

ĐẠI HỌC QUỐC GIA HÀ NỘI  
VIỆN CÔNG NGHỆ THÔNG TIN

LÊ HỒNG LAM

NGHIÊN CỨU PHÁT TRIỂN MỘT SỐ KỸ THUẬT  
TRÍCH RÚT ĐẶC TRƯNG VÀ TỐI ƯU MÔ HÌNH  
RANDOM FOREST TRONG PHÁT HIỆN  
SỰ KIỆN NGÃ CỦA CON NGƯỜI  
BẰNG ĐIỆN THOẠI THÔNG MINH

Chuyên ngành: Quản lý Hệ thống Thông tin  
Mã số: 9480205.01QTD

TÓM TẮT LUẬN ÁN TIẾN SĨ LIÊN NGÀNH

Hà Nội - 2024

Công trình được hoàn thành tại: Viện Công nghệ Thông tin, Đại học Quốc gia Hà Nội

Người hướng dẫn khoa học: PGS. TS. Nguyễn Hà Nam

Phản biện: PGS. TS. Nguyễn Việt Anh

Viện CNTT, Viện Hàn lâm KH&CN Việt Nam

Phản biện: PGS. TS. Phạm Văn Cường

Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông

Phản biện: PGS. TS. Phạm Ngọc Hùng

Trường Đại học Công nghệ, ĐHQGHN

Luận án sẽ được bảo vệ trước Hội đồng cấp Đại học Quốc gia chấm luận án tiến sĩ họp tại Viện Công nghệ Thông tin vào hồi      giờ      ngày      tháng      năm 20

Có thể tìm hiểu luận án tại:

- Thư viện Quốc gia Việt Nam

- Trung tâm Thư viện và Tri thức số, Đại học Quốc gia Hà Nội

## MỞ ĐẦU

### Lý do chọn đề tài

Thống kê từ WHO cho thấy nguy cơ này tăng theo độ tuổi, 30% người trên 65 tuổi và 50% người trên 80 tuổi bị ngã hàng năm [1]. Điều này có thể dẫn đến hậu quả nghiêm trọng như hạ thân nhiệt và viêm phổi [5]. Để giảm thiểu rủi ro, NCS đã chọn đề tài “*Nghiên cứu phát triển một số kỹ thuật trích rút đặc trưng và tối ưu mô hình Random Forest trong phát hiện sự kiện ngã của con người bằng điện thoại thông minh*” để hỗ trợ cộng đồng giảm thiểu hậu quả từ té ngã.

### Câu hỏi nghiên cứu

**Câu hỏi nghiên cứu 1:** Làm thế nào để cải tiến và phát triển các kỹ thuật trích rút đặc trưng trung mạnh mẽ và hiệu quả từ dữ liệu thô thu thập bằng cảm biến quán tính của điện thoại thông minh để cải thiện khả năng phân loại các sự kiện ngã?

**Câu hỏi nghiên cứu 2:** Những yếu tố nào ảnh hưởng đến độ chính xác và hiệu suất của mô hình Random Forest trong việc phát hiện sự kiện ngã, và làm thế nào để tối ưu hóa các yếu tố này nhằm nâng cao hiệu quả của hệ thống?

**Câu hỏi nghiên cứu 3:** Làm cách nào để phát triển một mô hình phát hiện sự kiện ngã có khả năng thích ứng với các điều kiện thực tế, đặc biệt khi dữ liệu về sự kiện ngã khó thu thập và gán nhãn trong thế giới thực?

### Mục tiêu của đề tài

- (1) **Mục tiêu thứ nhất:** Phát triển và cải tiến các kỹ thuật trích rút đặc trưng mạnh mẽ và hiệu quả từ dữ liệu cảm biến quán tính trên điện thoại thông minh để cải thiện khả năng phân loại các sự kiện ngã.
- (2) **Mục tiêu thứ hai:** Xác định các yếu tố ảnh hưởng đến độ chính xác và hiệu suất của mô hình Random Forest trong việc phát hiện sự kiện ngã, và tối ưu hóa các yếu tố này để nâng cao hiệu quả của hệ thống.
- (3) **Mục tiêu thứ ba:** Phát triển một mô hình phát hiện sự kiện ngã có khả năng thích ứng với điều kiện thực tế, đặc biệt khi dữ liệu về sự kiện ngã khó thu thập và gán nhãn trong thế giới thực.

## **Bố cục của luận án**

**Chương 1** giới thiệu các khái niệm cơ bản về hành vi bình thường và bất thường của con người trong cuộc sống hàng ngày, xác định rõ các loại hành vi được xem là bình thường và bất thường để làm cơ sở cho các chương tiếp theo. Chương này cũng tổng hợp các nghiên cứu liên quan trong và ngoài nước để cung cấp cái nhìn tổng quan về lĩnh vực nghiên cứu. Ngoài ra, chương 1 còn trình bày tổng quan về kiến trúc chung của một hệ thống nhận dạng hoạt động. Mục tiêu chính là làm rõ lý do cho việc (i) sử dụng điện thoại thông minh (SP) để phát hiện sự kiện ngã, (ii) chỉ sử dụng cảm biến gia tốc trên SP để thu thập dữ liệu và trích xuất đặc trưng, và (iii) lựa chọn các mô hình học máy (ML) phù hợp cho hệ thống nhận dạng sự kiện ngã.

**Chương 2** tập trung vào các phương pháp tiền xử lý, phân đoạn dữ liệu chuỗi thời gian và Quy trình trích rút đặc trưng. Chương này cung cấp giải pháp để trả lời Câu hỏi nghiên cứu thứ nhất với mục tiêu tìm ra: (i) tập đặc trưng phù hợp để nhận dạng các sự kiện ngã, (ii) kích thước cửa sổ dữ liệu (DWS) với sự kiện ngã, (iii) tỷ lệ xếp chồng dữ liệu (DOR) phù hợp, và (iv) thuật toán phân loại hiệu quả nhất cho phương pháp đề xuất. Các phương pháp và kết quả trình bày trong chương này liên quan đến các công trình [CT1], [CT2], [CT3].

**Chương 3** giới thiệu giải pháp tối ưu hóa mô hình Random Forest nhằm nâng cao khả năng phân loại các sự kiện ngã và phát triển mô hình phát hiện ngã phù hợp với dữ liệu khó thu thập như dữ liệu ngã. Mục tiêu của chương này là trả lời cho Câu hỏi nghiên cứu thứ hai và Câu hỏi nghiên cứu thứ ba, cung cấp các giải pháp nhằm cải thiện độ chính xác của hệ thống phát hiện ngã. Các nội dung và kết quả nghiên cứu liên quan đến các công trình [CT2], [CT3], [CT4], và [CT5].

**Kết luận và kiến nghị** tóm tắt những kết quả đạt được của luận án, đồng thời phân tích những hạn chế và các vấn đề chưa hoàn thiện. Từ đó, đề xuất các hướng nghiên cứu và giải pháp bổ sung để hoàn thiện nghiên cứu trong tương lai.

## Chương 1. TỔNG QUAN

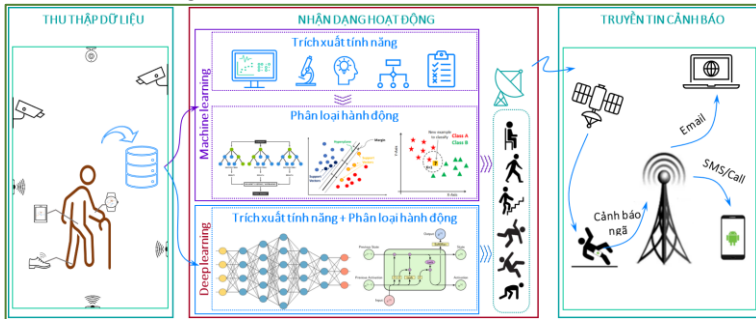
Mục tiêu của chương này là làm rõ lý do (i) sử dụng SP để phát hiện hành vi bất thường của con người, (ii) chỉ sử dụng cảm biến gia tốc trên SP để thu thập dữ liệu, trích xuất đặc trưng, và (iii) lựa chọn các mô hình ML cho hệ thống nhận dạng hành vi bất thường.

