BỘ GIÁO DỤC
VÀ ĐÀO TẠO

VIỆN HÀN LÂM KHOA HỌC
VÀ CÔNG NGHỆ VIỆT NAM

HỌC VIỆN KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ



VŨ THỊ THƯƠNG

NGHIÊN CỨU TRIỂN KHAI HỌC MÁY TRÊN VI ĐIỀU KHIỂN HIỆU NĂNG THẤP CHO HỆ THỐNG NHẬN DẠNG HOẠT ĐỘNG SỬ DỤNG CẢM BIẾN GIA TỐC

TÓM TẮT LUẬN ÁN TIẾN SĨ MÁY TÍNH

Ngành: Hệ thống thông tin

Mã số: 9 48 01 04

Hà Nội - 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. Người hướng dẫn: GS.TS. Trần Đức Tân, Khoa điện - điện tử Trường kĩ thuật Phenikaa, Đại học Phenikaa.
2. Người hướng dẫn: TS. Nguyễn Như Sơn, Viện Công nghệ thông tin, Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam.

Phản biện 1: PGS.TS. Trần Quang Huy

Phản biện 2: TS. Ngô Hải Anh

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 9 giờ 00, ngày 23 tháng 10 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

Hệ thống nhận dạng hoạt động người (Human Activity Recognition - HAR) cho phép tự động theo dõi, phân loại các hoạt động hàng ngày, mang lại nhiều lợi ích thiết thực trong việc chăm sóc sức khỏe cộng đồng. HAR có thể được ứng dụng trong việc theo dõi mức độ hoạt động thể chất của bệnh nhân sau phẫu thuật [2], [3], đánh giá hiệu quả phục hồi chức năng, cảnh báo nguy cơ té ngã ở người cao tuổi [4], [5] và theo dõi hiệu suất tập luyện của vận động viên [6].

Mục tiêu chung của luận án: Nghiên cứu triển khai học máy trên vi điều khiển hiệu năng thấp cho hệ thống nhận dạng hoạt động sử dụng cảm biến gia tốc bảo đảm khả năng phân loại chính xác các hoạt động cơ bản trong thời gian thực.

Các đóng góp của luận án

Luận án này phân biệt với các nghiên cứu khác bằng cách tập trung vào việc triển khai hiệu quả các thuật toán đơn giản về mặt tính toán cho phân loại hoạt động theo thời gian thực trên vi điều khiển hiệu năng thấp. Những điểm mới của luận án được nêu như sau:

- Lần đầu tiên chứng minh khả năng triển khai học máy (Random Forest, KNN) trực tiếp trên vi điều khiển 8-bit PIC18F4520 (RAM 1,5KB) để nhận dạng hoạt động người theo thời gian thực với độ chính xác trên 96%, chỉ dùng 5 đặc trưng thống kê đơn giản

- Đề xuất và mở rộng hệ thống nhận dạng sang địa hình có thay đổi độ cao (lên/xuống cầu thang), với thuật toán KNN cho phép phân biệt rõ hai chiều di chuyển mà các nghiên cứu trước trên vi điều khiển hiệu năng thấp chưa thực hiện được.

Bố cục của luận án

Chương 1: Trình bày tổng quan về tình hình nghiên cứu HAR trên thế giới và trong nước, các phương pháp nhận dạng hoạt động, các thuật toán học máy, cơ sở lý thuyết về xử lý tín hiệu cảm biến. Chỉ ra các khoảng trống nghiên cứu và định hướng giải quyết của luận án.

Chương 2: Tác giả thiết kế hệ thống RF4-HAR nhận dạng bốn hoạt động cơ bản với chi phí thấp và khả năng phản hồi theo thời gian thực. Các bước thu thập dữ liệu, tiền xử lý, trích xuất đặc trưng và phân loại được thực hiện trực tiếp trên vi điều khiển 8-bit [CT1], [CT2], [CT5].

Chương 3: Trình bày chi tiết phương pháp nhận dạng hoạt động ở địa hình có thay đổi độ cao. Phương pháp đề xuất gồm hai hệ thống: RF5-HAR sử dụng thuật toán RF trong trường hợp không phân biệt hoạt động lên, xuống cầu thang [CT3]; KNN6-HAR sử dụng thuật toán KNN cho phép phân biệt chính xác hoạt động lên hay xuống cầu thang [CT4].

Cuối cùng, phần kết luận nêu các đóng góp chính của tác giả trong luận án và những hướng phát triển nghiên cứu [CT6].

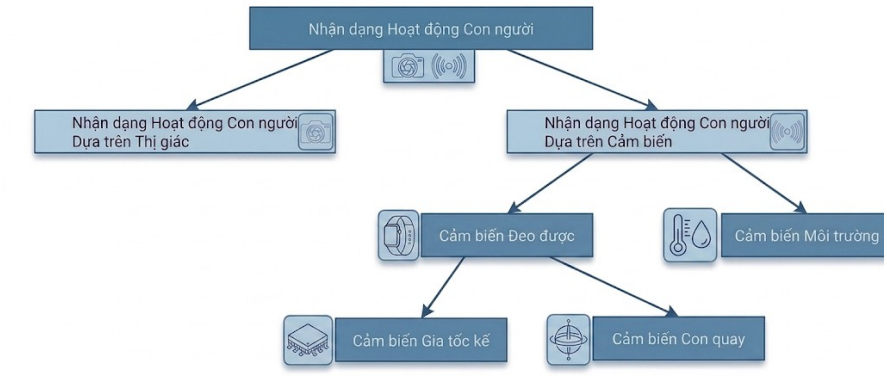
CHƯƠNG 1. TỔNG QUAN VỀ HỆ THỐNG NHẬN DẠNG HOẠT ĐỘNG SỬ DỤNG CẢM BIẾN

Nội dung Chương 1 giới thiệu về bài toán nhận dạng hoạt động người sử dụng cảm biến. Các nghiên cứu liên quan được phân vào nhóm những phương pháp tiếp cận. Nhìn chung, trong bài toán HAR, có ba cách tiếp cận phổ biến: dựa trên thị giác máy tính, dựa trên cảm biến tương tác môi trường và dựa trên cảm biến thiết bị đeo. Mỗi cách tiếp cận phù hợp với các tình huống và môi trường khác nhau. Các thách thức của các phương pháp nhận dạng hoạt động người sử dụng cảm biến cũng được phân tích làm tiền đề cho việc đề xuất các thuật toán ở các chương tiếp theo. Bên cạnh đó, một số kiến thức nền tảng và các chỉ số đánh giá phổ biến cho nhận dạng hoạt động người cũng được trình bày trong chương này.

1.1. Giới thiệu về nhận dạng hoạt động người

Ngày nay, HAR đã trở thành một lĩnh vực nghiên cứu sôi động trên toàn thế giới, với sự phát triển mạnh mẽ của công nghệ cảm biến và học máy [1]. Có nhiều vấn đề thực tế cần giải pháp dựa trên nhận dạng hoạt động như chăm sóc sức khỏe [2], [3], phát hiện té ngã cho người già [4], [5], công nghiệp [6], bảo mật [24], v.v. Công nghệ nhận dạng hoạt động thu thập thông tin hành vi của người dùng, cung cấp nhiều cách tương tác khác nhau, từ đó cho phép hệ thống hỗ trợ tích cực cho người dùng trong công việc của họ [25].

Trong bài toán HAR, có hai cách tiếp cận phổ biến: cách tiếp cận dựa trên thị giác máy tính, cách tiếp cận dựa trên cảm biến (bao gồm: cách tiếp cận dựa trên cảm biến tương tác môi trường và cách tiếp cận dựa trên cảm biến thiết bị đeo) [7], [8], Hình 1.1.



Hình 1.1 Phân loại phương pháp nhận dạng hoạt động người

Sự so sánh các phương pháp nhận dạng được thể hiện trong Bảng 1.1.

Bảng 1.1 So sánh các phương pháp nhận dạng hoạt động

Phương pháp	Cảm biến	Ưu điểm	Nhược điểm	Độ chính xác
Thị giác [6]	Camera	Không xâm nhập	Chi phí cao, vấn đề riêng tư, giới hạn góc nhìn	85-90%
Cảm biến môi trường [6]	IR, áp suất	Không đeo	Chi phí lắp đặt cao, không di động	80-85%
Cảm biến đeo [8]	Gia tốc, gyro	Di động, chi phí thấp	Cần đeo liên tục	95-99%

1.2. Tổng quan về hệ thống nhận dạng hoạt động sử dụng cảm biến.

1.2.1. Hệ thống nhận dạng hoạt động sử dụng cảm biến

Nhận dạng hoạt động người (HAR: Human Activity Recognition) nhằm mục đích nhận ra hoạt động đã, đang xảy ra của người từ một loạt các quan sát về hoạt động của người và điều kiện môi trường xung quanh. Phân loại hoạt động sử dụng cảm biến mang trên người đang là hướng tiếp cận thu hút được nhiều sự quan tâm. Nguyên nhân là do sự tiến bộ mạnh mẽ của công nghệ, đặc biệt là các cảm biến ngày càng có kích thước nhỏ, trọng lượng nhẹ nhưng khả năng làm việc, thu thập dữ liệu khá mạnh mẽ, cho phép hoạt động liên tục không hạn chế.

