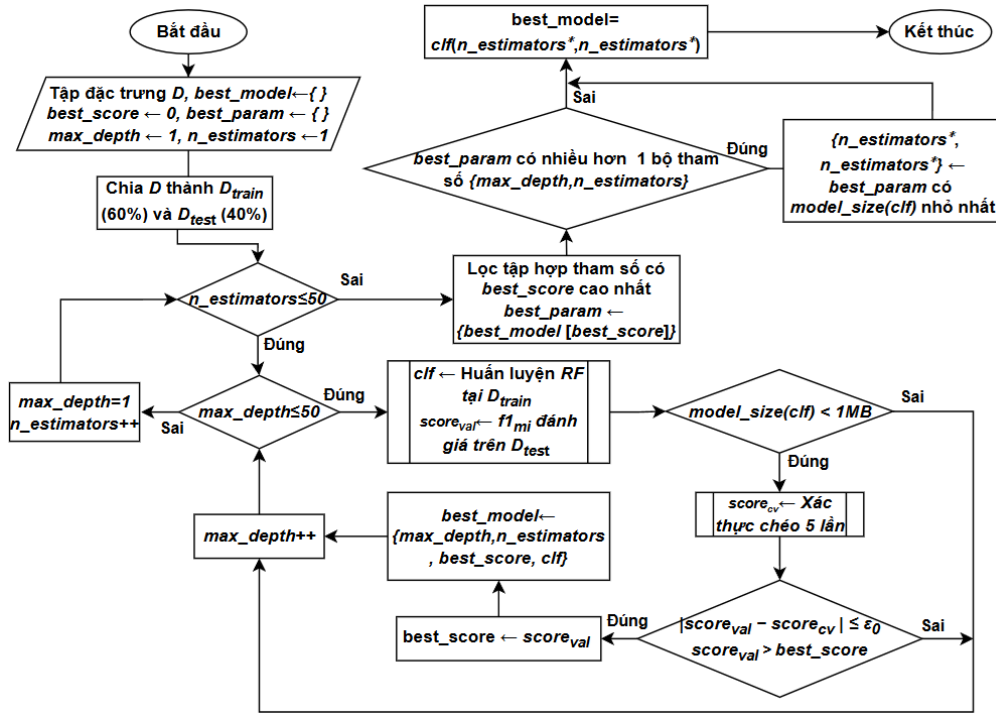
Để tối ưu hóa việc tính toán, nghiên cứu này chỉ xem xét 12 loại đặc trưng miền thời gian, có độ phức tạp thấp cho dữ liệu gia tốc. Các đặc trưng thành phần bao gồm: năng lượng (ϵ), độ lệch tuyệt đối trung bình (mad), tổng độ lớn

tín hiệu (sma), giá trị trung bình (μ), độ lệch chuẩn (σ), tích phân bình phương đơn giản (ssi), thay đổi biên độ trung bình (aac), giá trị cực đại (max), khoảng tứ phân vị (iqr), độ lệch tuyệt đối trung vị ($mead$), khoảng giá trị (γ), và độ phức tạp (hc). Nghiên cứu đã loại bỏ các chỉ số kém hiệu quả và giữ lại 12 loại đặc trưng phù hợp. Kết quả quá trình tối ưu hóa này đã xác định được 30 đặc trưng thành phần quan trọng nhất trên từng trục tín hiệu.

2.1.5. Quy trình gán nhãn

Quy trình gán nhãn dữ liệu bao gồm việc phân đoạn dữ liệu gia tốc kể thành các cửa sổ và gán nhãn tương ứng với từng hành động cụ thể của lính cứu hỏa. Tập dữ liệu bao gồm các cặp cửa sổ và các nhãn tương ứng được ký hiệu là $\{(W_1[n], L_1), (W_2[n], L_2), \dots, (W_{N_{\delta t}}[n], L_{N_{\delta t}})\}$.

2.1.6. Triển khai mô hình rừng ngẫu nhiên trên vi điều khiển



Hình 2.3: Tối ưu siêu tham số cho mô hình học máy.

Thuật toán 2.3 mô tả quá trình tinh chỉnh siêu tham số¹ (hyperparameter tuning) cho mô hình RF, dựa trên chỉ số F1-score micro ($F1_{mi}$) và giới hạn kích thước mô hình không được vượt quá 1 MB.

¹<https://github.com/HieuSSALAB/FireFighter> (Accessed: 12:00 10/10/2025)

2.2. Thực nghiệm và kết quả

2.2.1. Kết quả thực nghiệm trên dữ liệu riêng tư

Bảng 2.1: Cấu hình các siêu tham số của các mô hình nhận dạng trên tập dữ liệu riêng tư.

Mô hình	Siêu tham số	<i>acc</i>	<i>sen</i>	<i>spe</i>	<i>pre</i>	$F1_{mi}$	$F1_{ma}$	Kích thước	Huấn luyện	Kiểm tra
RF	$n_estimators = 17$, $max_depth = 14$	99.3	97.0	99.6	97.1	96.1	97.0	0.921709	0.093589	0.010951
XGB	$n_estimators = 37$, $max_depth = 14$	99.2	96.4	99.5	96.6	95.5	96.5	0.938040	0.083459	0.047790
DT	$max_depth = 16$	98.5	93.3	99.1	93.6	91.7	93.5	0.056939	0.026039	0.009996
GBDT	$n_estimators = 35$, $max_depth = 4$	98.8	94.5	99.3	94.9	93.4	94.7	0.967428	21.003737	0.014934
SVM	$C_ = 29$	98.9	94.8	99.4	94.6	93.7	94.7	0.247342	21.748170	0.019596
LBM	$n_estimators = 46$, $max_depth = 22$	99.1	96.1	99.5	96.4	95.2	96.2	0.966480	0.226004	0.007965

¹ $C_$ là Tham số điều chỉnh mức phạt cho SVM.

² Đơn vị: % cho *acc*, *sen*, *spe*, *pre*, $F1_{mi}$, $F1_{ma}$; thời gian huấn luyện/kiểm tra: giây; kích thước mô hình: MB

Dưới các ràng buộc về bộ nhớ, mô hình RF thể hiện sự cân bằng tốt giữa độ chính xác cao, kích thước mô hình và tốc độ xử lý. Với $n_estimators = 17$ và $max_depth = 14$, mô hình chỉ chiếm 0.921709 MB nhưng đạt được $acc = 99.3\%$ và trên 96 % ở tất cả các chỉ số còn lại. Ngoài ra, RF còn có tốc độ xử lý nhanh, với thời gian huấn luyện là 0.093589 s trên 4171 cửa sổ dữ liệu (huấn luyện) và thời gian suy luận là 0.010951 s trên 2774 cửa sổ (kiểm thử), tương ứng khoảng $3.95\ \mu s$ cho mỗi lần dự đoán. RF duy trì điểm số cân bằng hơn các mô hình còn lại, trong khi các mô hình XGB và Light gradient boosting machine (LBM) cũng đạt kết quả ổn định và tương đương.