### 1.1. Một số khái niệm cơ bản

(i) *Hành vi* là những phản ứng, cách cư xử, biểu hiện ra ngoài của một người trong một hoàn cảnh cụ thể [9]; (ii) *Bình thường* là những sự việc, hành động không khác thường, không có gì đặc biệt [9]; (iii) *Bất thường* là những sự việc, hành động không theo lệ thường, không giống bình thường [9]; (iv) *Hành vi bình thường* là các hoạt động thường ngày của con người như ngồi, nằm, đứng, đi bộ, chạy, nhảy, đi lên cầu thang, đi xuống cầu thang,...; (v) *Hành vi bất thường* là các hoạt động không bình thường so với các hoạt động bình thường.

### 1.2. Cấu trúc chung của hệ thống nhận dạng hoạt động

Hệ thống phát hiện ngã (FDS) là một phần trong hệ thống nhận dạng hoạt động của con người (HAR). Phần này sẽ giới thiệu tổng quan về HAR và các thành phần cấu thành của nó. HAR thường bao gồm ba phần chính, được minh họa trong Hình 1.1:



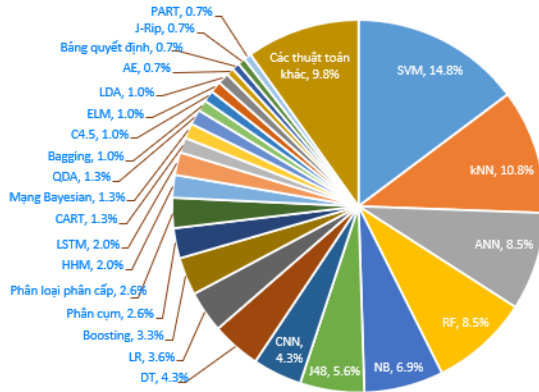
Hình 1.1. Cấu trúc chung của hệ thống HAR [18–21].

#### 1.2.1. Thu dữ thập liệu cho HAR.

Đề tài này sử dụng cảm biến gia tốc của điện thoại thông minh.

#### 1.2.2. Một số mô hình phân loại thông dụng trong HAR

Năm thuật toán ML phổ biến nhất được áp dụng cho ADS theo thống kê trong Hình 1.4, bao gồm: SVM, kNN, RF, mạng thần kinh nhân tạo (ANN) và J48 được lựa chọn để đánh giá các phương pháp đề xuất.



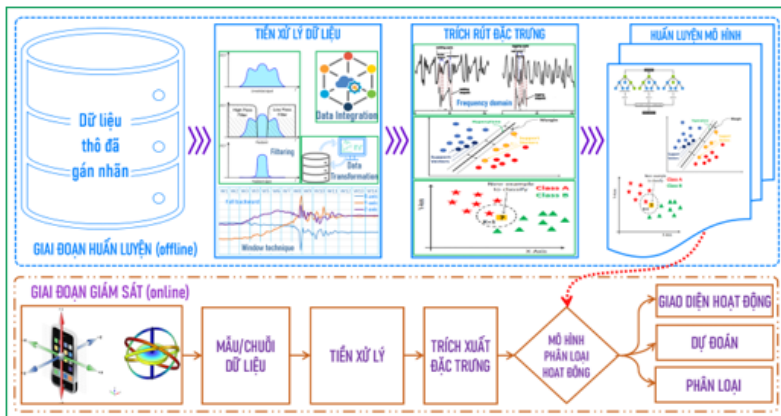
Hình 1.4. Phân phối các mô hình ML và DL được sử dụng trong 305 nghiên cứu về FDS (từ 2015 đến 2020)[7]

### 1.2.3. Truyền tin cảnh báo

Kỹ thuật gửi thông báo là một phần quan trọng trong ADS để đảm bảo rằng người chăm sóc hoặc nhân viên y tế có thể biết được khi có nguy cơ ngã xảy ra và có thể đưa ra phản ứng kịp thời.

### 1.3. Tình hình nghiên cứu trong và ngoài nước

### 1.4. Giải pháp nghiên cứu



Hình 1.7. Khung kiến trúc của mô hình phát hiện ngã của người dùng dựa trên SP và kỹ thuật ML.

Luận án này đề xuất sử dụng thuật toán ML và chỉ sử dụng cảm biến gia tốc để phát triển mô hình phát hiện té ngã trên điện thoại thông minh. Khung kiến trúc của mô hình này dựa trên SP và kỹ thuật ML được mô tả

như Hình 1.7, bao gồm 2 giai đoạn: (1) giai đoạn huấn luyện mô hình và (2) giai đoạn giám sát.

### 1.5. Kết luận chương

Chương này đã trình bày tổng quan về các khái niệm cơ bản liên quan đến nhận dạng hoạt động và hành vi bất thường của con người, đặc biệt là hành vi té ngã. Cấu trúc tổng quan và các thành phần của một hệ thống nhận dạng hoạt động của con người (HAR) cũng đã được giới thiệu. Chương cũng đã thảo luận về các loại cảm biến, mô hình học máy (ML) thường được sử dụng trong HAR, cùng với các phương pháp đánh giá hiệu năng của mô hình.

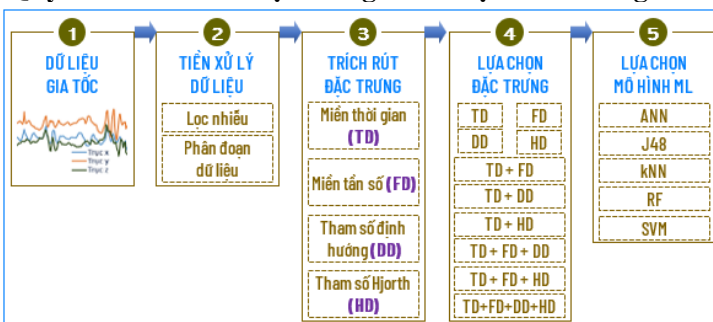
## Chương 2. TRÍCH CHỌN ĐẶC TRƯNG

Chương này tập trung tìm các giải pháp để giải quyết các khó khăn đã nêu bằng cách đề xuất quy trình trích rút đặc trưng từ dữ liệu cảm biến gia tốc, bao gồm tiền xử lý dữ liệu, trích xuất đặc trưng, lựa chọn đặc trưng và lựa chọn mô hình học máy phù hợp. Các giải pháp này cũng đã được công bố trong các công trình nghiên cứu [CT1], [CT2], và [CT3].

### 2.1. Giới thiệu bài toán

Bài toán trong chương này yêu cầu trích xuất các đặc trưng quan trọng từ dữ liệu thô để phân loại chính xác các hoạt động có trong bộ dữ liệu bằng các thuật toán ML cơ bản như SVM, kNN, RF, ANN và J48. Đồng thời phải tìm ra tập đặc trưng phù hợp với nhận dạng các hành vi té ngã, kích thước của số dữ liệu, tỉ lệ xếp chồng dữ liệu và thuật toán phân loại phù hợp nhất với phương pháp đề xuất và các bộ dữ liệu sử dụng.

### 2.2. Quy trình trích rút đặc trưng từ dữ liệu cảm biến gia tốc



Hình 2.1. Quy trình trích rút đặc trưng.

### 2.3. Các bộ dữ liệu sử dụng trong nghiên cứu

Bảng 2.1. Các bộ dữ liệu công khai được sử dụng trong ADL và phát hiện ngã.

Bộ dữ liệu	Năm công bố	ADL	Ngã	Số người thu thập	Giới tính		Tuổi	Chiều cao (cm)	Cân nặng (kg)
					Nam	Nữ			
MobiAct	2016	12	4	66	48	19	20 – 47	158 – 193	50 – 120
UP-Fall	2019	6	5	17	9	8	18 – 24	157 – 175	53 – 99

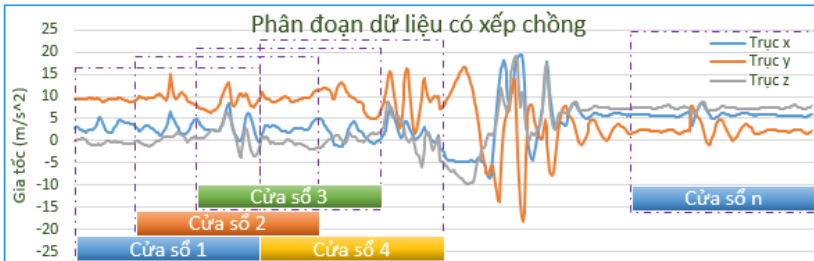
## 2.4. Tiền xử lý dữ liệu

### 2.4.1. Kỹ thuật lọc nhiễu

Trong luận án này, NCS sử dụng bộ lọc thông dải để lọc bỏ nhiễu tần số cao và tần số thấp. Băng thông của bộ lọc thông dải được giới hạn bởi tần số cắt  $f_H = 0.25\text{Hz}$  và  $f_L = 15\text{Hz}$ . Trong đó,  $f_H$  là tần số cắt của bộ lọc thông cao và  $f_L$  là tần số cắt của bộ lọc thông thấp.