1.2.2. Các nghiên cứu điển hình nhận dạng hoạt động dựa trên cảm biến mang trên người.

Cảm biến mang trên người có thể được gắn trên cơ thể con người và phân bố từ đầu đến chân, hoạt động trong một khu vực rộng vừa phải trong khi người đeo thực hiện các hoạt động như đi bộ và chạy. Các cảm biến mang trên người như gia tốc kế và con quay hồi chuyển thường được nhúng trong điện thoại thông minh, đồng hồ thông minh, vòng đeo tay thông minh, quần áo, thắt lưng, kính, mũ bảo hiểm hoặc giày.

Phân tích hoạt động sử dụng các cảm biến gia tốc kết hợp thuật toán học máy đã trở thành một lựa chọn tốt và là bài toán tác giả đặt ra, với yêu cầu hệ thống chi phí thấp, dễ sử dụng và có thể triển khai trên vi điều khiển hiệu năng thấp.

1.3. Hệ thống nhận dạng hoạt động sử dụng cảm biến gia tốc

1.3.1. Các nghiên cứu điển hình về nhận dạng hoạt động sử dụng cảm biến gia tốc

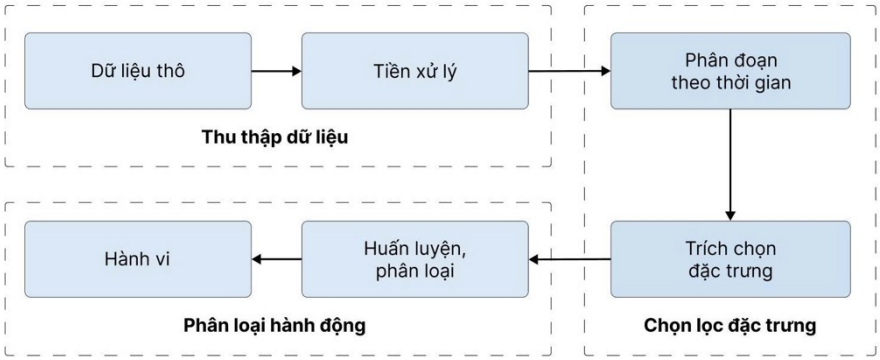
Bảng 1.2 trình bày tổng quan về HAR dựa trên cảm biến gia tốc.

Bảng 1.2 Tổng quan về HAR dựa trên cảm biến mang trên người

Tài liệu tham khảo	Số cảm biến	Vị trí đặt cảm biến	Hoạt động
Zheng et al. [39]	1	Eo, Cổ tay, Hông, Túi	Đứng, Nằm, Đi bộ, Nhảy múa, Chạy, Lên cầu thang, Xuống cầu thang, Chạy bộ, Nhảy dây, Ngồi
Gjoreski and Gams [40]	24	Mắt cá chân phải, Đùi trái, Ngực	Ngồi, Đi xuống, Đứng lên, Nằm, Ngồi trên mặt đất, Đứng
Jiang et al. [41]	4	Cẳng tay phải, Cẳng chân phải, Cẳng tay trái, Cẳng chân trái	Đứng, Đi bộ trên máy tập luyện hình elip, Ngồi, Chạy trên máy tập luyện hình elip, Nằm trên giường, Đạp xe, Chạy bộ, Chèo thuyền, Đi bộ và tập tạ
Jennifer et al. [15]	1	Điện thoại thông minh	Ngồi, Chạy bộ, Lên cầu thang, Đi bộ, Xuống cầu thang, Đứng
Chun and Weihua [43]		Đùi phải	Từ đứng sang ngồi, Ngồi, Từ nằm sang ngồi, Đứng, Nằm, Từ ngồi sang đứng, Đi bộ, Từ ngồi sang nằm
Siirtola and Roning, 2012 [44]	1	Điện thoại thông minh đặt trong túi	Đạp xe, Đi bộ, Lái xe, Đứng, Ngồi
Sweetlin [45]	1	Ngực	Té ngã, Đi bộ, Đứng, Nằm, Ngồi
Mannini et al. [46]	1	Cổ tay, Mắt cá chân	26 hoạt động hàng ngày
Lei et al. [47]	4	Ngực, Dưới cánh tay trái, Eo và đùi	Đứng, Từ đứng sang ngồi, Đi bộ, Ngồi, Từ nằm sang đứng, Nằm, Từ ngồi sang đứng, Xuống cầu thang, Từ đứng sang nằm

1.3.2. Mô hình hệ thống nhận dạng hoạt động sử dụng cảm biến gia tốc

Cảm biến gia tốc thu thập dữ liệu chuyển động và gửi thông tin dữ liệu về hệ thống. Hệ thống nhận dữ liệu (Hình 1.3) từ cảm biến để có thể phân loại các hoạt động người thường trải qua những bước sau: thu thập dữ liệu (thu thập dữ liệu thô và tiền xử lý), chọn lọc đặc trưng (phân đoạn, trích chọn đặc trưng), phân loại hoạt động (huấn luyện, sau đó có thể hoạt động phân loại).



Hình 1.3 Mô hình hệ thống phân loại hoạt động người

1.3.3. Phương pháp đánh giá mô hình

Hiệu suất của mô hình phân loại thường được đánh giá bằng cách sử dụng tập dữ liệu thử nghiệm. Phương pháp được sử dụng phổ biến nhất để đo hiệu suất là ma trận nhầm lẫn, so sánh đầu ra thực tế với đầu ra dự đoán để đánh giá độ chính xác của phân loại. Một số chỉ số phổ biến được sử dụng gồm độ chính xác tổng thể, độ nhạy, PPV (giá trị dự đoán dương) và NPV (giá trị dự đoán âm).

1.4. Kết luận chương 1

Chương này đã giới thiệu tổng quan về các hệ thống nhận dạng hoạt động từ dữ liệu cảm biến mang trên người. Nhận dạng hoạt động sử dụng cảm biến mang trên người đã và đang thu hút nhiều sự quan tâm của cộng đồng nghiên cứu và được ứng dụng vào nhiều lĩnh vực khác nhau: từ an ninh, công nghiệp đến thể thao, nghệ thuật, đặc biệt là ứng dụng trong y tế, hỗ trợ chăm sóc sức khỏe. Trong đó, cảm biến gia tốc được sử dụng nhiều nhất trong các công trình nghiên cứu nhận dạng hoạt động và cho hiệu suất phân loại cao. Đồng thời, Chương 1 cũng trình bày tổng quát về một hệ thống gồm 3 bước chính để nhận dạng hoạt động từ dữ liệu cảm biến mang trên người.

CHƯƠNG 2: NHẬN DẠNG HOẠT ĐỘNG CƠ BẢN BẰNG RANDOM FOREST TRÊN VI ĐIỀU KHIỂN 8-BIT (RF4-HAR)

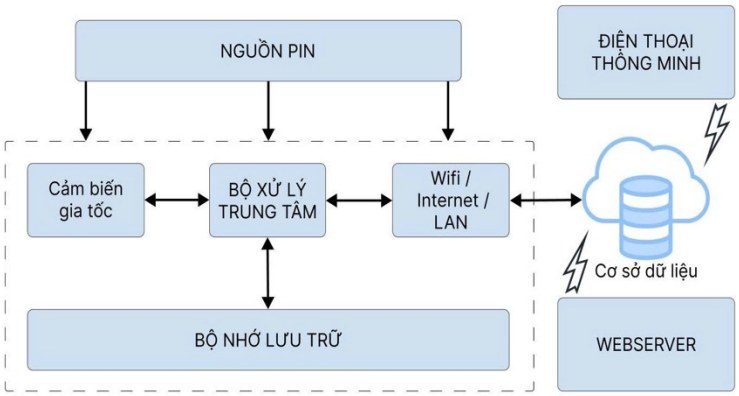
Trong chương này, luận án trình bày chi tiết phương pháp đề xuất để nhận dạng bốn hoạt động cơ bản của con người (đứng, ngồi, đi bộ, chạy bộ) sử dụng dữ liệu từ cảm biến gia tốc 3 trục và thuật toán học máy Random Forest. Nội dung chương bao gồm: thiết kế hệ thống thời gian thực trên vi điều khiển PIC18F4520; thiết kế phần cứng hệ thống IoT với các module cảm biến, xử lý, truyền thông và nguồn; mô tả dữ liệu sử dụng, quy trình xử lý và phân loại đề xuất, các tham số đánh giá hiệu suất, kết quả thực nghiệm với bốn thuật toán học máy và phân tích kết quả đạt được. Cơ sở thuật toán và tập đặc trưng ban đầu đã được công bố tại [CT1]; việc triển khai trên phần cứng nhúng

với bốn hoạt động của hệ thống RF4-HAR được công bố tại [CT2]; một phần kết quả liên quan được công bố tại [CT5].

2.1. Mô hình hệ thống RF4-HAR

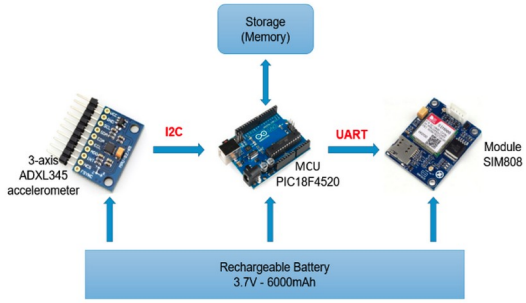
2.1.1. Kiến trúc mô hình phân loại hoạt động

Luận án sử dụng học có giám sát. Cách tiếp cận tổng thể bao gồm ba giai đoạn trong vấn đề HAR này: thu thập dữ liệu thô, phân tích mô hình và các hoạt động phân loại (triển khai và đánh giá), như trong Hình 2.1.