2.2.2. Kết quả nhận dạng trên các tập dữ liệu công khai

2.2.2.1. Đánh giá trên tập SFDLA

Đối với tập dữ liệu SFDLA (Simulated Falls and Daily Living Activities), dữ liệu thu thập từ các tình nguyện viên tham gia là nữ đã bị loại bỏ. Ngoài ra, dữ liệu cảm biến từ các vị trí như đầu, cổ tay phải, đùi phải và ngực cũng được loại bỏ vì các vị trí này không phù hợp hướng xây dựng mô hình nhận dạng cho thiết bị đeo tại eo. Sau quá trình lọc, tín hiệu từ cảm biến gắn ở thắt lưng được chia thành các cửa sổ 3 giây. Hiệu suất tổng thể của mô hình đề xuất trên tập dữ liệu SFDLA đạt được khá tốt, với $acc = 99.4\%$, $sen = 95.7\%$, $spe = 99.6\%$, $pre = 95.9\%$, và $F1_{mi} = 96.6\%$.

2.2.2.2. Đánh giá trên tập MobiFall

Hầu hết các hành động đều được phát hiện chính xác và các trường hợp nhận dạng sai được hạn chế. Tuy nhiên, việc phân biệt các hành động liên quan đến cầu thang vẫn còn nhiều thách thức. Mô hình RF đạt được $acc = 99.2 \%$, $sen = 92.2 \%$, $spe = 99.5 \%$, $pre = 94.2 \%$, và $F1_{mi} = 96.6 \%$.

2.2.2.3. Đánh giá trên tập UniMiB-SHAR

Một thách thức lớn của tập dữ liệu UniMiB-SHAR (University of Milano Bicocca Smartphone-based Human Activity Recognition) là điện thoại thông minh được đặt trong túi trước và hướng thay đổi đáng kể giữa các lần thu thập dữ liệu. Do đó, các hành động đã được tiền xử lý và ánh xạ về một hướng chung khi các hoạt động tương tự bắt đầu. Với sen và pre chỉ đạt $71 - 72 \%$ và $F1_{mi}$ là 78.2% , mô hình gặp khó khăn trong việc nhận dạng các loại ngã khác nhau. Tuy nhiên, mô hình được đề xuất vẫn có khả năng phân biệt chính xác giữa các hoạt động ADLs và các hành động liên quan đến ngã, mà không nhầm lẫn các hành động ngã thành ADLs.

2.3. Triển khai thiết bị và đánh giá thực nghiệm

2.3.1. Hiệu chuẩn cảm biến

Để đảm bảo tính chính xác của hệ thống dùng cảm biến quán tính, quy trình hiệu chuẩn được thực hiện qua hai giai đoạn: hiệu chuẩn sai số cảm biến (nhiều) và hiệu chuẩn góc đặt điểm gốc ban đầu của thiết bị đeo.

2.3.2. Thực nghiệm với các tình nguyện viên

Trong quá trình diễn tập cứu hộ cứu nạn, các tình nguyện viên đã thực hiện 11 hành động trong nhiều điều kiện khác nhau và lặp lại mỗi hành động nhiều lần. Một video minh họa¹ được thực hiện để trình bày khả năng nhận dạng thời gian thực của mô hình được đề xuất sau khi triển khai trên vi điều khiển. Một số hành động có thể xuất hiện độ trễ hiển thị nhẹ do lỗi truyền và nhận tín hiệu.

Mô hình đề xuất được kiểm thử trên tập dữ liệu riêng đạt $acc = 99.3 \%$ và $F1_{mi} = 96.1 \%$, trong khi thí nghiệm thời gian thực đạt $acc = 99.4 \%$ và $F1_{mi} = 96.2 \%$. Sự khác biệt nhỏ cũng được ghi nhận ở các chỉ số sen (95.9% và 96.4%) và pre (96.4% và 96.6%). Sự khác biệt không đáng kể giữa các thử nghiệm cho thấy hiệu suất nhận dạng của mô hình đề xuất ổn định khi mô hình được áp dụng trong điều kiện thực tế.

¹<https://youtu.be/S4hAzgEo-NA> (Accessed: 14:00 10/10/2025)

2.3.3. Thời gian suy luận, độ trễ và độ phức tạp tính toán

Trong quá trình hoạt động, cảm biến gia tốc lấy mẫu dữ liệu ba trục ở tần số 50 Hz và hệ thống thu thập 450 mẫu (150 mẫu/trục) trong mỗi cửa sổ 3 giây. Sau khi hoàn tất việc thu thập dữ liệu, quá trình trích chọn đặc trưng được thực hiện với khoảng 84507 dòng lệnh trong thời gian khoảng 8858 μs . Mô hình được đề xuất, với 140838 dòng lệnh thực thi, hoàn thành quá trình suy luận trong khoảng 733 – 738 μs . Mô hình này có độ trễ nhận dạng khoảng 9.561 – 9.596 ms trên vi điều khiển ESP32, tốt hơn so với các nghiên cứu liên quan [24, 56, 57, 59, 95] về các ứng dụng TinyML trên vi điều khiển.

2.3.4. Đánh giá các trường hợp nhầm lẫn nguy hiểm

Việc phân loại nhầm giữa các hành động bình thường (ví dụ: WA và JO) ảnh hưởng không đáng kể trong việc ước lượng mức độ vận động. Kết quả thực nghiệm các mẫu FA được nhận dạng đúng. Trong khi đó, một số mẫu của hành động SL bị phân loại nhầm thành LY. Các nhầm lẫn nhỏ với hành động SL được xem là chấp nhận được trong giới hạn an toàn của hệ thống giám sát thời gian thực.

2.3.5. Hiệu năng mô hình đề xuất

Mô hình được đề xuất cho thấy hiệu suất nhận dạng tốt và ổn định trên tập dữ liệu riêng, với cả hai chỉ số acc và $F1_{mi}$ đều vượt quá 96 %. Đối với các tập dữ liệu công khai, MobiFall và SFDLA đạt kết quả tương đương ($F1_{mi} = 96.6$ %). Tuy nhiên, UniMiB cho kết quả thấp hơn đáng kể, với $F1_{mi} = 78.2$ %. Nguyên nhân chủ yếu là do dữ liệu trong UniMiB được thu thập với nhiều hướng đặt điện thoại khác nhau, làm tăng độ phức tạp cho quá trình nhận dạng.

Bảng 2.2: So sánh các mô hình phát hiện ngã cho lính cứu hỏa.

Nghiên cứu	sen (%)	spe (%)	acc (%)	GM (%)
Mô hình đề xuất	100	100	100	100
Định và cộng sự [22]	100	98.88	99.49	99.40
Chai và cộng sự [29]	92.25	94.59	94.10	93.40
Thành và cộng sự [9]	95.89	100	97.96	95.24

Nếu coi các hoạt động sinh hoạt hằng ngày thông thường như các trường hợp không ngã, phương pháp đề xuất có khả năng nhận dạng hành động FA đạt 100 % ở các chỉ số sen , spe , acc , và GM ($GM = \sqrt{spe \times sen}$).