### 2.4.2. Phân đoạn dữ liệu

Luận án phân đoạn dữ liệu bằng kỹ thuật cửa sổ xếp chồng dữ liệu (OSW)



Hình 2.4. Phân đoạn dữ liệu bằng kỹ thuật cửa sổ xếp chồng dữ liệu (OSW)

## 2.5. Trích xuất đặc trưng

### 2.5.1. Các đặc trưng trong miền thời gian

Trong miền thời gian, nhiều đặc trưng được sử dụng để phân loại các hoạt động từ dữ liệu cảm biến gia tốc. Các đặc trưng này có đặc điểm tính toán nhanh, thể hiện được các giá trị thống kê như: giá trị trung bình ( $\bar{s}$ ), phương sai ( $\sigma^2$ ) và độ lệch chuẩn ( $\sigma$ ); độ hiệu dụng ( $S_{RMS}$ ); tỉ lệ đỉnh trên trung bình (PAR); độ tương quan (R); diện tích độ lớn tín hiệu (SMA)

### 2.5.2. Các đặc trưng trong miền tần số

Các hoạt động người dùng thường có sự lặp lại theo một chu kỳ nhất định, ví dụ như đi bộ, chạy, nhảy. Một cách để biểu diễn sự lặp lại này là dùng phép biến đổi Fourier, một phép biến đổi tín hiệu từ miền thời gian sang miền tần số. Thành phần trung bình; biến đổi Fourier nhanh (FFT) và khai triển tần số thời gian nhanh (STFT); Năng lượng phổ; Entropy thông tin.

### 2.5.3. Các đặc trưng theo tham số định hướng

Sau khi đã tính toán các thành phần góc xoay, góc nghiêng và góc đảo,

các đặc trưng sẽ được xác định tương tự như việc xử lý dữ liệu từ cảm biến gia tốc như Phương sai ( $s^2$ ), giá trị trung bình ( $\bar{a}$ ), tích phân ( $Ig$ )

#### 2.5.4. Các đặc trưng theo tham số Hjorth

Tham số Hjorth [88] là một trong những cách mô tả đặc điểm thống kê của tín hiệu trong miền thời gian. Tham số này bao gồm ba thành phần chính: Tính hoạt động (A), Tính di động (M) và Độ phức tạp (C).

#### 2.5.5. Đề xuất tập đặc trưng

Luận án đề xuất 34 đặc trưng trong miền thời gian (TD), 7 đặc trưng trong miền tần số (FD) và 3 đặc trưng trong miền tham số Hjorth (HD).

### 2.6. Lựa chọn đặc trưng

Qua quá trình thử nghiệm và đánh giá liên tục, NCS đã chọn ra 28 đặc trưng trong miền thời gian, 7 đặc trưng trong miền tần số, 6 đặc trưng từ tham số định hướng và 3 đặc trưng từ tham số Hjorth. Các đặc trưng này được chứng minh là có hiệu quả trong phân loại hoạt động và sự kiện ngã, phù hợp với các mô hình học máy cơ bản.

### 2.7. Thử nghiệm và đánh giá

#### 2.7.1. Mô tả thử nghiệm

*Thử nghiệm 2.1: Đánh giá hiệu suất của các tập đặc trưng*

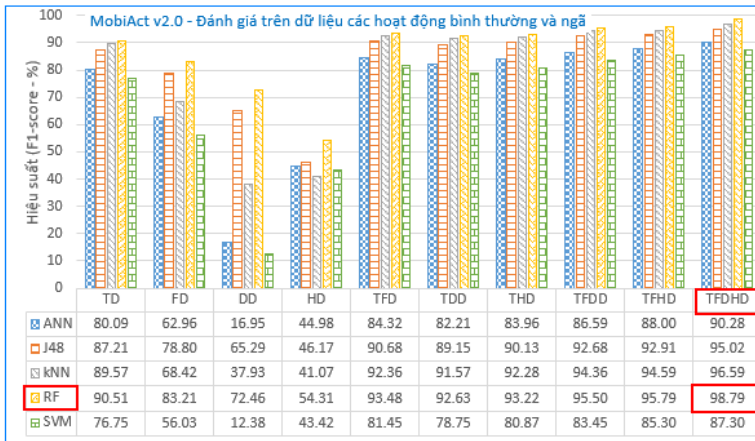
*Thử nghiệm 2.2: Đánh giá ảnh hưởng của kích thước của số dữ liệu*

*Thử nghiệm 2.3: Đánh giá ảnh hưởng của tỉ lệ xếp chồng dữ liệu*

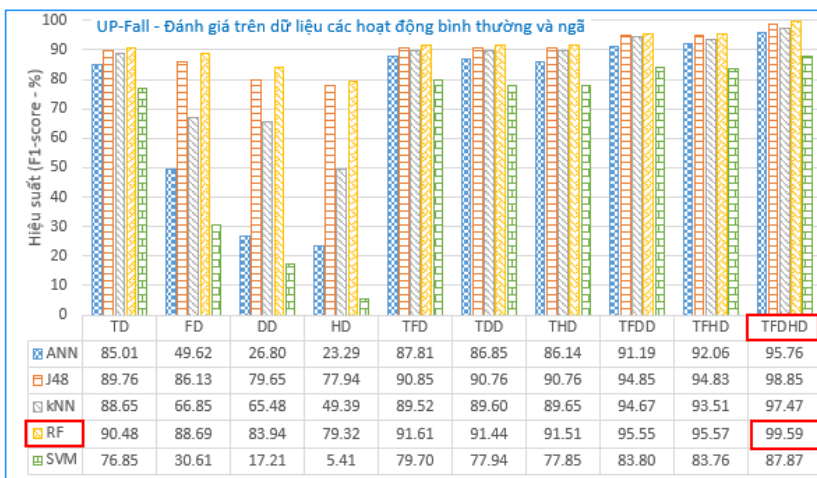
#### 2.7.2. Kết quả và bàn luận

##### 2.7.2.1. Ảnh hưởng của tập đặc trưng

a. Đánh giá trên tất cả các hoạt động (bao gồm ngã và ADL)

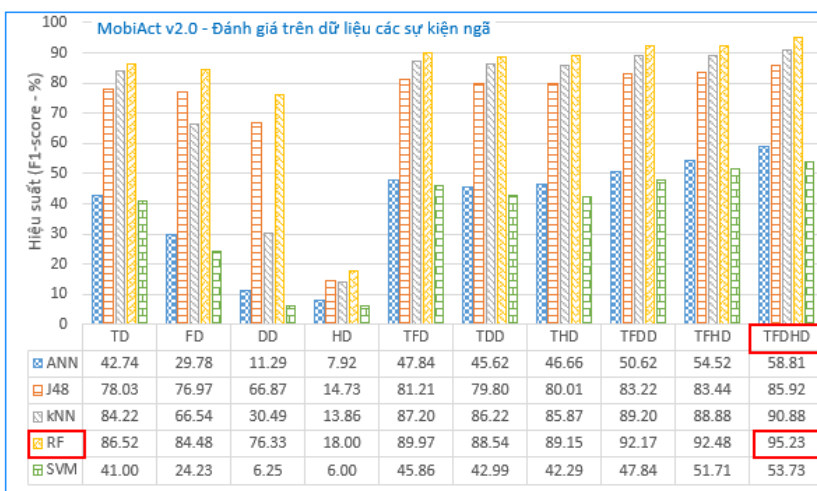


Hình 2.7. Hiệu suất các mô hình ML khi sử dụng 10 bộ đặc trưng để phân loại tất cả các hoạt động trong bộ dữ liệu MobiAct (DWS 128 mẫu và DOR 80%).