Hình 2.1 Sơ đồ khối của quá trình phân loại hoạt động

Hệ thống được đề xuất tích hợp cảm biến, IMU chi phí thấp và bộ truyền/thu dữ liệu không dây cho thiết bị đeo để hỗ trợ các hoạt động phân loại. Cấu trúc hệ thống đề xuất được minh họa trong Hình 2.2.



(a)



(b)

Hình 2.2 Mô hình thiết bị hệ thống đề xuất (a) và tình nguyện viên đeo thiết bị (b).

Gia tốc kế 3 DOF ADXL345 được kết nối với vi điều khiển PIC18F4520 bằng giao diện I2C để thu thập dữ liệu dọc theo ba trục; Chương 2 sử dụng mô-đun SIM808 (GSM/GPRS) giao tiếp với MCU qua UART. PIC18F4520 được lựa chọn có chủ đích để chứng minh tính khả thi trên vi điều khiển 8-bit chi phí thấp nhất (2 USD): xung nhịp 40 MHz, RAM 1,5KB, Flash 32KB. Thử nghiệm được triển khai với máy tính xách tay Dell E6540 có bộ xử lý 2,7 GHz và RAM 8GB.

2.1.2. Tập dữ liệu

Luận án này sử dụng hai bộ dữ liệu về hoạt động của con người, bao gồm một bộ dữ liệu riêng tập trung vào các hoạt động cơ bản của người và một bộ dữ liệu công khai chứa các hoạt động tương tự.

Tập dữ liệu thu thập

Tác giả đã tiến hành ghi dữ liệu thực nghiệm với tổng cộng 16 tình nguyện viên gồm hai nhóm: nhóm sinh viên 14 người (7 nam và 7 nữ), độ tuổi 18-22, chiều cao 1,56-1,8 m, cân nặng 43-72 kg; nhóm người cao tuổi 2 người (1 nam và 1 nữ), 65 và 72 tuổi, chiều cao 1,4 m và 1,46 m, cân nặng 42 kg và 46 kg. Thiết bị được tình nguyện viên giữ trên thắt lưng với tần số lấy mẫu là 50 Hz, ghi lại bốn trạng thái: Đứng trong 40 phút, Ngồi trong 30 phút, Chạy trong 10 phút và Đi bộ trong 22 phút.

Mô tả chi tiết và một số minh họa về các hoạt động được trình bày trong Bảng 2.1 dưới đây.

Bảng 2.1 Diễn giải khái niệm các hoạt động

Hoạt động	Diễn giải
Ngồi	Đầu và lưng không chạm nền và đôi chân nghỉ, lưng hơi ngả phía sau
Đứng	Người thẳng, đôi chân không di chuyển
Đi bộ	Người thẳng và di chuyển chậm đến vị trí khác nhau, có ít nhất 1 chân chạm đất
Chạy bộ	Người thẳng và di chuyển nhanh đến vị trí khác nhau, 2 chân không chạm đất vào 1 thời điểm

Ngoài ra, để kiểm tra hiệu suất của thuật toán, tập dữ liệu công khai WISDM đã được sử dụng [15].

2.1.3. Quy trình xử lý dữ liệu

Phân đoạn dữ liệu cho các hoạt động

Luận án chọn cách tiếp cận cửa sổ trượt để phân đoạn dữ liệu vì tính đơn giản và phù hợp với các ứng dụng thời gian thực; kích thước cửa sổ là siêu tham số cần được khảo sát thực nghiệm [15], [48].

Với tập dữ liệu công khai, số lượng quan sát hoạt động sử dụng kích thước cửa sổ 10 giây (với 40% trùng lặp) được trình bày trong Bảng 2.2. Bộ dữ liệu trích xuất chứa tổng cộng 10482 quan sát từ 36 người tham gia.

Bảng 2.2 Thành phần của Quan sát Hoạt động Dữ liệu Công khai

Hoạt động	**Số quan sát**
Đứng	445
Ngồi	548
Chạy	3258
Đi	6231
Tổng	10482

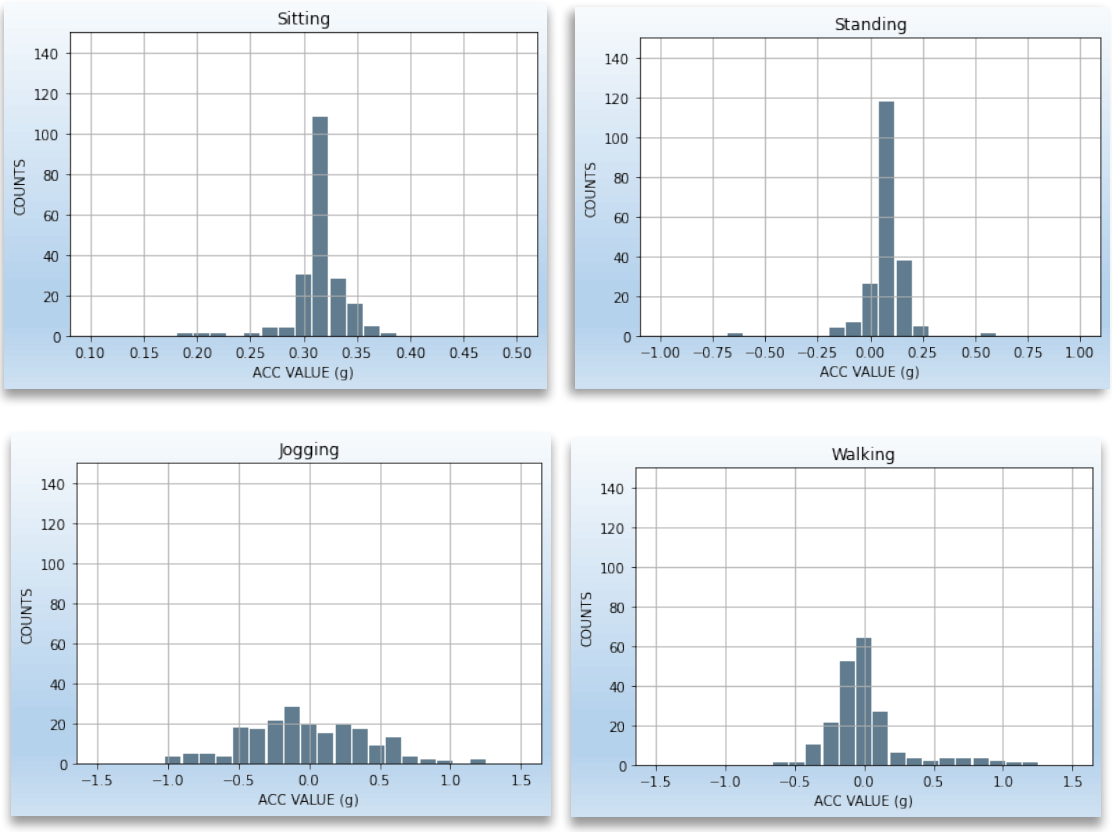
Trong thử nghiệm, có 16 tình nguyện viên đeo thiết bị ở thắt lưng (Hình 2.2) trong khi thực hiện một loạt hoạt động cụ thể. Bảng 2.3 trình bày số lượng quan sát hoạt động sử dụng kích thước cửa sổ 10 giây (với 40% chồng chéo). Tập dữ liệu được trích xuất chứa tổng cộng 1283 quan sát.

Bảng 2.3 Thành phần của Quan sát Hoạt động Dữ liệu tự thu thập

Hoạt động	**Số quan sát**
Đứng	517
Ngồi	383
Chạy bộ	60
Đi	265
Tổng	1283

Trích chọn đặc trưng

Để hiệu suất phân loại cao, việc lựa chọn các đặc trưng hỗ trợ cho các hoạt động là vô cùng quan trọng. Lựa chọn đặc trưng được thực hiện trước khi trích xuất đặc trưng. Để lựa chọn đặc trưng, một phần dữ liệu (200 mẫu đầu tiên) thu được từ gia tốc trục X của từng hoạt động được biểu diễn dưới dạng Hình 2.4 để xác định phạm vi và đặc điểm tương ứng với từng hoạt động.



Hình 2.4 Phân phối dữ liệu gia tốc theo trục X của các hoạt động

Từ Hình 2.4, có thể thấy rằng trạng thái tĩnh (Đứng, Ngồi) có các giá trị trong một phạm vi nhỏ cụ thể. Ví dụ, Đứng có giá trị tập trung tại ax ≈ 0g (1g=9,8m/s2), ngồi có giá trị dọc theo trục X có tâm là (0,12g, 0,36g). Do đó, có thể chọn hai đặc trưng, trung bình và trung bình, để đo mức độ tập trung của dữ liệu nhằm phân biệt trạng thái tĩnh với trạng thái động và phân loại trạng thái tĩnh với nhau. Ngoài ra, các trạng thái động như Chạy bộ, Đi bộ có dải giá trị rộng hơn trạng thái tĩnh. Do đó, phạm vi đã được chọn để xác định sự khác biệt giữa các giá trị cao nhất và thấp nhất của các trạng thái này.