2.3.6. Cửa sổ trượt và tần số lấy mẫu

Mặc dù cửa sổ 6 giây đạt điểm $F1_{mi}$ trên 99 %, nhưng nó gây khó khăn trong việc nhận dạng các hành động của lính cứu hỏa. Ngoài ra, tần số lấy mẫu F_s bằng 50 Hz được xem là phù hợp, vì nó giúp giảm mức tiêu thụ năng lượng so với 100 Hz mà vẫn duy trì được độ chính xác nhận dạng đáng tin cậy.

2.3.7. Tối ưu hóa đặc trưng

Việc lựa chọn các đặc trưng dựa trên mức độ quan trọng của chúng đã giúp giảm bớt số lượng đặc trưng [89,90], độ phức tạp tính toán [21], và kích thước mô hình. Đồng thời, mô hình đề xuất vẫn duy trì hiệu suất cao [24]. Trong bối cảnh các nhiệm vụ cứu hộ kéo dài, việc tăng số lượng đặc trưng sẽ làm tăng thời gian tính toán, ảnh hưởng tiêu cực đến hiệu suất nhận dạng khi xử lý dữ liệu thời gian thực, trong khi mức cải thiện về độ chính xác là không đáng kể, thậm chí có thể giảm xuống.

2.4. Kết luận chương 2

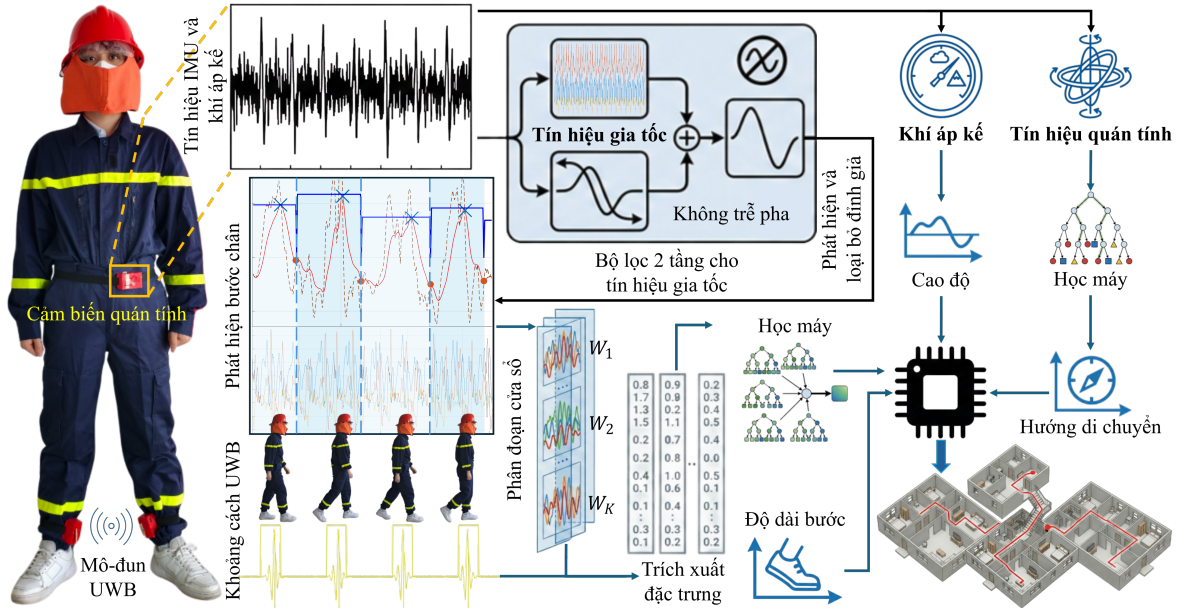
Nội dung của chương 2 được công bố trong 3 công trình [CT1], [CT2] và [CT3]. Trong đó, công trình [CT1] đề xuất phương thức triển khai mô hình HAR đơn giản trên vi điều khiển công suất thấp với các hành động cơ bản. Tiếp theo, công trình [CT2] đã nghiên cứu phát triển một quy trình xử lý tín hiệu tối ưu cho các vi điều khiển có hiệu năng trung bình. Tổng hợp các giải thuật đề xuất, công trình [CT3] mở rộng và hoàn thiện hệ thống nhận dạng bằng cách xây dựng bộ dữ liệu riêng gồm 11 hành động đặc thù của lính cứu hỏa.

CHƯƠNG 3. PHƯƠNG PHÁP ĐỊNH VỊ TRONG NHÀ SỬ DỤNG THIẾT BỊ ĐEO

3.1. Giải pháp theo dõi vị trí cho lính cứu

3.1.1. Mô hình hệ thống

Nghiên cứu phát triển một hệ thống theo dõi vị trí dựa trên hệ thống thiết bị đeo và máy bay không người lái (Unmanned Aerial Vehicle - UAV). Hệ thống bao gồm các thiết bị đeo tích hợp gồm cảm biến quán tính (Inertial measurement Unit - IMU) gồm 9 trục (gia tốc kế ADXL345, con quay hồi chuyển ITG3200, từ kế hmc5883L), khí áp kế MS-5837, module DW3000 sử dụng công nghệ UWB. Các thiết bị đeo có thiết kế nhỏ gọn với kích thước $4.8 \times 4.5 \times 4 \text{ cm}^3$, được bố trí tại vùng eo và cổ chân nhằm thu thập dữ liệu chuyển động của cơ thể trong



Hình 3.1: Tổng quan các giai đoạn triển khai của hệ thống IPS đề xuất.

các trạng thái vận động khác nhau, thông tin độ cao, khoảng cách di chuyển và hướng di chuyển. Nguồn năng lượng cho hệ thống được cung cấp bởi pin Lithium 3.7 V - 2000 mAh.

3.1.2. Các bước xử lý và triển khai

Hình 3.1 mô tả quá trình triển khai hệ thống. Nghiên cứu này hướng đến phát triển một hệ thống định vị trong nhà (IPS) hoạt động thời gian thực, dựa trên kỹ thuật ước lượng vị trí người đi bộ. Hệ thống tập trung vào ba nhiệm vụ chính: (i) ước lượng chính xác chiều dài bước chân, (ii) phân loại hướng di chuyển, và (iii) ước tính vị trí theo tầng dựa trên dữ liệu thiết kế tòa nhà.

3.1.3. Hiệu chuẩn UWB

3.1.3.1. Xử lý đa đường

- Để xác định tham số này, hai thiết bị (Anchor và Tag) được đặt cách nhau một khoảng cách tham chiếu chuẩn là 1 m.
- Hệ thống áp dụng bộ lọc trung bình trượt với cửa sổ 10 mẫu để làm trơn dữ liệu và loại bỏ các giá trị đột biến gây ra bởi hiệu ứng đa đường tức thời.