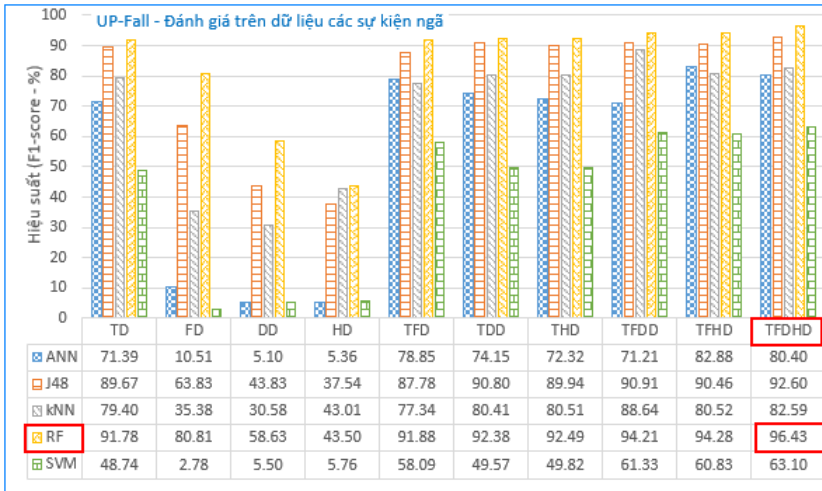


Hình 2.8. Hiệu suất các mô hình ML khi sử dụng 10 bộ đặc trưng để phân loại tất cả các hoạt động trong bộ dữ liệu UP-Fall (DWS 128 mẫu và DOR 80%).

### c. Đánh giá trên các sự kiện ngã



Hình 2.11. Hiệu suất các mô hình phân loại khi sử dụng 10 bộ đặc trưng để phân loại các sự kiện ngã trong bộ dữ liệu MobiAct (DWS 128 mẫu và DOR 80%).



Hình 2.12. Hiệu suất các mô hình phân loại khi sử dụng 10 bộ đặc trưng để phân loại các sự kiện ngã trong bộ dữ liệu UP-Fall (DWS 128 mẫu và DOR 80%).

### 2.7.2.2. Ảnh hưởng của kích thước cửa sổ dữ liệu (DWS)

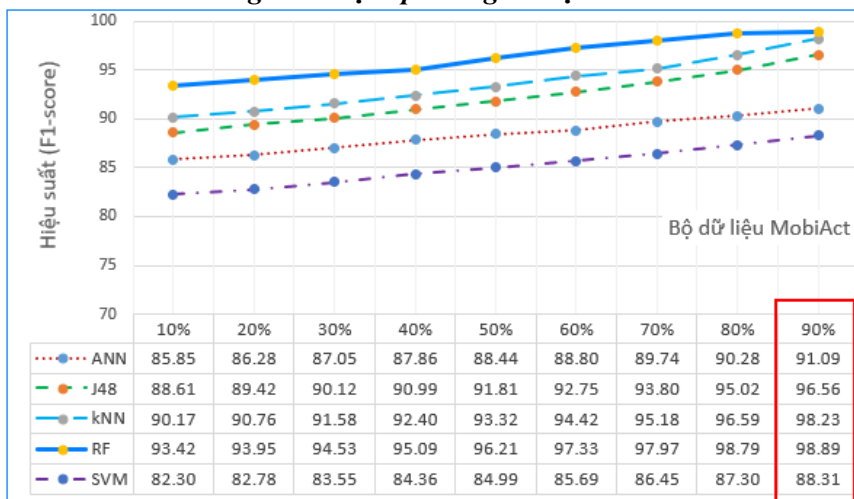
Bảng 2.13. Ảnh hưởng của DWS đến hiệu suất nhận dạng các hoạt động trong bộ dữ liệu MobiAct v2.0

Nhân	Hiệu suất của RF (F1-scores %) với DOR = 80% và các kích thước cửa sổ khác nhau (số mẫu)					
	32 mẫu	64 mẫu	128 mẫu	256 mẫu	512 mẫu	1024 mẫu
BSC	89.30	94.04	94.92	93.60	85.08	84.13
FKL	89.08	93.31	95.58	93.93	79.79	82.56
FOL	88.47	93.71	95.28	93.23	77.04	75.00
SDL	89.19	92.87	95.14	93.94	84.23	78.42
Ngã	89.01	93.48	95.23	93.67	81.53	80.04
CHU	86.47	96.87	95.18	93.66	95.45	95.50
CSI	83.22	88.21	94.75	93.36	96.42	98.18
CSO	96.30	98.79	98.33	98.26	98.43	98.21
JOG	97.37	96.51	99.49	99.39	99.82	99.92
JUM	99.01	98.11	99.91	99.90	99.98	100
LYI	97.91	99.15	98.84	98.69	91.27	97.89
SCH	91.43	94.06	96.61	95.49	97.12	97.96
SIT	89.19	92.87	99.84	93.94	84.23	78.42
STD	98.84	99.72	99.96	99.83	98.92	99.52
STN	99.21	99.03	95.02	99.94	99.99	100
STU	84.34	88.86	95.50	94.03	95.85	94.04
WAL	84.30	88.90	99.62	94.38	96.55	93.60
ADL	96.31	96.93	99.11	98.89	99.46	99.58
Tổng hợp	95.61	96.60	98.79	98.45	98.31	98.88

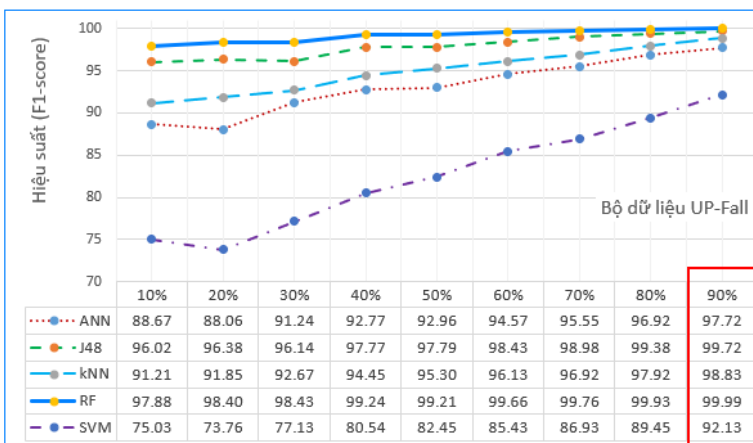
Bảng 2.14. Ảnh hưởng của DWS đến hiệu suất nhận dạng các hoạt động trong bộ dữ liệu UP-Fall

Nhân	Hiệu suất của RF (F1-scores %) với DOR = 80% và các kích thước cửa sổ khác nhau (số mẫu)					
	32 mẫu	64 mẫu	128 mẫu	256 mẫu	512 mẫu	1024 mẫu
FH	99.71	<b>100</b>	99.78	96.15	<b>100</b>	96.97
FF	99.51	99.80	99.79	96.00	<b>100</b>	98.08
FB	98.88	<b>99.70</b>	98.94	90.91	91.84	89.80
FS	99.22	<b>99.32</b>	96.23	81.90	80.39	80.00
FE	98.81	<b>99.29</b>	97.52	89.80	88.46	86.54
<b>Ngã</b>	<b>99.23</b>	<b>99.62</b>	<b>98.46</b>	<b>90.95</b>	<b>92.14</b>	<b>90.28</b>
W	99.95	99.96	99.97	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>100</b>
ST	99.98	<b>100</b>	99.99	99.94	100.00	97.65
SI	99.95	<b>99.99</b>	99.97	99.82	99.71	97.62
P	99.60	<b>99.68</b>	99.21	99.03	98.04	96.08
J	99.94	<b>100</b>	99.94	99.69	98.67	100.00
L	99.96	99.95	<b>100</b>	99.82	99.70	98.72
<b>ADL</b>	<b>99.95</b>	<b>99.97</b>	<b>99.97</b>	<b>99.87</b>	<b>99.73</b>	<b>98.40</b>
<b>Tổng hợp</b>	<b>99.85</b>	<b>99.93</b>	<b>99.88</b>	<b>99.30</b>	<b>98.61</b>	<b>95.41</b>

### 2.7.2.3. Ảnh hưởng của tỉ lệ xếp chồng dữ liệu



Hình 2.13. Ảnh hưởng của DOR đến hiệu suất phân loại các hoạt động trong bộ dữ liệu MobiAct v2.0.