Bảng 2.7 Các đặc trưng tính theo trục X

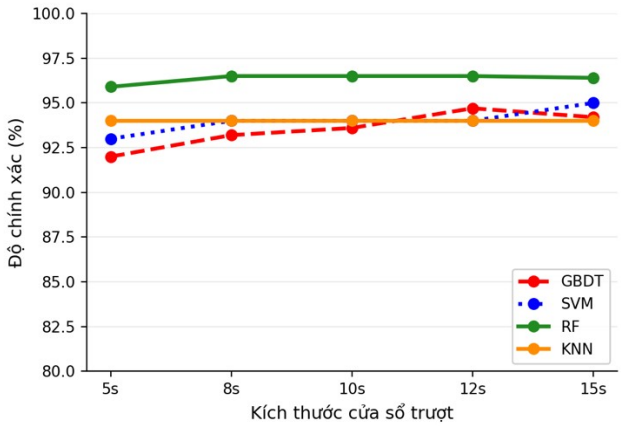
Đặc trưng	**Công thức**	
Mean-Giá trị trung bình	$\mu(X_j) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i$	(1)
SD-Độ lệch chuẩn	$\sigma_{(X_j)} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(x_i-\mu)^2}$	(2)
Median-Trung vị	$median(X_j) = \frac{x_{\lfloor n/2+1 \rfloor} + x_{\lfloor n/2 \rfloor}}{2}$, X_j được sắp xếp	(3)
Range-Phạm vi	$range(X_j) = \left[\min_{i=1}^{N}\left(x_i\right), \max_{i=1}^{N}\left(x_i\right)\right]$	(4)
RMS	$RMS_{X_j} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i^2}$	(5)

Sử dụng năm đặc trưng trên, tập dữ liệu được chia thành hai phần: tập huấn luyện và tập kiểm tra lần lượt là 60% và 40%.

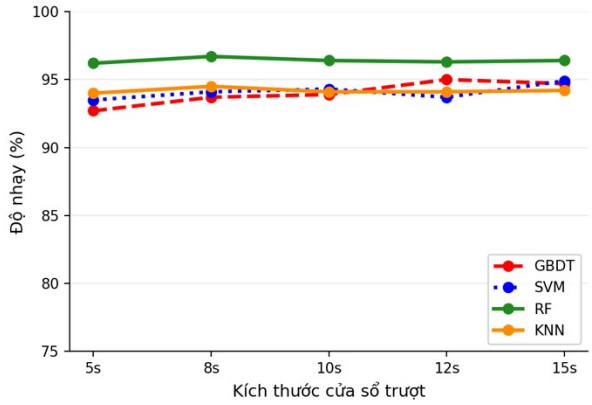
2.2. Thực nghiệm và kết quả

Hiệu suất của từng bộ phân loại được so sánh dựa trên độ chính xác (acc) tổng thể của chúng (Hình 2.7) và độ nhạy (Hình 2.8) trên tập dữ liệu công khai với các kích thước cửa sổ (5 giây, 8 giây, 10 giây, 12 giây, 15 giây). Bộ phân loại RF cho kết quả tốt nhất trên cả hai phép đo: độ chính xác 95,3% và độ nhạy 94% ở cả kích thước cửa sổ 10 giây.

2.2.1. Kết quả thực nghiệm trên các thuật toán



Hình 2.7 Độ chính xác acc của dữ liệu công khai



Hình 2.8 Độ nhạy của dữ liệu công khai

Tương tự như tập dữ liệu công khai, trên tập dữ liệu tự thu thập với các bộ phân loại và các kích thước cửa sổ khác nhau, phương pháp KNN cho độ chính xác cao nhất (100%) và bộ phân loại RF cho độ nhạy cao nhất (99,8%) với kích thước cửa sổ 8 giây.

2.2.2. Triển khai mô hình RF trên vi điều khiển

Các kết quả chi tiết khi sử dụng bộ phân loại RF được biểu thị bằng ma trận nhầm lẫn (Confusion matrix) của dữ liệu công khai (Bảng 2.8) và dữ liệu được ghi lại (Bảng 2.9). Qua Bảng 2.8, hầu hết các mẫu test hoạt động đều có độ phân hóa tương đối tốt (166/177 mẫu đứng, 208/218 mẫu ngồi, 1137/1302 mẫu chạy, 2481/2491 mẫu đi). Nhưng cũng

có thể thấy rằng 173 mẫu bị phân loại sai giữa Chạy bộ và Đi bộ. Giữa Đứng và Ngồi, chỉ có 12 mẫu bị phân loại sai.

Bảng 2.8 Ma trận nhầm lẫn (Confusion matrix) bộ dữ liệu công khai

Hoạt động Quan sát	Hoạt động Dự đoán			
	Đứng	Ngồi	Chạy	Đi
Đứng	**166**	7	0	2
Ngồi	3	**208**	0	24
Chạy	0	0	**1137**	165
Đi	0	2	25	**2481**

Bảng 2.9 Ma trận nhầm lẫn (Confusion matrix) bộ dữ liệu tự thu thập

Hoạt động Quan sát	Hoạt động Dự đoán			
	Đứng	Ngồi	Chạy	Đi
Đứng	**206**	0	0	0
Ngồi	0	**151**	1	0
Chạy bộ	0	0	**44**	2
Đi	0	0	1	**104**

2.2.3. Đánh giá hiệu suất của mô hình phân loại RF

Hiệu suất tổng thể của tập dữ liệu sử dụng hai số liệu (trung bình vi mô và trung bình vĩ mô) được thể hiện trong Bảng 2.12 với bộ phân loại RF hoạt động tốt nhất. Kết quả đạt được tương đối cao với phương pháp ước lượng trung bình vi mô (>95% trên tập dữ liệu công khai và > 99% trên tập dữ liệu của tác giả). Đối với đánh giá trung bình vĩ mô dựa trên tính toán độc lập của từng lớp và tính trung bình, tác giả nhận được kết quả thấp hơn một chút: > 94% trên tập dữ liệu công khai và > 98% trên tập dữ liệu của tác giả).

Bảng 2.12 Các phép đo để đánh giá hiệu suất của mô hình phân loại

Phương pháp đánh giá	Trung bình vi mô		Trung bình vĩ mô	
	Tập dữ liệu công khai	Tập dữ liệu được ghi lại của tác giả	Tập dữ liệu công khai	Tập dữ liệu được ghi lại của tác giả
Độ chính xác	97,7%	99,6%	97,7%	99,6%
Độ nhạy	95,3%	99,2%	94,0%	98,5%
PPV	95,3%	99,2%	96,5%	98,4%
NPV	98,4%	99,7%	98,3%	99,8%
AUC	99,4%	99,8%	99,3%	99,7%

2.3. Kết luận chương 2

Chương 2 đã trình bày chi tiết phương pháp đề xuất để nhận dạng bốn hoạt động cơ bản của con người (đứng, ngồi, đi bộ, chạy bộ) sử dụng dữ liệu từ cảm biến gia tốc 3 trục ADXL345 và thuật toán học máy. Các kết quả chính của chương bao gồm:

Tác giả đã nhúng thành công thuật toán có độ phức tạp tính toán thấp vào vi điều khiển hiệu năng thấp. Kết quả thử nghiệm cho thấy bộ phân loại RF hoạt động tốt hơn GBDT, SVM và KNN khi sử dụng kích thước cửa sổ 10 giây, với kích thước mô hình ~1,2KB Flash, thời gian suy luận ~45ms/phân loại và độ chính xác 97,7%. Hoạt động hàng ngày của các cá nhân khác nhau có thể được phân loại chính xác bằng một bộ năm đặc trưng đơn giản.

Để nhận dạng hoạt động lâu dài, thiết bị được đề xuất không gây khó chịu hoặc hạn chế đáng kể khi thực hiện các hoạt động. Cảm biến gia tốc có chi phí thấp, kích thước nhỏ và thiết bị đề xuất chỉ có giá 15 USD. Để giảm mức tiêu thụ điện năng, tốc độ lấy mẫu thấp (50 Hz) được sử dụng để kéo dài tuổi thọ pin; thiết bị cũng dễ cài đặt và dễ sử dụng. Công bố khoa học liên quan tới chương này là công trình [CT1] và [CT2].

Các hoạt động cơ bản của con người (đứng, ngồi, đi bộ, chạy bộ) ở Chương 2 được nhận dạng trong môi trường bằng phẳng. Với kết quả đạt được, bốn thuật toán (GBDT, SVM, RF, KNN) tiếp tục được thử nghiệm để mở rộng nghiên cứu sang địa hình có thay đổi độ cao là toà nhà cao tầng, nhận dạng thêm hoạt động lên và xuống cầu thang, triển khai hệ thống thời gian thực trên vi điều khiển PIC18F4520, được trình bày chi tiết trong Chương 3.