3.1.3.2. Đồng bộ thời gian và kiểm tra độ trôi đồng hồ

Sự sai lệch thời gian giữa các thiết bị sẽ ảnh hưởng đến quá trình hợp nhất dữ liệu. Do đó, hệ thống sử dụng giao thức bắt tay (handshake) qua BLE khi

khởi động. Thiết bị trung tâm gửi gói tin lệnh chứa dấu thời gian (t_0). Các thiết bị con khi nhận lệnh sẽ đồng bộ lại bộ đếm thời gian nội bộ. Thử nghiệm hoạt động liên tục trong 30 phút cho thấy độ lệch thời gian giữa các module nằm trong phạm vi cho phép ($< 1\text{ ms}$), nhỏ hơn chu kỳ lấy mẫu (20 ms tương ứng với tần số 50 Hz), đảm bảo tính toàn vẹn của dữ liệu khi hợp nhất.

3.1.4. Phương pháp xác định khoảng cách di chuyển

3.1.4.1. Tập dữ liệu

Một bộ dữ liệu về độ dài sải chân¹ đã được thu thập từ các tình nguyện viên tại Đại học Phenikaa, bao gồm 10 sinh viên nam có đặc điểm thể chất tương đồng với lính cứu hỏa. Mỗi người tham gia đeo ba thiết bị đeo tương tự và giao tiếp thông qua Bluetooth năng lượng thấp.

3.1.4.2. Tính toán khoảng cách di chuyển

Quá trình tiền xử lý tín hiệu được thực hiện để chuyển đổi dữ liệu gia tốc ban đầu giúp giảm nhiễu (Hình 3.2) và nâng cao độ chính xác trong việc nhận diện các pha chuyển động. Nghiên cứu áp dụng quy trình lọc hai tầng: i/ tầng 1 bao gồm chuyển đổi tín hiệu thô và giảm nhiễu sử dụng bộ lọc thông thấp không trễ pha (Zero phase low pass filter - ZLF); ii/ tầng 2 tập trung vào việc loại bỏ đỉnh giả và phát hiện các vùng tín hiệu tương ứng với mỗi sải chân được thực hiện.

Tầng 1 - bộ lọc thông thấp không trễ pha

Các tín hiệu gia tốc ba trục $\{a_x[i], a_y[i], a_z[i]\}$ với kích thước N , được chuyển đổi thành một chuỗi độ lớn ($a[i]$) bằng cách tính toán độ lớn theo phương trình 3.1 theo đơn vị g ($g = 9.8\text{ m/s}^2$).

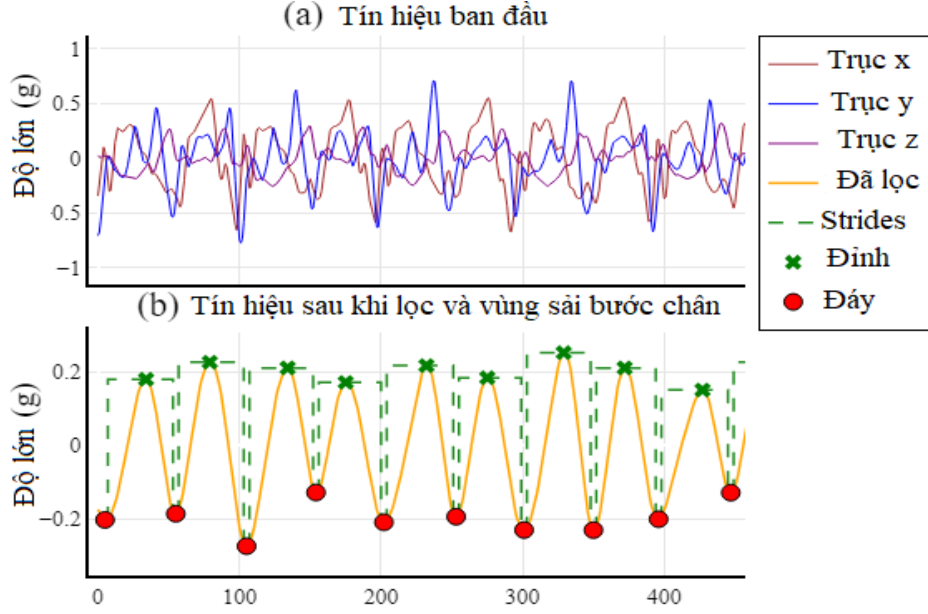
$$a[i] = \sqrt{a_x[i]^2 + a_y[i]^2 + a_z[i]^2} \quad (3.1)$$

Nghiên cứu áp dụng bộ lọc ZLF gồm hai giai đoạn, trong đó $k \in \{1, 2\}$ biểu thị 2 giai đoạn lọc, $a[n]$ đại diện cho đầu ra đã lọc tương ứng với tín hiệu đầu vào $a[i]$. Hàm truyền tổng quát được thiết lập theo phương trình 3.2:

$$H_k(z) = \frac{b_{0k} + b_{1k}z^{-1} + b_{2k}z^{-2}}{1 + a_{1k}z^{-1} + a_{2k}z^{-2}}, \quad (3.2)$$

Tại giai đoạn 1, mỗi giá trị lọc thuận $y_{fwd}[i]$ được tính toán từ giá trị đầu vào $a[i]$ thông qua hai bước:

¹<https://doi.org/10.21227/emvz-3t63> (Accessed: 12:00 12/12/2025).



Hình 3.2: Quy trình phân đoạn tín hiệu khi thực hiện các sai bước: (a) dữ liệu gia tốc ba trục gốc; (b) tín hiệu đã lọc và các đoạn sai chân được trích.

- Bước 1: $out_1[i] = b_{01}a[i] + b_{11}a[i-1] + b_{21}a[i-2] - a_{11}out_1[i-1] - a_{21}out_1[i-2]$.
- Bước 2: $y_{fwd}[i] = b_{02}out_1[i] + b_{12}out_1[i-1] + b_{22}out_1[i-2] - a_{12}y_{fwd}[i-1] - a_{22}y_{fwd}[i-2]$.

Giai đoạn 2 giúp loại bỏ trễ pha. Chuỗi tín hiệu $y_{fwd}[i]$ được đảo ngược để thu được $y_{rev}[i]$ và sau đó được lọc lại một lần nữa:

- Đảo ngược lần đầu: $y_{rev}[i] = \tilde{y}_{fwd}[i] = y_{fwd}[N-1-i]$.
- Lọc ngược: Tín hiệu $y_{rev}[i]$ được xử lý tiếp thông qua hai bước tương tự như giai đoạn duyệt thuận để tạo ra chuỗi $y_{back}[i]$.
- Đảo ngược lần hai: $a[n] = \tilde{y}_{back}[i] = y_{back}[N-1-i]$.