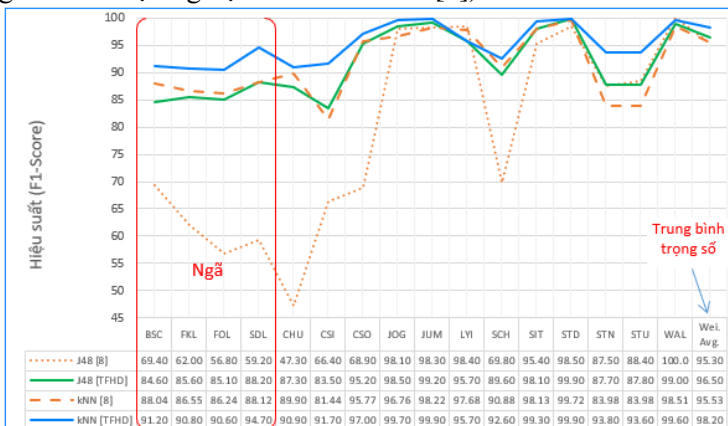


Hình 2.14. Ảnh hưởng của DOR đến hiệu suất nhận dạng của mô hình.

### 2.7.3. So sánh kết quả với các nghiên cứu liên quan

#### 2.7.3.1. Nghiên cứu dựa trên bộ dữ liệu MobiAct

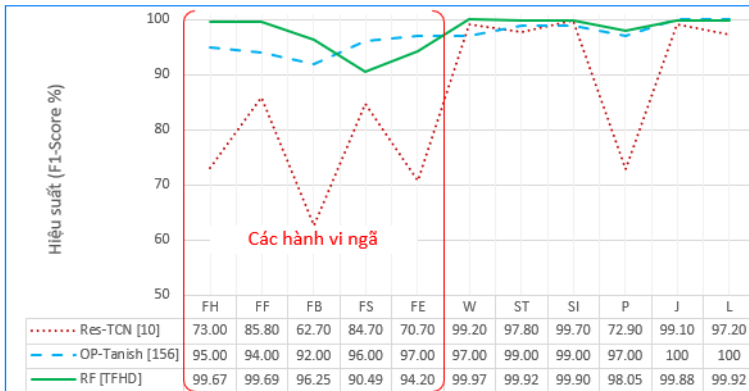
Thiết lập các tham số của mô hình như WS trượt 128 mẫu (gần tương đương 1,5s của Chatzaki và cộng sự [6]) và tỷ lệ chồng chéo dữ liệu 80% (giống với các thực nghiệm của Chatzaki [6]).



Hình 2.15. Hiệu suất chi tiết của Chatzaki và cộng sự [13] và mô hình đề xuất của NCS trong việc phát hiện ADL và ngã.

#### 2.7.3.2. Nghiên cứu dựa trên bộ dữ liệu UP-Fall

Tương tự với phương pháp so sánh các Nghiên cứu dựa trên bộ dữ liệu MobiAct, phần này NCS so sánh phương pháp của mình với các công trình gần đây trên bộ dữ liệu UP-Fall.



Hình 2.17. Hiệu suất chi tiết của Lai và cộng sự [9] và bộ đặc trưng TFDHD đề xuất trong việc phát hiện ADL và các sự kiện ngã.

## 2.8. Kết luận chương

Chương 2 đã trình bày một phương pháp trích rút đặc trưng mới bằng cách kết hợp thông tin từ miền thời gian, miền tần số, tham số định hướng và tham số Hjorth của dữ liệu gia tốc. Bộ 44 đặc trưng TFDHD được đề xuất cho thấy hiệu suất tốt hơn trong việc phát hiện ngã so với các nghiên cứu khác, đạt độ chính xác lần lượt là 95,23%, 99,11% và 98,79% trên bộ dữ liệu MobiAct v2.0 và 96,16%, 99,90% và 99,60% trên bộ dữ liệu Up-Fall. Kết quả thực nghiệm đạt được khi sử dụng kích thước cửa sổ  $WS = 128$  mẫu (tương đương 1.5 giây với MobiAct v2.0 và 1.28 giây với UP-Fall),  $DOR = 80\%$ , và thuật toán RF để phân loại.

## Chương 3. XÂY DỰNG MÔ HÌNH PHÁT HIỆN SỰ KIỆN NGÃ

Chương này giới thiệu giải pháp tối ưu hóa mô hình Random Forest nhằm nâng cao khả năng phân loại các sự kiện ngã và phát triển mô hình phát hiện ngã phù hợp với dữ liệu khó thu thập như dữ liệu ngã. Mục tiêu của chương này là trả lời cho Câu hỏi nghiên cứu thứ hai và Câu hỏi nghiên cứu thứ ba, cung cấp các giải pháp nhằm cải thiện độ chính xác của hệ thống phát hiện ngã. Các nội dung và kết quả nghiên cứu liên quan đến các công trình [CT2], [CT3], [CT4], và [CT5].

### 3.1. Giới thiệu bài toán

Bài toán trong chương này gồm hai giai đoạn: **Giai đoạn thứ nhất** tập trung vào việc tối ưu hóa mô hình RF thông qua việc đề xuất thuật toán GA4RF. Mục tiêu của giai đoạn này là tìm kiếm bộ siêu tham số tối ưu cho RF nhằm nâng cao khả năng phát hiện các sự kiện té ngã.

**Giai đoạn thứ hai** tiến hành xây dựng mô hình phát hiện sự kiện ngã (FEDM) dựa trên dữ liệu các hoạt động bình thường hàng ngày của con người. Mô hình FEDM kết hợp thuật toán GA4RF với kỹ thuật so khớp dữ liệu linh hoạt và kỹ thuật ngưỡng để nhận dạng các sự kiện ngã.

### 3.2. Tối ưu mô hình mô hình phát hiện ngã

#### 3.2.1. Giới thiệu tổng quan

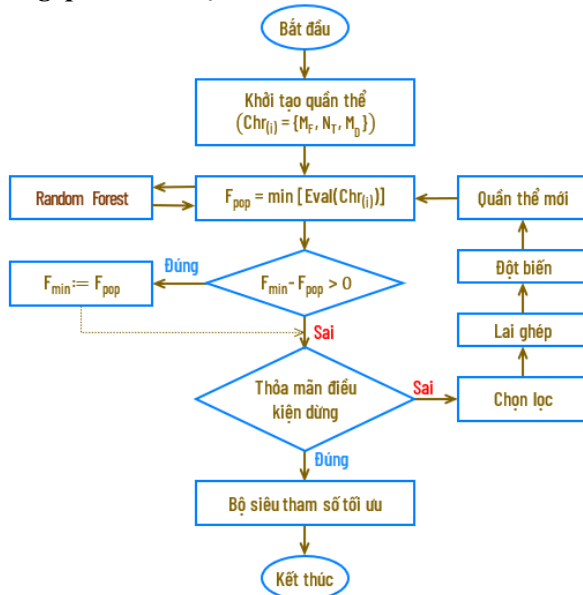
Một số thuật toán MH thường được áp dụng trong ADS, chẳng hạn như: Thuật toán động vật săn mồi biển (MPA), Thuật toán bầy ong nhân tạo (ABC), Thuật toán sói màu xám (GWO), Thuật toán PSO (PSO), hay thuật toán di truyền (GA) [109]. Trong luận án này, với các đặc điểm của dữ liệu và các phương pháp trích xuất đặc trưng đã sử dụng, NCS đã chọn giải thuật di truyền (GA) để đề xuất giải pháp tối ưu cho mô hình RF.

#### 3.2.2. Giải thuật di truyền (GA)

Khả năng tìm kiếm của GA được đánh giá cao vì nó sử dụng dữ liệu lịch sử để trở đến vùng tìm kiếm tốt nhất trong không gian giải pháp. Thuật toán này có khả năng tìm kiếm trong không gian liên tục và rời rạc, tìm kiếm trong không gian lớn và đa chiều, và nó không phụ thuộc vào thông tin đạo hàm của hàm mục tiêu.