CHƯƠNG 3: PHƯƠNG PHÁP NHẬN DẠNG HOẠT ĐỘNG SỬ DỤNG CẢM BIẾN GIA TỐC Ở ĐỊA HÌNH CÓ THAY ĐỔI ĐỘ CAO

Chương 3 mở rộng nghiên cứu từ 4 hoạt động cơ bản trên địa hình bằng phẳng lên 5-6 hoạt động trong toà nhà cao tầng. Nhận ra sự nhầm lẫn tiềm ẩn giữa Lên cầu thang và Xuống cầu thang trong dữ liệu, hệ thống RF5-HAR gộp hai hoạt động này thành một danh mục Đi cầu thang, nâng cao độ chính xác và độ tin cậy của hệ thống phân loại, đạt tỷ lệ nhận dạng vượt quá 98% [CT3]. Tiếp theo, hệ thống KNN6-HAR sử dụng thuật toán K-Nearest Neighbors (KNN) cho phép phân biệt hoạt động lên, xuống cầu thang [CT4]. Quá trình lựa chọn hoạt động và trích xuất đặc trưng được tối ưu hóa và điều chỉnh phù hợp với các ràng buộc của vi điều khiển hiệu năng thấp.

3.1. Phương pháp cải thiện hệ thống theo dõi hoạt động ở toà nhà - RF5-HAR

3.1.1. Mô tả phương pháp

Thuật toán Random Forest (RF) được nhúng trực tiếp vào vi điều khiển, cho phép phân loại hoạt động theo thời gian thực. RF được lựa chọn do sự cân bằng giữa độ chính xác và hiệu quả tính toán, khiến nó phù hợp với các thiết bị có tài nguyên hạn chế. Bằng

cách tận dụng tính đơn giản của dữ liệu gia tốc kế và hiệu quả của RF, hệ thống đạt được khả năng nhận dạng hoạt động hiệu quả và tiết kiệm chi phí, ngay cả trên các vi điều khiển giá thành thấp.

Mô hình hệ thống và các thiết bị được sử dụng tương tự như trong hệ thống RF4-HAR đã được trình bày ở chương 2.

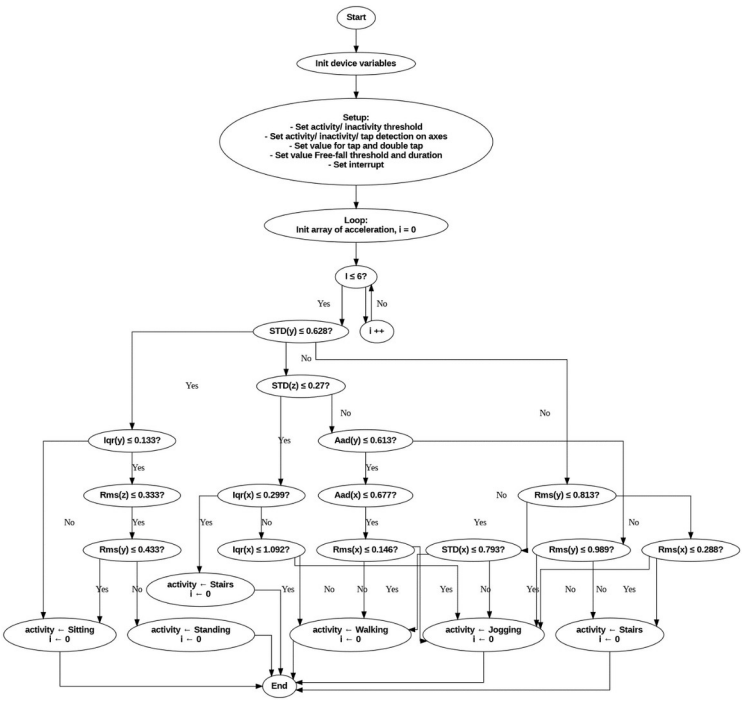
3.1.2. Tập dữ liệu và thuật toán cải tiến

Năm hoạt động Đứng, Ngồi, Chạy bộ, Đi bộ và Đi cầu thang được thu thập từ 16 tình nguyện viên với thiết bị đeo ở thắt lưng (tần số lấy mẫu 50 Hz). Mô tả chi tiết về các hoạt động được trình bày trong Bảng 3.1 dưới đây.

Bảng 3.1 Giải thích các hoạt động

Hoạt động	**Giải thích**
Đứng	Đứng tự nhiên, ổn định
Ngồi	Ngồi trên ghế
Chạy bộ	Chạy đều đặn và chậm
Đi bộ	Đi bộ bình thường
Đi cầu thang	Đi lên hoặc xuống cầu thang từng bước

Sơ đồ quy trình cho thuật toán rừng ngẫu nhiên được đề xuất để phân loại thời gian thực được minh họa trong Hình 3.1 dưới đây.



Hình 3.1 Chương trình nhúng để phân loại hoạt động thời gian thực

3.1.3. Quy trình xử lý dữ liệu

Phân đoạn dữ liệu cho các hoạt động

Sau khi nhận dữ liệu từ gia tốc kế, việc tổng hợp dữ liệu đã được thực hiện và dữ liệu này được sử dụng để phân tích các đặc trưng của hoạt động. Dữ liệu được chia thành các phần nhỏ, mỗi phần chứa thông tin liên quan đến hoạt động. Việc phân đoạn này là cần thiết do bản chất tuần tự của các hoạt động, làm phức tạp việc định nghĩa ranh giới hoạt động.

Với kích thước cửa sổ 8 giây (chồng lấp 40%), tập dữ liệu WISDM gồm 16381 quan sát (Bảng 3.2).

Bảng 3.2 Dữ liệu hoạt động từ tập dữ liệu WISDM

Mô hình hoạt động	Tổng số quan sát
Đứng	695
Ngồi	857
Chạy bộ	5093
Đi bộ	6355
Đi cầu thang	3381
Tổng cộng	16381

Trong giai đoạn thử nghiệm, 16 tình nguyện viên đã thực hiện các hoạt động trong Bảng 3.1 trong khi thiết bị được đeo ở thắt lưng. Bảng 3.3 cho thấy số lượng các hoạt động từ tập dữ liệu thu thập sử dụng kích thước cửa sổ 8 giây (với chồng lấp 40%). Tập dữ liệu được trích xuất bao gồm tổng cộng 6.299 quan sát.

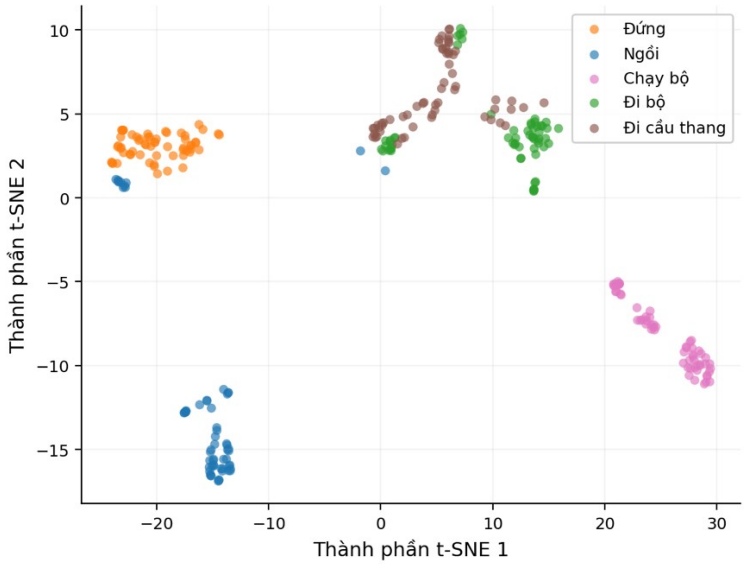
Bảng 3.3. Dữ liệu hoạt động từ tập dữ liệu thu thập

Mô hình hoạt động	Tổng số quan sát
Đứng	1459
Ngồi	1179
Chạy bộ	989
Đi bộ	1459
Đi cầu thang	1213
Tổng cộng	6299

Lựa chọn đặc trưng nâng cao hiệu suất

Bảng 3.4. Công thức các đặc trưng của dữ liệu gia tốc trên trục X

Đặc trưng	Công thức	
AAD	$\frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n} x_j - Mean(x)$	(1)
STD	$\sigma(X_i) = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}(x_j-\mu)^2}$	(2)
IQR	Q3 - Q1	(3)
Range	$range(X_i) = \left[\min_{j=1}^{N}\left\{x_j\right\}, \max_{j=1}^{N}\left\{x_j\right\}\right]$	(4)
RMS	$RMS_{X_i} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N} x_j^2}$	(5)



Hình 3.4. Tập dữ liệu WISDM được biểu diễn trong không gian 2 chiều: (a) không có các đặc trưng và (b) có các đặc trưng

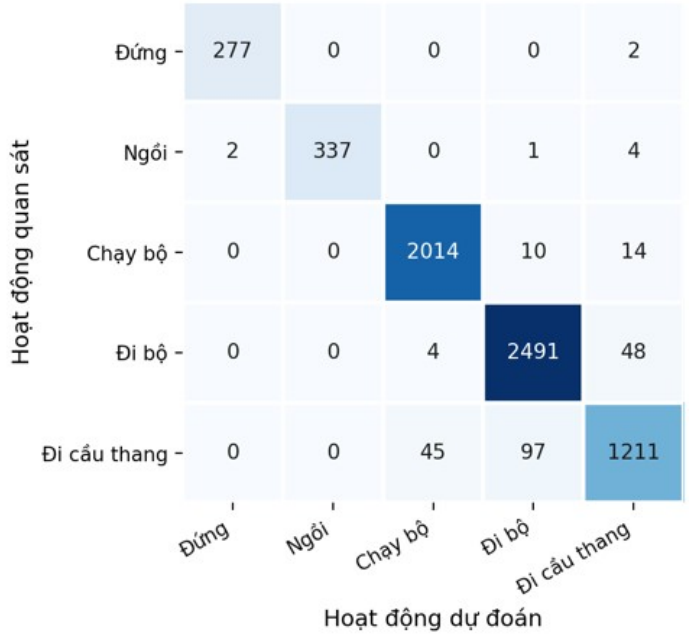
Năm đặc trưng AAD, STD, IQR, Range và RMS cũng được sử dụng với tập dữ liệu thu thập như tập dữ liệu WISDM. Biểu diễn t-SNE cho thấy các hoạt động trong tập dữ liệu thu thập được phân tách rõ ràng, mặc dù vẫn còn một chút chồng chéo giữa Chạy bộ, Đi bộ và Đi cầu thang.