Tầng 2 - loại bỏ cực trị giả và xác định vùng tín hiệu bước chân

Các đỉnh giả sẽ gây ảnh hưởng lớn đến độ chính xác của kết quả phát hiện số bước chân trong nghiên cứu. Với phương pháp này, các đỉnh thật sẽ được xác định bằng cách sử dụng một cặp cửa sổ trượt có cùng kích thước ở cả 2 bên của điểm dữ liệu. Khi bước chân trở nên chậm hơn và kém ổn định, cơ chế cửa sổ trượt thích nghi thay vì cố định. Kích thước cửa sổ sẽ tự động điều chỉnh dựa trên tần số bước chân đo được ở các nhịp trước đó.

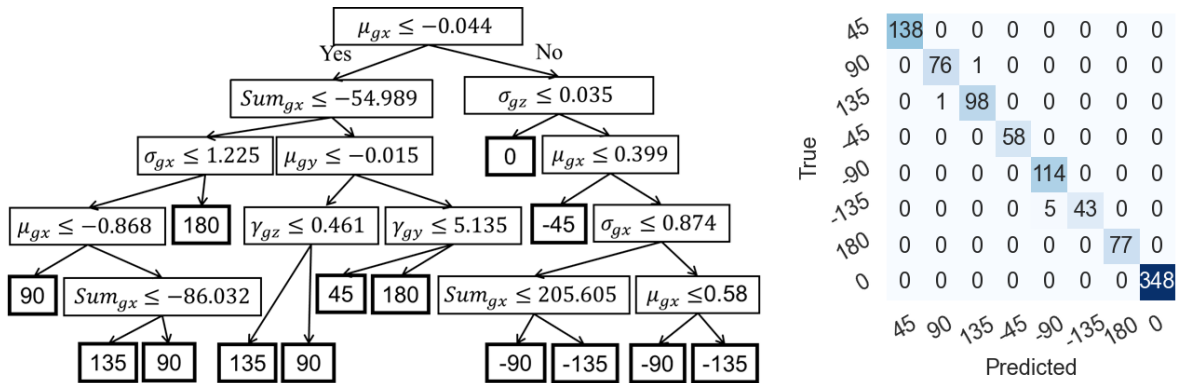
Trong mỗi chu kỳ bước, khi hai chân gần nhau (tư thế chuẩn bị bước hoặc tiếp xúc đồng thời), khoảng cách nhỏ nhất là $d_{\min}$; khi bước hoàn thành chân trụ và chân bước tách tối đa, khoảng cách lớn nhất là $d_{\max}$. Hai trạng thái này

tạo thành hình học của một tam giác, áp dụng định lý Pythagoras, ta có:

$$d = \sqrt{d_{\max}^2 - d_{\min}^2} \quad (3.3)$$

3.1.5. Giải thuật xác định hướng di chuyển

Nhờ việc khai thác mối quan hệ giữa dấu và biên độ biến thiên của tín hiệu gyroscope với hướng quay, mô hình DT có thể nhanh chóng xác định hướng di chuyển tức thời mà không cần thực hiện phép tích phân góc. Mô hình sau khi huấn luyện có độ chính xác cao nhất được mô tả và xuất thành tập tin có dạng header và được biểu diễn như Hình 3.3.

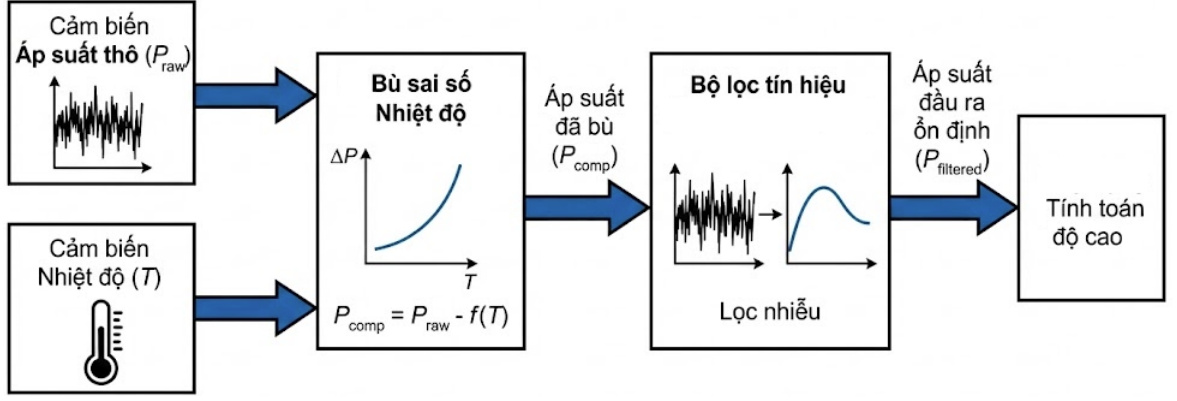


Hình 3.3: Lưu đồ DT với 5 tầng có thể nhận dạng góc xoay với độ chính xác cao.

Ma trận nhầm lẫn thống kê các góc di chuyển cho thấy mô hình đạt được độ chính xác cao và ổn định trên hầu hết các lớp định hướng. Đặc biệt với góc di chuyển thẳng (0°) với số lượng mẫu lớn nhất (348 mẫu) được dự đoán chính xác, không nhầm lẫn sang các góc khác. Các góc chuyển động chính như 45°, -45°, -90° và 180° cũng ghi nhận hiệu suất nhận dạng tốt với tỉ lệ nhầm lẫn thấp. Sự nhầm lẫn nhẹ chỉ xuất hiện ở một vài trường hợp giữa các góc có sự tương đồng nhất định về hình thái tín hiệu quán tính, ví dụ như giữa 90° và 135° (nhầm 1 mẫu) hoặc giữa -90° và -135° (nhầm 5 mẫu). Nhìn chung, kết quả này chứng minh rằng việc sử dụng mô hình học máy (như cây quyết định DT đã mô tả) để phân loại hướng di chuyển tức thời thay vì tích phân góc truyền thống là một giải pháp cực kỳ hiệu quả, giúp loại bỏ hiện tượng trôi tích lũy và đảm bảo tính tin cậy cao cho hệ thống định vị của lính cứu hỏa.