#### 3.2.3. Đề xuất thuật toán GA4RF

##### 3.2.3.1. Tổng quan về thuật toán GA4RF



Hình 3.1. Thuật toán GA4RF

### 3.2.3.2. Quy trình thực hiện thuật toán GA4RF

- Khởi tạo quần thể
- Huấn luyện mô hình Random Forest
- Đánh giá độ thích nghi của mỗi cá thể
- Kiểm tra điều kiện dừng
- Chọn lọc cá thể
- Lai ghép
- Đột biến
- Cập nhật quần thể mới, đánh giá và kết thúc vòng lặp

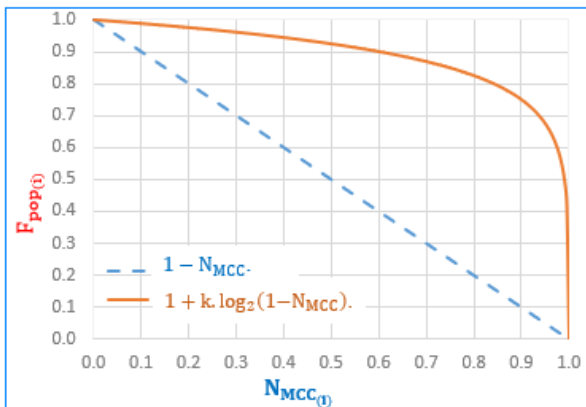
#### 3.2.3.3. Hàm thích nghi

$$F_{pop(i)} = 1 + k \cdot \log_2(1 - N_{MCC(i)}) \quad (3.10)$$

Trong đó,  $k$  là hệ số hiệu chỉnh;  $N_{MCC(i)}$  là hệ số tương quan Matthew chuẩn hoá của hoạt động thứ  $i$ .

Đại lượng  $\log_2(1 - N_{MCC(i)})$  đóng vai trò quan trọng trong việc định hình hàm thích nghi, giúp khuếch đại sự khác biệt giữa các giá trị  $N_{MCC(i)}$ . Việc này làm cho mô hình nhạy cảm hơn với những thay đổi nhỏ trong giá trị MCC, đặc biệt khi MCC đạt giá trị cao, từ đó tối ưu hóa hiệu suất mô hình phát hiện ngã một cách toàn diện và chính xác hơn.

Việc kết hợp  $N_{MCC}$  và hàm logarit trong hàm thích nghi là một cải tiến quan trọng, giúp thuật toán GA4RF tìm kiếm hiệu quả hơn các siêu tham số tối ưu cho mô hình RF, đặc biệt trong bối cảnh dữ liệu không cân bằng và yêu cầu phân biệt rõ ràng giữa các mô hình có hiệu suất cao.



Hình 3.3. Ảnh hưởng của hàm logarit trong việc tăng cường khả năng phân biệt các giá trị fitness gần nhau.

### 3.2.4. Thực nghiệm và đánh giá

#### 3.2.4.1. Mô tả thực nghiệm

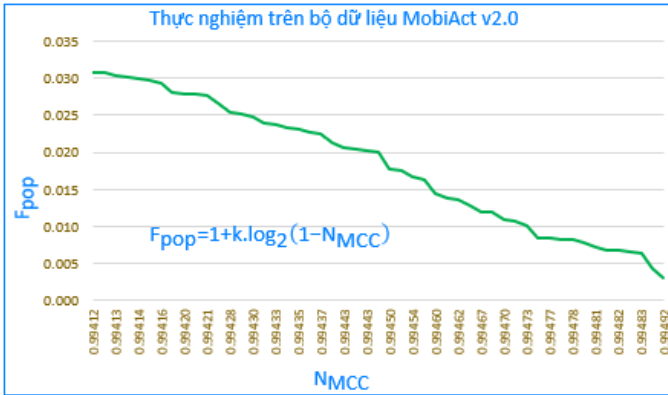
Bảng 3.1. Giá trị các tham số cài đặt cho GA

Tên tham số	Giá trị
Nhiệm sắc thể (Chr)	{M <sub>F</sub> , N <sub>T</sub> , M <sub>D</sub> }
Kích thước quần thể	100
Số lần lặp lại tối đa	10000
Tỉ lệ lai ghép	0.8
Tỉ lệ đột biến	0.1

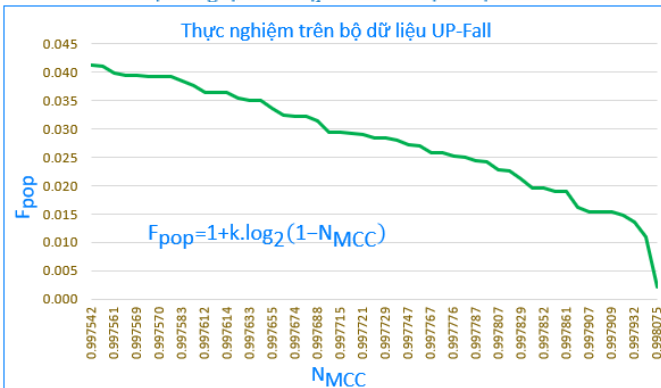
### 3.2.4.2. Kết quả và bàn luận

a. Đánh giá khả năng hội tụ của thuật toán GA4RF

#### ❖ Kết quả thực nghiệm với bộ dữ liệu MobiAct v2.0



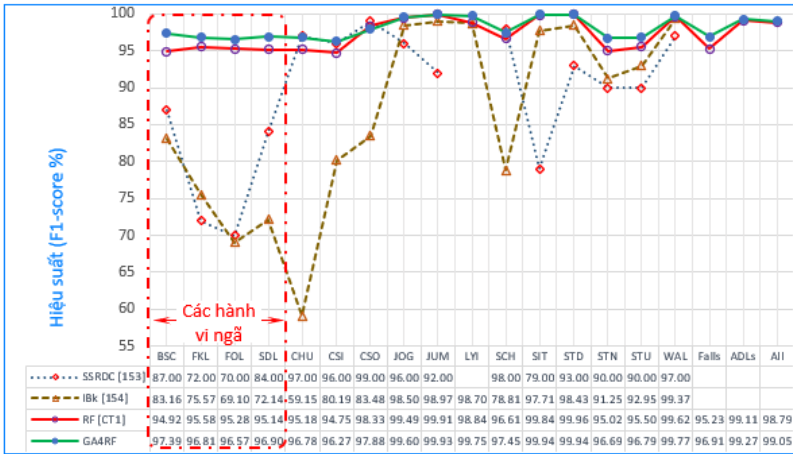
Hình 3.4. Giá trị hàm thích nghi theo  $N_{MCC}$  trong 50 thế hệ cuối cùng trước khi thỏa mãn điều kiện dừng tại số lần lặp tối đa trên bộ dữ liệu MobiAct v2.0.



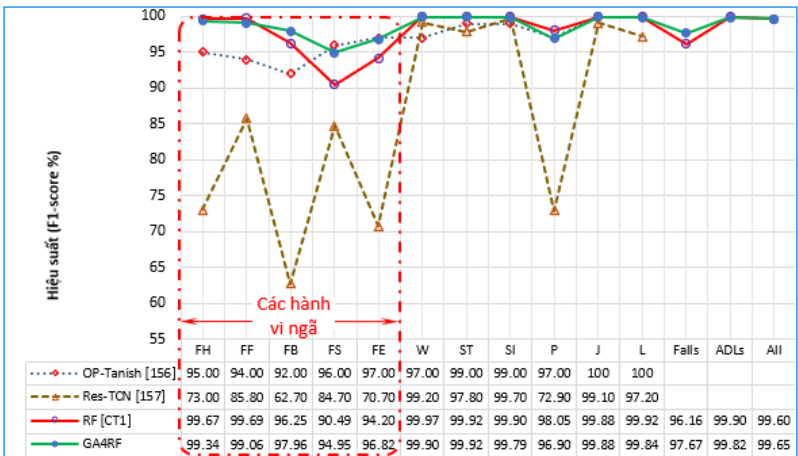
Hình 3.5. Giá trị hàm thích nghi theo  $N_{MCC}$  trong 50 thế hệ cuối cùng trước khi thỏa mãn điều kiện dừng tại số lần lặp tối đa trên bộ dữ liệu UP-Fall.

### 3.2.4.3. So sánh kết quả với các nghiên cứu khác

a. So sánh với các nghiên cứu sử dụng bộ dữ liệu MobiAct v2.0



Hình 3.6. So sánh hiệu suất của thuật toán GA4RF với thuật toán của nhóm tác giả Azmat [20], Chatzaki [13] và Le [CT1] thực hiện trên bộ dữ liệu MobiAct v2.0.



Hình 3.7. So sánh hiệu suất của thuật toán GA4RF với thuật toán của nhóm tác giả OP-Tanish [119], Res-TCN [120] và Le [CT1] thực hiện trên bộ dữ liệu UP-Fall.