3.2. Thực nghiệm và kết quả của hệ thống RF5-HAR

3.2.1. Kết quả thực nghiệm trên các thuật toán

Trên tập dữ liệu WISDM, bộ phân loại RF hoạt động tốt nhất với độ chính xác 96,5% và độ nhạy 96,4% ở kích thước cửa sổ 8 giây; trên tập dữ liệu thu thập, RF đạt độ chính xác 98,3% và độ nhạy 97,5% với cùng kích thước cửa sổ.

3.2.2. Triển khai thuật toán RF trên vi điều khiển



Hình 3.6 Ma trận nhầm lẫn của thuật toán RF trên tập dữ liệu WISDM với kích thước cửa sổ 8 giây.

3.2.3. Đánh giá mô hình phân loại RF

Hiệu suất tổng thể được đánh giá bằng cả hai phương pháp trung bình vĩ mô và trung bình vi mô. Kết quả trong Bảng 3.15 cho thấy bộ phân loại RF là mô hình có hiệu suất tốt nhất: phương pháp trung bình vi mô cho hiệu suất vượt quá 96% trên tập dữ liệu WISDM và vượt quá 98% trên tập dữ liệu thu thập.

Bảng 3.15 Đánh giá mô hình phân loại RF với kích thước cửa sổ 8 giây

Chỉ số đánh giá	**Trung bình vi mô (%)**		**Trung bình vĩ mô ((%)**	
	Tập dữ liệu công khai	***Tập dữ liệu thu thập***	***Tập dữ liệu công khai***	***Tập dữ liệu thu thập***
Độ chính xác	96.51	98.03	98.61	99.21
Độ nhạy	96.71	97.54	96.71	97.13
PPV	96.71	97.54	97.48	97.09
NPV	98.90	99.52	99.07	99.52

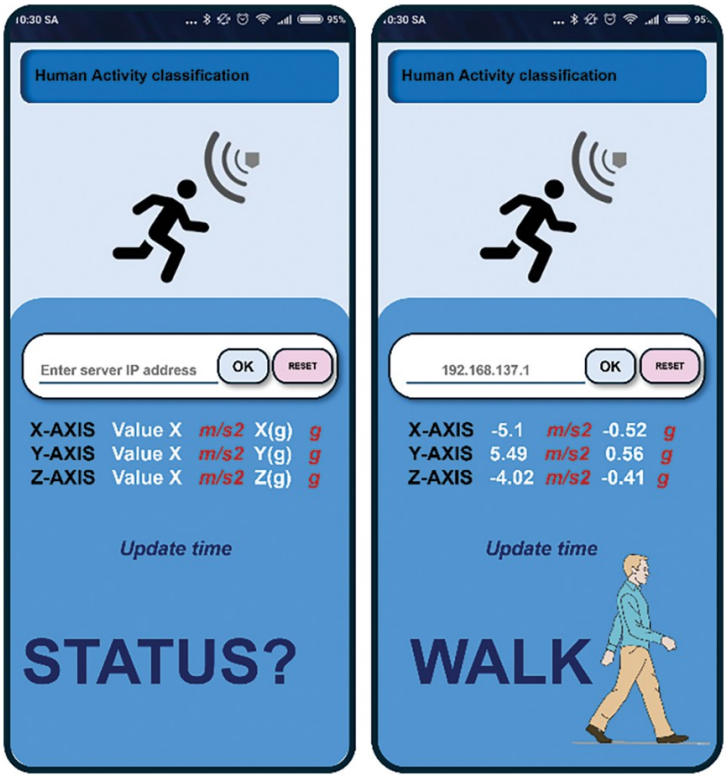
3.3. Đánh giá hệ thống RF5-HAR

3.3.1. So sánh với các nghiên cứu trước

So với các nghiên cứu sử dụng tới 43 hoặc 64 đặc trưng [18], [23], hệ thống RF5-HAR chỉ sử dụng năm đặc trưng thống kê nhưng vẫn đạt độ chính xác cao. Mô hình CNN của Chen và cộng sự đạt độ chính xác trung bình 93,8% [50] nhưng đòi hỏi tài nguyên tính toán lớn; Vavoulas và cộng sự [18] đạt độ chính xác cao hơn trên WISDM nhưng dùng 64 đặc trưng và thực thi trên PC.

3.3.2. Đánh giá tính ứng dụng và triển khai hệ thống RF5-HAR

Trong các hệ thống hỗ trợ sinh hoạt, đạt được sự chấp nhận của người dùng là một thách thức quan trọng. Mặc dù các phương pháp tiếp cận thị giác máy tính cung cấp các ứng dụng đầy hứa hẹn, việc triển khai chúng có thể bị cản trở bởi các mối quan ngại về quyền riêng tư. Người dùng cao tuổi có thể miễn cưỡng để hình ảnh của họ được theo dõi hoặc ghi lại. Về vấn đề này, thiết bị đeo ở thắt lưng với các cảm biến nhúng cung cấp một giải pháp thực tế; kết quả phân loại được hiển thị trên điện thoại thông minh (Hình 3.8).

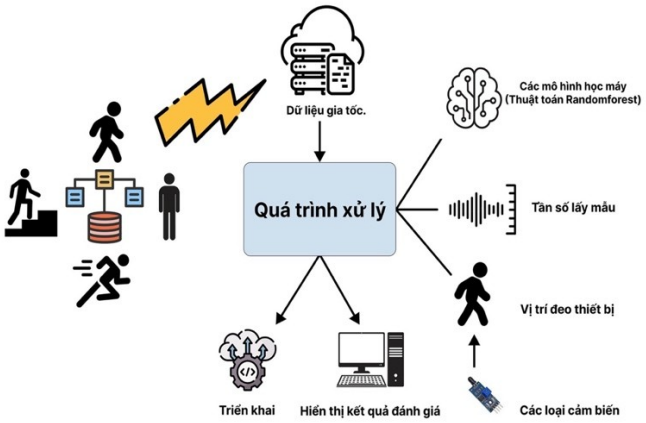


Hình 3.8 Phân loại được thực hiện bởi vi điều khiển thời gian thực và hiển thị trên điện thoại thông minh.

3.4. Hệ thống KNN6-HAR nhận dạng hoạt động phân biệt trạng thái lên, xuống cầu thang

3.4.1. Kiến trúc mô hình phân loại hoạt động

Mô hình hệ thống và thiết bị đeo được bố trí tương tự hệ thống RF4-HAR. Các bước trong nhận dạng hoạt động được mô tả trong Hình 3.9.



Hình 3.9. Các bước trong nhận dạng hoạt động.

3.4.2. Tập dữ liệu

Tập dữ liệu thu thập

Hệ thống sử dụng gia tốc kế 3-DOF ADXL345 để thu thập dữ liệu chuyển động, được cấu hình ở mức ±4 g toàn thang đo, độ nhạy 128 LSB/g và mức nhiễu 150 µg. Cảm biến ADXL345 kết nối với vi điều khiển PIC18F4520 thông qua giao diện I2C; việc truyền dữ liệu được thực hiện bởi mô-đun ESP8266 giao tiếp với MCU qua UART.

Dữ liệu thực nghiệm được ghi từ 16 tình nguyện viên (14 sinh viên 18-22 tuổi và 2 người cao tuổi 65, 72 tuổi), thiết bị đeo cố định trên thắt lưng, tần số lấy mẫu 50 Hz. Sáu hoạt động đã được ghi lại: Đứng (40 phút), Ngồi (30 phút), Chạy bộ (10 phút), Đi bộ (22 phút), Xuống cầu thang (20 phút) và Lên cầu thang (20 phút).

Tập dữ liệu công khai

Tập dữ liệu công khai WISDM [15] được thu thập từ 36 người tham gia, gồm sáu hoạt động: Đứng, Ngồi, Chạy bộ, Đi bộ, Xuống cầu thang và Lên cầu thang. Mô tả chi tiết về các hoạt động được cung cấp trong Bảng 3.16.

Bảng 3.16. Mô tả các hoạt động

Hoạt động	Giải thích
Đứng	Đứng tự nhiên, ổn định.
Ngồi	Ngồi trên ghế.
Chạy bộ	Chạy với tốc độ đều và chậm rãi.
Đi bộ	Đi bộ bình thường.
Xuống cầu thang	Đi bộ xuống cầu thang bằng cách bước từng bậc một
Lên cầu thang	Đi bộ lên cầu thang bằng cách bước từng bậc một

Trong nghiên cứu này, trọng tâm là nhúng thuật toán trực tiếp vào thiết bị để nhận dạng hoạt động theo thời gian thực. KNN có thể thích ứng tốt với dữ liệu phi tuyến tính và dễ dàng cập nhật khi có dữ liệu mới, giúp cải thiện độ chính xác và độ ổn định của mô hình. Do đó, thuật toán phân loại hoạt động được đề xuất để nhúng vào thiết bị đeo là KNN.