3.1.6. Giải thuật tính toán độ cao và xác định tầng

Tại mỗi chu kỳ lấy mẫu t_k , thuật toán thực thi theo quy trình được minh họa tại Hình 3.4. Dữ liệu áp suất ban đầu từ cảm biến ($P_{raw}[k]$) và nhiệt độ quanh



Hình 3.4: Sơ đồ triển khai giải thuật bù sai số trôi theo nhiệt độ cho áp suất

cảm biến áp suất ($T_{meas}[k]$) được thu thập. Để giảm sai số, nhiệt độ được chuẩn hóa về mức chênh lệch so với nhiệt độ tham chiếu T_{ref} trung bình tại thời điểm đo:

$$\Delta T[k] = T_{meas}[k] - T_{ref} \quad (3.4)$$

Tiếp theo, nghiên cứu áp dụng lược đồ Horner để đưa ra công thức tính toán phần bù sai số $\delta P[k]$:

$$\delta P[k] = \Delta T[k] \times (k_1 + k_2 \times \Delta T[k]) \quad (3.5)$$

Áp suất bù $P[k]$ được cập nhật ngay liên tục với bộ lọc Kalman:

$$P[k] = P_{raw}[k] - \delta P[k] \quad (3.6)$$

Độ cao (H_k) tương đối của người lính cứu được tính toán dựa trên áp suất khí quyển¹ qua công thức 3.7 [9] sau khi bù áp suất theo nhiệt độ.

$$H_k = 44330 \times \left(1 - \left(\frac{P[k]}{P_0} \right)^{\frac{1}{5.255}} \right) \quad (3.7)$$

Độ cao tính toán (H_k^*) sẽ được sử dụng sau khi hiệu chỉnh bằng cách trừ đi tham số bù ($Bias_k$):

$$H_k^* = H_k - Bias_k \quad (3.8)$$

Thông tin xác định tầng trong nhà gồm:

- Bản đồ độ cao (h_{F_k}).

¹<https://www.sciencedirect.com/topics/engineering/pressure-altitude> accessed 15/1/2026.

- Độ cao xử lý (H_k^*).
- Hành động dự đoán (S_{RFAR}).

Nếu $S_{RFAR} \in \{\text{US}, \text{DS}\}$, hệ thống kích hoạt cơ chế chuyển đổi (ΔF_k) và xác định số bước di chuyển C_{seq} :

$$F_k \leftarrow F_k + \Delta F_k \quad \text{nếu } S_{RFAR} \in \{\text{US}, \text{DS}\}$$

$$C_{seq} = \begin{cases} C_{seq} + 1 & \text{nếu } S_{RFAR}^{(k)} = S_{RFAR}^{(k-1)} \in \{\text{US}, \text{DS}\} \\ 0 & \end{cases} \quad (3.9)$$

$$\Delta F_k = \begin{cases} +1 & \text{nếu } (S_{RFAR} = \text{US}) \wedge (C_{seq} \geq \bar{\gamma}_{min}) \wedge (H_k^* - h_{F_{k-1}} \geq \delta_{th}) \\ -1 & \text{nếu } (S_{RFAR} = \text{DS}) \wedge (C_{seq} \geq \bar{\gamma}_{min}) \wedge (H_k^* - h_{F_{k-1}} \leq -\delta_{th}) \\ 0 & \text{khác.} \end{cases} \quad (3.10)$$

Trong trường hợp $S_{RFAR} = \text{khác}$, hệ thống kích hoạt cơ chế khóa vị trí tầng ($F_k = F_{k-1}$) và bù trừ sai số trôi áp suất.

3.1.7. Mô hình hóa IPS dùng phương pháp Quaternion

Tại thời điểm k , hệ thống sử dụng dữ liệu đầu vào là $\mathbf{u}_k = [d_k, \alpha_k, H_k^*]^T$ để tính toán ra trạng thái mới $\mathbf{x}_k^* = [\mathbf{p}_k^T, \mathbf{q}_k^T]^T = [x_k, y_k, z_k, q_{0,k}, q_{1,k}, q_{2,k}, q_{3,k}]^T$. Góc hướng di chuyển α_k được xác định thông qua mô hình DT (f_{DT}) với đầu ra là một trong tám góc: $\alpha_k = f_{DT}(feat_k) \in \{0, \pm 45^\circ, \pm 90^\circ, \pm 135^\circ, 180^\circ\}$. Góc rời rạc α_k được biểu diễn dưới dạng một Quaternion $\mathbf{q}_k$ để biểu diễn tư thế di chuyển trong mặt phẳng OXY . Trạng thái của hệ thống được cập nhật có dạng:

$$\begin{cases} x_k = x_{k-1} + d_k \cos(\alpha_k) \\ y_k = y_{k-1} + d_k \sin(\alpha_k) \\ z_k = H_k^* \\ q_{0,k} = \cos\left(\frac{\alpha_k}{2}\right) \\ q_{1,k} = 0 \\ q_{2,k} = 0 \\ q_{3,k} = \sin\left(\frac{\alpha_k}{2}\right) \end{cases} \quad (3.11)$$

Tại mỗi thời điểm k , số tầng F_k được xác định bằng cách đối chiếu H_k^* với

các khoảng độ cao $\Psi(H_k^*)$ theo cơ sở dữ liệu mỗi tầng của tòa nhà:

$$F_k = \Psi(H_k^*) = i, \quad H_{floor}^{(i)} \leq H_k^* < H_{ceiling}^{(i)}$$

3.1.8. Bản đồ số hoá hiển thị thông tin tòa nhà

Để có thể giám sát vị trí của lính cứu trong tòa nhà, bản đồ cần được cung cấp để trực quan hoá cấu trúc, sơ đồ vị trí trong tòa nhà giúp trạm chỉ huy có thể thuận tiện giám sát và điều hướng lính cứu hoả. Tất cả các tòa nhà đều cần thiết kế trước khi thi công, và có đầy đủ các thông số như chiều cao của tòa nhà, chiều cao mỗi tầng, vị trí cầu thang bộ và thang máy... Đây là những thông tin hữu ích hỗ trợ cho việc tìm kiếm vị trí nạn nhân bên trong tòa nhà

3.2. Kết quả và đánh giá

3.2.1. Kịch bản thử nghiệm

Môi trường thử nghiệm được thiết lập tại hành lang thông thường có kích thước giới hạn (chiều rộng 2 m), bao quanh bởi tường bê tông cốt thép thường gặp trong các lối thoát nạn. Để kiểm chứng toàn diện hiệu năng của thuật toán đề xuất trong việc xác định vị trí tầng dưới tác động của môi trường hoạn giả lập, nghiên cứu tiến hành thử nghiệm tại tòa nhà A4 gồm 7 tầng và chiều cao tối thiểu mỗi tầng 3 m). Các nội dung đánh giá gồm:

- Kiểm chứng độ ổn định của thuật toán đo khoảng cách bước.
- Kiểm chứng giải thuật xác định hướng và quỹ đạo di chuyển
- Thử nghiệm định vị 3D và lọc nhiễu độ cao.

3.2.2. Kết quả theo dõi vị trí và hiển thị trên bản đồ số hóa

3.2.2.1. Đánh giá sai lệch về quỹ đạo di chuyển

Hình ảnh mặt bằng số hóa (Hình 3.5) được sử dụng để thiết lập tuyến đường thực nghiệm với kích thước thực tế là 104 m chiều dài và 22.52 m chiều rộng. Các tình nguyện thử nghiệm thực hiện chuyển động thẳng, cho phép hệ thống thu thập dữ liệu sai chân từ trạng thái đứng yên ($d_{\min}$) đến độ dài sai chân tối đa ($d_{\max}$).