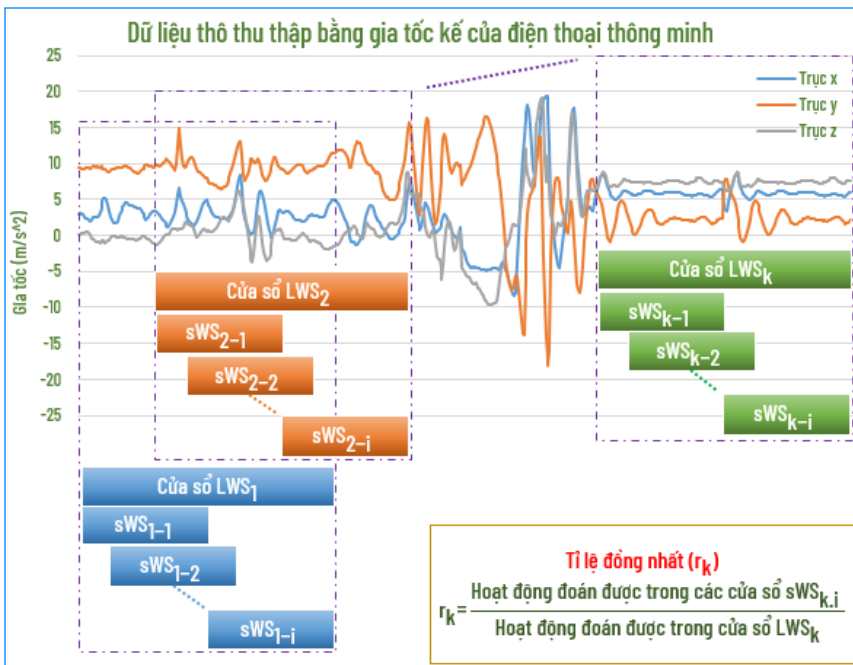
### 3.3. Xây dựng mô hình phát hiện sự kiện ngã (FEDM)

#### 3.3.1. Đánh giá mức độ ảnh hưởng của cửa sổ dữ liệu

Việc lựa chọn DWS rất quan trọng, vì kích thước này ảnh hưởng đến hiệu suất nhận dạng của hệ thống. DWS quá ngắn sẽ không cung cấp đủ thông tin cho các hoạt động riêng lẻ, trong khi DWS quá dài có thể chứa nhiều

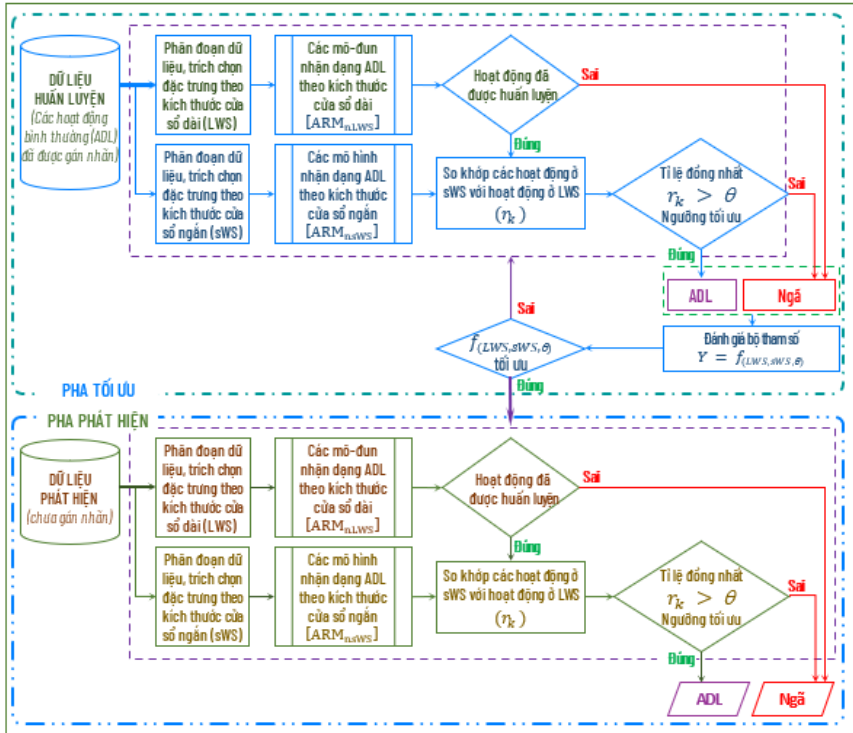
hoạt động khác nhau trong cùng một cửa sổ.

Mỗi loại hoạt động của con người có đặc điểm riêng, thời gian diễn ra cũng khác nhau. Các hoạt động thường ngày có thời gian dài, trong khi ngã thường diễn ra bất ngờ trong thời gian ngắn. Vì vậy cần được điều chỉnh kích thước cửa sổ một cách linh động để phù hợp với từng nhóm hoạt động. Với các hoạt động xảy ra nhanh như ngã, sử dụng kích thước cửa sổ ngắn (sWS) sẽ giúp trích xuất đặc trưng chính xác hơn. Ngược lại, kích thước cửa sổ dài (LWS) phù hợp với các hoạt động tuần hoàn như đi bộ, chạy, nhảy. Để giải quyết vấn đề này, NCS đề xuất phương pháp so khớp hoạt động ở nhiều cửa sổ con với cửa sổ dài để tăng cường khả năng phát hiện các sự kiện ngã và các sự kiện ngã. Ý tưởng thiết kế mô hình mô hình phát hiện các sự kiện ngã (FEDM) trong luận án này được mô tả như trong Hình 3.8.



Hình 3.8. Ý tưởng thiết kế mô hình phát hiện các sự kiện ngã (FEDM). Trong hình vẽ, LWS là kích thước cửa sổ dài, sWS là kích thước cửa sổ ngắn.

### 3.3.2. Mô hình phát hiện các sự kiện ngã (FEDM).

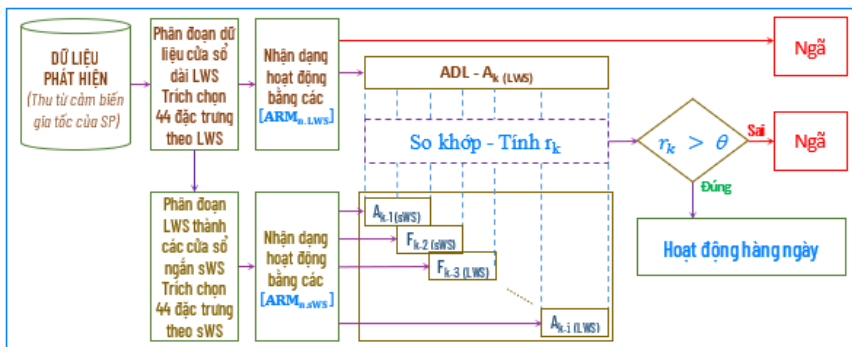


Hình 3.9. Mô hình tổng quan phát hiện các sự kiện ngã

#### 3.3.2.1. Giai đoạn tối ưu tham số

Giai đoạn này được thực hiện để tìm ra bộ tham số tốt nhất cho FEDM. Bộ tham số cần tìm là  $t_k = (LWS_k, sWS_k, \theta_k)$ , trong đó LWS là kích thước của cửa sổ dữ liệu lớn (phù hợp với các hoạt động bình thường như đi bộ, chạy, nhảy,...), sWS là kích thước của cửa sổ dữ liệu nhỏ (phù hợp với các sự kiện ngã như ngã), và  $\theta$  là ngưỡng hiệu suất của mô hình trong việc phát hiện các sự kiện ngã và bình thường.

#### 3.3.2.2. Giai đoạn phát hiện



Hình 3.10. Quy trình thực hiện nhận dạng và phát hiện sự kiện ngã

### 3.3.3. Thực nghiệm và đánh giá kết quả

#### 3.3.3.1. Dữ liệu thử nghiệm

Bộ dữ liệu MobiAct 2.0 [107] sử dụng để huấn luyện, kiểm thử và đánh giá các phương pháp đề xuất trong phần này. Chi tiết về bộ dữ liệu này đã được trình bày ở Mục 2.3.1. Chính hoạt động bình thường trong bộ dữ liệu MobiAct 2.0 được sử dụng để huấn luyện các mô-đun ARM. Các hoạt động này được mô tả lại trong Bảng 3.2.