3.4.3. Quy trình xử lý dữ liệu

Phân đoạn dữ liệu cho các hoạt động

Bảng 3.17 trình bày tổng số quan sát hoạt động thu được từ dữ liệu công khai và dữ liệu thu thập. Đối với dữ liệu công khai, sử dụng kích thước cửa sổ trượt 15 giây và tỷ lệ chồng chéo 40%, bộ dữ liệu được trích xuất gồm 10.476 quan sát. Đối với dữ liệu thu thập, với kích thước cửa sổ 8 giây và chồng chéo 40%, số quan sát là 9.745.

Bảng 3.17 Dữ liệu hoạt động từ tập dữ liệu công khai và thu thập

Mẫu hoạt động	Tổng công khai	Tổng thu thập
Đứng	445	2271
Ngồi	548	1769
Chạy bộ	3253	1563
Đi bộ	4067	2209
Xuống cầu thang	978	905
Lên cầu thang	1185	1028
Tổng	10476	9745

Trích chọn đặc trưng

Để đạt được hiệu suất phân loại cao, việc lựa chọn các đặc trưng chứa thông tin hoạt động là cực kỳ quan trọng. Phân phối dữ liệu của 400 mẫu đầu tiên thu được từ gia tốc trục X của mỗi hoạt động hỗ trợ việc xác định phạm vi và lựa chọn các đặc trưng phù hợp. Phân tích trực quan này đã hướng dẫn việc lựa chọn bốn đặc trưng thống kê chính: Phương sai (Var), Giá trị tuyệt đối trung bình (SAV), Độ lệch (Skew) và Đỉnh-tới-Đỉnh (P2P, tương đương với đặc trưng Range trong Chương 2).

Bảng 3.18 trình bày các công thức của bốn đặc trưng Var, SAV, Skew và P2P được tính trên trục X; các trục Y và Z sử dụng các công thức tương tự.

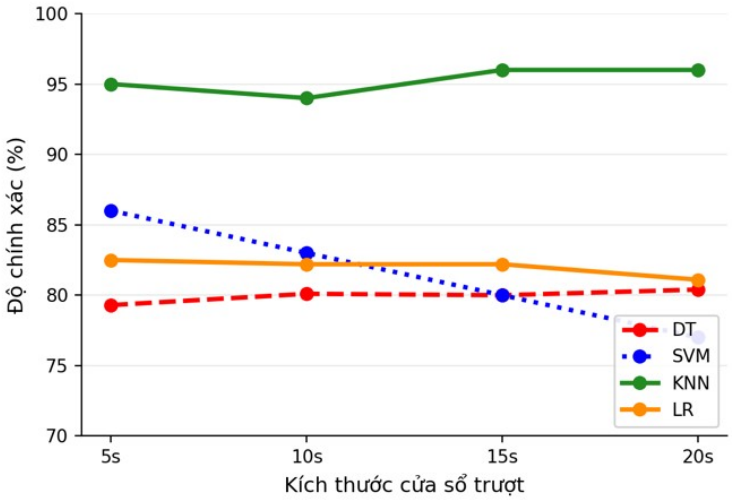
Bảng 3.18 Công thức đặc trưng cho dữ liệu gia tốc trên trục x

Đặc trưng	Công thức	
Var	$s^2 = \frac{1}{N-1}\sum_{i=1}^{N}(x_i - \bar{x})^2$	(1)
SAV	$S = \sum_{i=1}^{N}\lvert x_i \rvert$	(2)
Skew	$\frac{N}{(N-1)(N-2)}\sum_{i=1}^{N}\left(\frac{x_i - \bar{x}}{s}\right)^3$	(3)
P2P	$x_{max} - x_{min}$	(4)

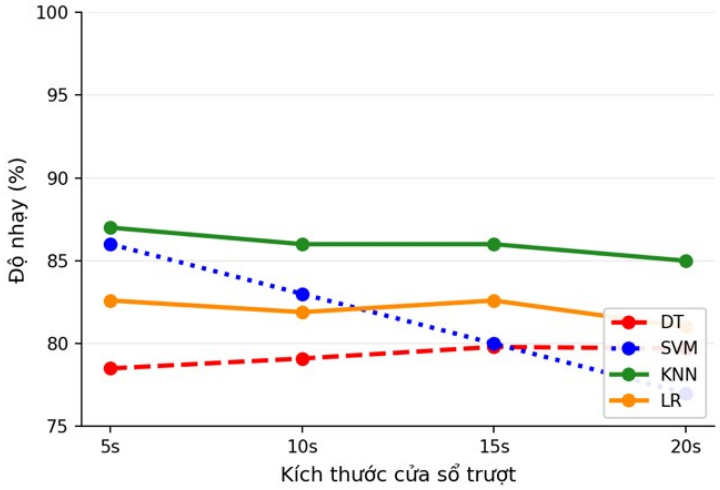
3.5. Thực nghiệm và kết quả của phương pháp nhận dạng hoạt động phân biệt trạng thái lên, xuống cầu thang

Hình 3.13 và Hình 3.14 lần lượt mô tả độ chính xác tổng thể và độ nhạy của mỗi thuật toán DT, KNN, SVM và LR trên tập dữ liệu công khai. Hiệu suất của mỗi bộ phân loại thay đổi theo các kích thước cửa sổ thời gian khác nhau (5 giây, 10 giây, 15 giây, 20 giây). Trong số các bộ phân loại này, bộ phân loại KNN đạt hiệu suất phân loại vượt trội, đạt độ chính xác 96% với kích thước cửa sổ thời gian 15 giây và độ nhạy 87% với kích thước cửa sổ thời gian 5 giây.

3.5.1. Kết quả thực nghiệm trên các thuật toán



Hình 3.13 Độ chính xác của DT, SVM, KNN và LR trên tập dữ liệu công khai.



Hình 3.14 Độ nhạy của DT, SVM, KNN và LR trên tập dữ liệu công khai.

3.5.2. Triển khai mô hình KNN trên vi điều khiển

Bảng 3.22 cho thấy kết quả chi tiết của việc sử dụng thuật toán KNN để phân loại các hoạt động trên tập dữ liệu công khai. Mô hình phân biệt tốt các hoạt động Đứng, Ngồi, Chạy bộ và Đi bộ, nhưng còn nhầm lẫn giữa Xuống cầu thang và Lên cầu thang do dữ liệu gia tốc của hai hoạt động này tương đồng.

Bảng 3.22 Ma trận nhầm lẫn của thuật toán KNN trên tập dữ liệu công khai

Hoạt động Quan sát	**Hoạt động dự đoán**						**Tổng**
	Đứng	***Ngồi***	***Chạy bộ***	***Đi bộ***	***Xuống cầu thang***	***Lên cầu thang***	
Đứng	**43**	1	0	0	5	2	149
Ngồi	0	**181**	1	0	0	2	184
Chạy bộ	0	0	**1014**	54	13	4	1085
Đi bộ	1	0	19	**1264**	22	17	1356
Xuống cầu thang	5	0	31	71	**175**	48	327
Lên cầu thang	3	0	27	53	34	**236**	396
Tổng	150	182	1112	1478	258	317	**3497**

3.5.3. Đánh giá hiệu suất của mô hình phân loại KNN

Đánh giá hiệu suất tổng thể của tập dữ liệu bằng cả phương pháp trung bình vĩ mô và trung bình vi mô, Bảng 3.26 cho thấy bộ phân loại KNN là bộ phân loại có hiệu suất cao nhất: độ chính xác trung bình vi mô đạt 86,1% (công khai) và 96,03% (thu thập), độ nhạy đạt 82,1% (công khai) và 95,06% (thu thập).

Bảng 3.26 Đánh giá mô hình phân loại KNN

Các chỉ số đánh giá	**Trung bình vi mô (%)**		**Trung bình vĩ mô (%)**	
	Tập dữ liệu công khai	***Tập dữ liệu thu thập***	***Tập dữ liệu công khai***	***Tập dữ liệu thu thập***
Accuracy	86.1	96,03	85.4	95.1
Sensitivity	82.1	95.06	82.1	95.06
PPV	85.4	95.1	85.4	95.1
NPV	85.4	95.1	82.1	95

3.6. Đánh giá hệ thống KNN6- HAR dạng hoạt động phân biệt trạng thái lên, xuống cầu thang ở địa hình toà nhà cao tầng.

3.6.1. So sánh với các nghiên cứu trước

Trong khi các nghiên cứu khác dùng tới 43-64 đặc trưng trên PC, smartphone hoặc Raspberry Pi, KNN6-HAR triển khai trực tiếp trên MCU 8-bit PIC18F4520 với 12 đặc trưng. Büber và Guvensan [53] đạt 91,06% trên smartphone, thấp hơn hệ thống đề xuất (96,03% trên tập thu thập).