Kết quả thực nghiệm được tổng hợp tại Bảng 3.1, hiệu năng của hệ thống IPS đề xuất được phân tích một cách chi tiết thông qua 05 quỹ đạo di chuyển có độ dài biến thiên từ 104 m đến 171 m. Quá trình thực nghiệm diễn ra với các thao tác chuyển hướng cụ thể và di chuyển tịnh tiến để mô phỏng hành trình



Hình 3.5: Thực nghiệm toàn diện về tính toán vị trí thời gian thực và mô tả quỹ đạo di chuyển khi các tình nguyện viên sử dụng cảm biến đeo trên người tại oà nhà A4 Đại học Phenikaa.

tìm kiếm cứu nạn, bao gồm các góc quay 0° , $\pm 45^\circ$, $\pm 90^\circ$, $\pm 135^\circ$ và quay ngược lại 180° . Khoảng cách thực tế của các quỹ đạo dao động từ 104 m đến 171 m, trong khi giá trị ước tính tương ứng chỉ sai lệch rất nhỏ, với độ khác biệt nằm trong khoảng từ 0.46 m đến 1.22 m. Sai số khác biệt trung bình chỉ 0.818 m, cho thấy thuật toán ước tính quãng đường có sự sai lệch không đáng kể. Đặc biệt, các quỹ đạo có chiều dài lớn hơn như xanh dương (162 m) và đỏ (171 m) có sai lệch tuyệt đối cao hơn một chút, điều này phù hợp với đặc tính tích lũy sai số của các hệ thống định vị quán tính khi quãng đường di chuyển tăng.

Bảng 3.1: Ước tính khoảng cách di chuyển và thống kê sai số tích lũy vị trí

Phương pháp/quỹ đạo	Cam	Đen	Vàng	Xanh dương	Đỏ	Trung bình
Khoảng cách (m)	104	143	146	162	171	—
Ước tính (m)	103.54	142.37	145.2	160.78	170.02	—
Khác biệt (m)	0.46	0.63	0.8	1.22	0.98	0.818
MAE (cm)	0.523	0.521	0.506	0.645	0.676	0.574
MSE (cm ²)	0.753	0.678	0.776	0.977	1.011	0.839
SD%	0.583	0.539	0.774	0.881	0.631	0.682
MAE%	0.442	0.441	0.548	0.761	0.573	0.553

3.2.2.2. *Đánh giá giải thuật xác định tầng trong tòa nhà*

Khi nhiệt độ môi trường tăng từ 30°C lên 70°C ở cùng tầng 1 hoặc tầng 7, cảm biến áp suất ghi nhận sự thay đổi khí áp do biến động nhiệt cục bộ. Tuy nhiên, sau khi áp dụng thuật toán bù và hiệu chỉnh, độ cao ước tính (H_k^*) vẫn duy trì tính ổn định tốt. Tại tầng 1, sai số của H_k^* chỉ dao động dưới 0.4 m. Trong khi đó, tại tầng 7, giá trị H_k^* đạt 18.6 m và chênh 0.6 m so với thực tế.

Khi thực hiện di chuyển lên xuống tầng nhiệt độ thường, hệ số bù $Bias_k$ duy trì giá trị nhỏ và ổn định (0.1–0.2 m), qua đó độ cao hiệu chỉnh H_k^* có thể bám sát độ cao thực tế của từng tầng. Sai số của H_k^* luôn nằm trong khoảng dưới 0.2 m, nhỏ hơn đáng kể so với chiều cao tối thiểu mỗi tầng là 3 m.

Trong kịch bản tổng hợp di chuyển có nhiều nhiệt, các thời điểm nhiệt độ tăng đột biến mô phỏng đám cháy như tầng 2 (65°C) hay tầng 7 (70°C), dù độ cao ban đầu H_{raw} sai lệch lớn so với thực tế do ảnh hưởng tác động nhiệt độ lên cảm biến, thuật toán bù sai số δP kết hợp bộ lọc Kalman đã đưa giá trị H_k về ngưỡng tiệm cận thực tế, loại bỏ hiệu quả nhiễu nhiệt. Khi phát hiện độ cao đo được là 16 m, lệch so với bản đồ tham chiếu là 15 m, hệ thống đã tự động hiệu chỉnh $Bias_k$ từ 0.4 lên 0.7. Sự điều chỉnh kịp thời này giúp các phép đo tại Tầng 7 và quá trình đi xuống sau đó bám sát độ cao thực tế, giúp định vị tầng (F_k) đạt độ chính xác cao.

3.2.3. *Đánh giá tiêu thụ năng lượng và thời gian hoạt động*

Thực nghiệm đo dòng điện tiêu thụ (I_{state}) được thực hiện bằng cách sử dụng thiết bị đo dòng chuyên dụng kết nối nối tiếp với nguồn cấp cho thiết bị đeo. Thiết bị có thể hoạt động liên tục trên 14 giờ ở chế độ tìm kiếm và khoảng 9.5 giờ trong điều kiện truyền tin liên tục cường độ cao. So với thời gian trung bình của một ca trực chiến đấu hoặc một nhiệm vụ cứu nạn 6-8 giờ, dung lượng pin 2000 mAh hoàn toàn đáp ứng được yêu cầu năng lượng của hệ thống.

3.2.4. *Đánh giá ảnh hưởng của điều kiện môi trường*

Thiết bị được thiết kế chống ảnh hưởng từ mồ hôi, hơi ẩm và mồ hôi bên trong quần áo bảo hộ vẫn có thể dẫn đến hiện tượng ngưng tụ ẩm bên trong thiết bị. Do đó, thiết bị được hướng đến thiết kế đạt chuẩn IP67 về khả năng kháng nước và kháng bụi như gioăng chống ẩm, giảm thiểu lỗ tiếp xúc bên ngoài và phủ lớp bảo vệ lên bo mạch.

3.2.5. *Đánh giá độ trễ và khả năng đáp ứng thời gian thực của hệ thống*

Thời gian trễ do việc xử lý tính toán và truyền tin $T_{feat} + T_{infer} + T_{trans} \approx 11$ ms chỉ chiếm khoảng 2% đến 3% tổng chu kỳ của một sải bước chân. Hệ thống có thể hoàn thành việc xử lý và truyền kết quả gần như tức thì ngay khi bước chân kết thúc.