3.6.2. So sánh với hệ thống RF5-HAR

RF5-HAR phân loại 5 hoạt động trong khi KNN6-HAR phân loại 6 hoạt động, do đó mức độ khó khác nhau và không thể so sánh trực tiếp. Bảng 3.27 so sánh tổng hợp về hiệu quả của hai hệ thống.

Bảng 3.27 So sánh tổng hợp về hiệu quả của hệ thống RF5-HAR và KNN6-HAR

Tiêu chí so sánh	**RF5-HAR**	**KNN6-HAR**	**Nhận xét**
Số hoạt động nhận dạng	5 hoạt động	**6 hoạt động**	KNN6 nhiều hơn 1HĐ
Phân biệt lên/xuống cầu thang	Không	**Có - chính xác**	KNN6 vượt trội
Acc tổng (dữ liệu CK)	96,5%	86,1%	RF5 cao hơn
Acc tổng (dữ liệu TT)	98,3%	**96,03%**	KNN6 khá tốt
Acc lên / xuống cầu thang	N/A, gộp chung	**95,1% / 96,2%**	KNN6 chuyên biệt
Thời gian suy luận	**50ms**	82ms	RF5 nhanh hơn 39%
Thời gian thực (<100ms)	Đạt	Đạt	Cả hai đạt yêu cầu
Kích thước model	1.3KB	**0.1KB**	KNN6 nhỏ hơn 13 lần
Ứng dụng phù hợp	Địa hình bằng phẳng hoặc không phân biệt lên xuống	**Địa hình thay đổi (Toà nhà cao tầng)**	KNN6 phù hợp hơn

3.7. Kết luận chương 3

Chương 3 đã thực hiện thành công ba mục tiêu lớn: mở rộng số lượng hoạt động nhận dạng, triển khai thuật toán trên vi điều khiển hiệu năng thấp và đánh giá tổng hợp so sánh với các nghiên cứu quốc tế. Các đóng góp chính bao gồm:

(1) Tiếp tục mở rộng theo dõi hoạt động trong toà nhà bằng hệ thống RF5-HAR hoạt động cơ bản bao gồm đi cầu thang [CT3], đạt độ chính xác trên 98,3% trên tập dữ liệu thu thập mang lại lợi ích lớn về mặt ứng dụng.

(2) Phân tích chi tiết các điểm hạn chế của hệ thống RF5-HAR và đưa ra phương pháp cải tiến với hệ thống KNN6-HAR [CT4], cho phép phân loại 6 hoạt động với độ chính xác 96,03% trên tập dữ liệu thu thập.

KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ

1. Kết luận

Luận án đã hoàn thành mục tiêu nghiên cứu và phát triển hệ thống nhận dạng hoạt động người (HAR) sử dụng cảm biến gia tốc và thuật toán học máy, có khả năng

phân loại chính xác các hoạt động cơ bản trong thời gian thực với chi phí thấp. Qua ba chương nghiên cứu, luận án đã đạt được những kết quả quan trọng sau:

Chương 1 đã hệ thống hóa cơ sở lý thuyết về HAR và các phương pháp học máy. Phân tích chi tiết cho thấy phương pháp sử dụng cảm biến đeo là phù hợp nhất cho ứng dụng theo dõi sức khỏe cá nhân do tính di động, không xâm phạm quyền riêng tư và chi phí thấp.

Chương 2 đã xây dựng thành công hệ thống nhận dạng 4 hoạt động cơ bản (Đứng, Ngồi, Đi bộ, Chạy bộ) với độ chính xác 97,7% (WISDM) và 99,6% (dữ liệu thu thập), vượt trội so với các nghiên cứu trước đây; đề xuất tập đặc trưng tối ưu chỉ với 5 đặc trưng thống kê đơn giản (Mean, STD, Median, Range, RMS); xây dựng bộ dữ liệu từ 16 tình nguyện viên với quy trình chuẩn hóa; đánh giá toàn diện với nhiều chỉ số (Accuracy, Sensitivity, PPV, NPV).

Chương 3 đã mở rộng và triển khai hệ thống lên mức cao hơn: hệ thống RF5-HAR nhận dạng 5 hoạt động với độ chính xác 96,5% (WISDM) và 98,3% (dữ liệu thu thập) trong thời gian thực, ứng dụng theo dõi trong toà nhà; hệ thống KNN6-HAR nhận dạng 6 hoạt động (phân biệt lên và xuống cầu thang) với độ chính xác 86,1% và 96,03% trên tập công khai và tập thu thập; thiết bị thu thập dữ liệu chi phí thấp (<20 USD) sử dụng ADXL345 và PIC18F4520.

2. Kiến nghị

2.1. Ứng dụng trong y tế và chăm sóc sức khỏe

Theo dõi hoạt động thể chất của bệnh nhân mãn tính: bệnh nhân tim mạch, tiểu đường, huyết áp cao cần duy trì mức độ hoạt động thể chất nhất định theo chỉ định của bác sĩ. Với độ chính xác trên 96% và khả năng phân biệt cường độ hoạt động (đi bộ và chạy bộ, lên và xuống cầu thang), hệ thống cung cấp thông tin để bác sĩ đánh giá tiến triển và điều chỉnh phác đồ điều trị.

Phát hiện ngã cho người cao tuổi: té ngã là nguyên nhân hàng đầu gây tử vong và thương tật ở người trên 65 tuổi. Hệ thống có thể mở rộng để phát hiện ngã bằng cách nhận dạng mẫu bất thường (gia tốc đột ngột cao, sau đó là tư thế nằm kéo dài).

Đánh giá khả năng vận động và phục hồi chức năng: khả năng lên xuống cầu thang là chỉ số quan trọng đánh giá sức khỏe tim mạch và xương khớp. Hệ thống có thể theo dõi tiến triển của bệnh nhân sau phẫu thuật hoặc chấn thương, cung cấp dữ liệu khách quan cho bác sĩ vật lý trị liệu.

2.2. Ứng dụng trong an ninh và giám sát

Giám sát nhân viên làm việc độc lập, cứu nạn cứu hộ: nhân viên cứu nạn, phòng cháy chữa cháy, bảo vệ, tuần tra, kiểm lâm thường làm việc một mình trong khu vực rộng. Hệ thống có thể theo dõi hoạt động để bảo đảm an toàn; nếu phát hiện bất động kéo dài hoặc mẫu hoạt động bất thường, hệ thống tự động gửi cảnh báo đến trung tâm điều hành [CT6].

DANH MỤC CÁC CÔNG TRÌNH KHOA HỌC CÔNG BỐ

TẠP CHÍ KHOA HỌC

[CT1] Q. H. Nguyen, D. N. Tran, T. H. Dao, D. T. Tran, **T. T. Vu**, and X. T. Do, "A method of building a real-time human behavior recognition system based on machine learning algorithms," *Res. Dev. Inf. Commun. Technol.*, vol. 2022, no. 2, pp. 83-88, 2022, doi: 10.32913/mic-ict-research-vn.v2022.n2.1137. ISSN: 1859-3526.

[CT2] **T. T. Vu**, T. T. Nguyen, D. N. Tran, N. S. Nguyen, and D. T. Tran, "An IoT solution that classifies human physical activities based on sensors and supervised learning algorithms," *Res. Dev. Inf. Commun. Technol.*, vol. 2024, no. 2, pp. 74-80, Nov. 2024, doi: 10.32913/mic-ict-research-vn.v2024.n2.1292. ISSN: 1859-3526, eISSN: 1859-3534.

[CT3] M. T. Vi, D. N. Tran, **T. T. Vu**, N. L. Nguyen, and D. T. Tran, "Efficient real-time devices based on accelerometer using machine learning for HAR on low-performance microcontrollers," *Comput. Mater. Contin.*, vol. 81, no. 1, pp. 1729-1756, 2024, doi: 10.32604/cmc.2024.055511. ISSN: 1546-2218, eISSN: 1546-2226 (SCIE, Q2).

[CT4] **T. T. Vu**, D. N. Tran, D. T. Tran, T. T. Bui, D. T. Vu, T. P. A. Nguyen, C. P. K. Phung, K. T. Pham, and M. T. Vi, "Effective human activity recognition through accelerometer data," *Eng. Technol. Appl. Sci. Res.*, vol. 14, no. 5, pp. 16499-16510, Oct. 2024, doi: 10.48084/etasr.8211. ISSN: 2241-4487, eISSN: 1792-8036 (Scopus, Q2).

HỘI NGHỊ KHOA HỌC

[CT5] **T. T. Vu**, D. T. Tran, P. P. Nguyen, N. S. Nguyen, and D. N. Tran, "Giải pháp IoT phát hiện các hoạt động thể chất của con người để hỗ trợ đánh giá tình trạng sức khỏe dựa trên cảm biến và thuật toán học máy có giám sát," in *Kỷ yếu Hội thảo Quốc gia VNICT 2025*, Ninh Bình, Việt Nam, Nov. 2025, pp. 361-366. ISBN: 978-604-45-1878-7.

SÁNG CHẾ

[CT6] D. T. Tran, H. D. Vu, **T. T. Vu**, M. T. Vi and D. N. Tran, "Hệ thống phát hiện, cảnh báo và bảo vệ người mộng du sử dụng thiết bị đeo cổ tay, đai an toàn và khóa thông minh," Bằng độc quyền sáng chế số 57548, cấp theo Quyết định số 47085/QĐ-SHTT, ngày 26/03/2026.