3.2.6. *So sánh với nghiên cứu liên quan*

Khi nguồn điện bị ngắt hoặc các trạm thu phát bị phá hủy bởi nhiệt độ cao, hệ thống định vị [62, 67, 68] sẽ bị vô hiệu hóa hoàn toàn. Các mô hình này đòi hỏi tài nguyên tính toán lớn, tạo gánh nặng về năng lượng và độ trễ khi triển khai trên các thiết bị nhúng đeo người. Hệ thống đề xuất đạt thời gian hoạt động liên tục trên 9 giờ và độ trễ xử lý thấp (dưới 11 ms). Điều này chứng minh sự cân bằng tốt giữa độ chính xác định vị, tiết kiệm năng lượng và khả năng triển khai thực tế

3.3. Kết luận chương

Chương 3 đã trình bày mô hình hỗ trợ các chiến sĩ cứu trong quá trình làm nhiệm vụ. Hệ thống có khả năng định vị trong nhà khi xảy ra tình huống khẩn cấp nhờ hướng tiếp cận kết hợp giữa PDR và UWB. Nội dung của chương này đã được công bố trong các công trình [CT4, CT5, CT6]. Trong đó, công trình [CT4] trình bày giải thuật xác định bước chân di chuyển với độ phức tạp thấp, phù hợp cho xử lý dữ liệu thời gian thực. Công trình [CT5] mô tả đề xuất giải pháp xác định vị trí trên mặt phẳng 2D. Công trình [CT6] đề xuất mô hình theo dõi vị trí trong tòa nhà dựa trên sơ đồ tòa nhà và sự kết hợp đa cảm biến IMU-UWB và khí áp kế.

KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ

Kết luận chung. Luận án đã tập trung giải quyết vấn đề cấp thiết về giám sát an toàn cho lính cứu hỏa trong môi trường hoạt động khắc nghiệt, nơi các hệ thống định vị vệ tinh không khả dụng. Nghiên cứu này có hai đóng góp quan trọng:

- Đề xuất thuật toán tích hợp cửa sổ trượt thông minh với cơ chế phát hiện chuyển đổi hành động, nhằm tối ưu phân đoạn tín hiệu và nâng cao chất lượng đặc trưng đầu vào. Thuật toán được ứng dụng xây dựng hệ thống nhận dạng hành động thời gian thực, tối ưu cho môi trường hoạt động đặc

thù của lính cứu hoả, với mục tiêu cải thiện độ chính xác và tốc độ phản hồi của hệ thống giám sát tự động.

- Đề xuất giải thuật xác định bước chân di chuyển có độ phức tạp tính toán thấp, dựa trên sự kết hợp dữ liệu từ cảm biến quán tính và băng thông siêu rộng. Giải thuật này nhằm xây dựng một mô hình ước lượng chuyển động người đi bộ hiệu quả, hỗ trợ cải thiện độ chính xác và ổn định của hệ thống định vị và theo dõi vị trí người trong nhà.

Hạn chế. Hệ thống đề xuất còn tồn tại một số hạn chế:

- Hệ thống hiện có kích thước khá lớn do được lắp ráp thủ công, gây bất tiện khi triển khai ngoài hiện trường.
- Dữ liệu thu từ các tình nguyện viên nam có thể trạng gần giống với lính cứu hoả chuyên nghiệp.
- Sự biến động áp suất do nhiệt độ cao có thể gây ra sai số lớn hơn mà mô hình hiện tại chưa mô phỏng hết được.
- Hệ thống cần có cơ sở dữ liệu, bản vẽ kích thước của toà nhà để xây dựng hệ thống giám sát 3D và tự hiệu chỉnh vị trí ước lượng.

Kiến nghị và hướng phát triển. Trong tương lai, để nâng cao tính ứng dụng và hoàn thiện sản phẩm, các hướng nghiên cứu tiếp theo được đề xuất bao gồm:

- Tối ưu hóa phần cứng bao gồm tối hóa mạch tích hợp để thu nhỏ kích thước và trọng lượng thiết bị.
- Mở rộng và đa dạng hóa dữ liệu từ nhiều nhóm đối tượng khác nhau để huấn luyện mô hình tốt hơn, nâng cao tính tổng quát hóa và độ chính xác cho mọi đối tượng người dùng.
- Nghiên cứu tích hợp giao thức truyền thông mạng lưới (Mesh network) để hỗ trợ theo dõi đồng thời nhiều lính cứu hoả cùng lúc, cho phép các thiết bị tương trợ nhau trong việc truyền tin về trạm chỉ huy khi tín hiệu bị suy hao.
- Phát triển hệ thống với các giải pháp phần mềm và phần cứng để tạo ra một hệ thống cứu hộ toàn diện, kết nối liền mạch giữa các thiết bị đeo cá nhân và trung tâm chỉ huy hiện trường.

**DANH MỤC CÁC BÀI BÁO ĐÃ XUẤT BẢN
LIÊN QUAN ĐẾN LUẬN ÁN**

- [CT1]. N. T. Thu, **D.-T. Dao***, B. Q. Bao, D. nghĩa Tran, P. V. Thanh, and D.-T. Tran, 2022, “Real-time wearable-device based activity recognition using machine learning methods,” *International Journal of Computing and Digital Systems*, vol. 12, no. 1, pp. 321–333, DOI: 10.12785/ijcds/120126 [**SCOPUS, Q3**].
- [CT2]. **T.-H. Dao**, H.-Y. Hoang, V.-N. Hoang, D.-T. Tran, and D.-N. Tran*, 2022, Human activity recognition system for moderate performance microcontroller using accelerometer data and random forest algorithm, *EAI Endorsed Transactions on Industrial Networks and Intelligent Systems*, vol. 9, no. 40, pp. 1–18, DOI: 10.4108/eetinis.v9i4.2571 [**SCOPUS, Q3**].
- [CT3]. **T.-H. Dao**, D.-N. Tran, V.-H. Bui, V. Son Nguyen, D. K. Hoa*, P. Van Thanh, and D.-T. Tran, 2025, RFAR: A real-time firefighter activity recognition system using wearable accelerometer, *IEEE Sensors Journal*, vol. 25, no. 17, pp. 33 674–33 691, 2025, DOI: 10.1109/JSEN.2025.3593466 [**SCIE Q1**].
- [CT4]. **T.-H. Dao**, D.-N. Tran, Q.-T. Hoang, H.-D. Vu, D. T. Huy, and D.-T. Tran, 2023, Developing Real-time Automatic Step Detection On A Low-Cost, Performance-Constrained Microcontroller, *2023 IEEE Statistical Signal Processing Workshop*, pp. 150–154, ISBN: 978-1-6654-5245-8, DOI: 10.1109/SSP53291.2023.10207955. [**SCOPUS, Q4**].
- [CT5]. V.-H. Bui, D.-N. Tran, **T.-H. Dao***, T.-A. Le, V.-A. Tran, T.-C. Bui, and D.-T. Tran, 2025, Development of an Indoor Position Monitoring System for Rescue Personnel during Emergencies, *2025 8th International Conference on Multimedia Analysis and Pattern Recognition*, pp. 196–201, ISSN: 979-8-3315-5466-8, DOI: 10.1109/MAPR67746.2025.1113393 [**SCOPUS, Q4**].
- [CT6]. **T.-H. Dao**, D.-N. Tran, V.-H. Bui, H.-D. Vu, and D.-T. Tran, 2025, IPWSEP- Investigation of an indoor positioning system based on wearable sensors for emergency response, *Hanoi University of Industry Journal of Science and Technology*, vol. 61, pp. 1-11 [accepted].