Bảng 3.5. Các mẫu hoạt động bình thường trong bộ dữ liệu MobiAct v2.0 được sử dụng để huấn luyện mô hình.

TT (i)	Nhãn	Thời gian (s)	Mô tả	Loại hoạt động
1	CHU	6 giây	Chuyển tiếp từ ngồi sang đứng (đứng lên từ ghế)	Bình thường (hàng ngày)
2	JOG	30 giây	Chạy bộ	
3	JUM	30 giây	Nhảy liên tục	
4	SCH	6 giây	Chuyển tiếp từ đứng sang ngồi (ngồi trên ghế)	
5	SIT	1 phút	Ngồi trên ghế với những cử động nhẹ nhàng	
6	STD	5 phút	Đứng với cử động nhẹ nhàng	
7	STN	10 giây	Đi xuống cầu thang (10 bậc)	
8	STU	10 giây	Đi lên cầu thang (10 bậc)	
9	WAL	5 phút	Đi bộ bình thường	
10	Fall	10 giây	Dữ liệu tổng hợp của 4 kiểu sự kiện ngã khác nhau (các sự kiện ngã) là BSC, FKL, FOL và SDL.	Ngã

#### 3.3.3.2. Mô tả thực nghiệm

Quy trình tổ chức các thực nghiệm để tìm bộ tham số tối ưu, đánh giá tính

hiệu quả của mô hình đề xuất FEDS được thực hiện như sau:

- (1) Lựa chọn dữ liệu: Lấy ngẫu nhiên 70% dữ liệu thô của chín hoạt động thường ngày trong bộ dữ liệu MobiAct v2.0 (**Error! Reference source not found.**).
- (2) Huấn luyện mô-đun nhận dạng hoạt động (ARM)
- (3) Đánh giá mô hình dựa vào dữ liệu các hoạt động bình thường;
- (4) Đánh giá mô hình dựa vào dữ liệu các sự kiện ngã;
- (5) Lựa chọn bộ tham số tối ưu  $t_m = (LWS_m, sWS_m, \theta_m)$ .

### 3.3.3.3. Kết quả và bàn luận

#### a. Huấn luyện mô-đun nhận dạng hoạt động (ARM)

Dữ liệu thô của chín loại hoạt động bình thường lần lượt được phân thành năm loại WS khác nhau, đó là 64 mẫu, 128 mẫu, 256 mẫu, 512 mẫu và 1024 mẫu và thiết lập DOR ở mức 80%.

*Bảng 3.6. Kết quả huấn luyện các mô hình ở các WS khác nhau dựa trên chín nhãn ADL thường gặp trong bộ dữ liệu MobiAct 2.0*

Hoạt động	Nhãn	F1-score (%)				
		WS = 64	WS = 128	WS = 256	WS = 512	WS = 1024
Chuyển tiếp từ ngồi sang đứng (đứng lên từ ghế)	CHU	96.70	96.60	95.20	94.80	94.20
Chạy bộ	JOG	96.50	98.50	99.50	99.90	99.90
Nhảy liên tục	JUM	98.10	99.60	99.90	99.90	99.90
Chuyển tiếp từ đứng sang ngồi (ngồi trên ghế)	SCH	97.90	97.30	97.60	96.40	96.10
Ngồi trên ghế với những cử động nhẹ	SIT	99.80	99.70	99.80	99.30	99.50
Đứng với cử động nhẹ nhàng	STD	99.10	99.70	100	100	100
Đi lên cầu thang (10 bậc)	STN	88.60	92.60	95.00	96.60	94.20
Đi xuống cầu thang (10 bậc)	STU	88.70	93.10	95.50	96.90	92.70
Đi bộ bình thường	WAL	98.30	99.30	99.60	99.90	99.90

#### b. Đánh giá mô hình dựa vào dữ liệu các hoạt động bình thường

*Bảng 3.7. Kết quả thử nghiệm FEDM với bộ dữ liệu hoạt động bình thường.*

Tỉ lệ ( $r_k$ )*	LWS = 512 sWS = 256	LWS = 512 sWS = 128	LWS = 512 sWS = 64	LWS = 256 sWS = 128	LWS = 256 sWS = 64	LWS = 128 sWS = 64
0.1	96.12	96.22	95.94	93.77	93.60	89.05
0.2	96.06	96.17	95.70	93.57	93.20	88.63
0.3	95.98	96.10	95.34	93.32	92.66	88.16
0.4	95.85	95.87	94.73	93.05	91.72	87.57
0.5	95.46	95.62	94.09	92.24	90.78	86.07
0.6	95.22	95.21	92.74	91.72	89.64	84.99
0.7	94.76	94.28	91.15	91.03	87.27	83.41
0.8	94.06	92.63	87.76	90.08	84.20	81.01
0.9	92.88	90.05	80.98	88.27	78.18	77.13
1.0	<b>90.82</b>	80.14	54.01	83.98	61.19	69.39

\*  $r_k$  càng nhỏ, kết quả dự đoán của FEDM trên các LWS và sWS càng khác biệt

c. *Đánh giá mô hình dựa vào dữ liệu các sự kiện ngã*

*Bảng 3.8. Kết quả thử nghiệm FEDM với bộ dữ liệu các sự kiện ngã.*

Tỉ lệ ( $r_k$ )*	LWS = 512 sWS = 256	LWS = 512 sWS = 128	LWS = 512 sWS = 64	LWS = 256 sWS = 128	LWS = 256 sWS = 64	LWS = 128 sWS = 64
0.1	90.28	89.45	88.93	96.63	95.36	<b>97.87</b>
0.2	90.13	88.96	88.10	95.64	93.44	96.93
0.3	89.90	88.36	87.20	94.26	92.00	96.03
0.4	89.34	87.27	86.07	93.07	90.01	95.14
0.5	87.88	86.45	85.32	90.33	88.15	92.95
0.6	87.09	85.66	84.65	88.42	85.99	91.88
0.7	86.56	83.86	83.07	86.73	82.90	90.74
0.8	85.59	80.82	80.37	85.04	80.51	89.69
0.9	84.12	76.65	73.69	82.98	77.97	88.61
1.0	79.05	70.31	67.79	80.31	75.61	85.65

\*  $r_k$  càng nhỏ, kết quả dự đoán của FEDM trên các LWS và sWS càng khác biệt

d. *Lựa chọn bộ tham số tối ưu*

Mức ngưỡng  $\theta = 0.4$ , LWS = 256 mẫu, sWS = 128 mẫu là sự lựa chọn phù hợp để làm bộ tham số tối ưu cho FEDM. Với bộ tham số  $t_m = (256, 128, 0.4)$ , hiệu suất phát hiện các hoạt động của con người (bao gồm cả bình thường và ngã) đều đạt trên 93%.

*Bảng 3.9. Kết quả thực nghiệm hệ thống nhận dạng các mẫu chuyển động bình thường và ngã*

Ngưỡng ( $\theta$ )	LWS = 512 sWS = 256		LWS = 512 sWS = 128		LWS = 512 sWS = 64		LWS = 256 sWS = 128		LWS = 256 sWS = 64		LWS = 128 sWS = 64	
	NA	AE	NA	AE	NA	AE	NA	AE	NA	AE	NA	AE
0.1	96.12	90.28	96.22	89.45	95.94	88.93	93.77	96.63	93.60	95.36	89.05	97.87
0.2	96.06	90.13	96.17	88.96	95.70	88.10	93.57	95.64	93.20	93.44	88.63	96.93
0.3	95.98	89.90	96.10	88.36	95.34	87.20	93.32	94.26	92.66	92.00	88.16	96.03
<b>0.4</b>	95.85	89.34	95.87	87.27	94.73	86.07	<b>93.05</b>	<b>93.07</b>	91.72	90.01	87.57	95.14
0.5	95.46	87.88	95.62	86.45	94.09	85.32	92.24	90.33	90.78	88.15	86.07	92.95
0.6	95.22	87.09	95.21	85.66	92.74	84.65	91.72	88.42	89.64	85.99	84.99	91.88
0.7	94.76	86.56	94.28	83.86	91.15	83.07	91.03	86.73	87.27	82.90	83.41	90.74
0.8	94.06	85.59	92.63	80.82	87.76	80.37	90.08	85.04	84.20	80.51	81.01	89.69
0.9	92.88	84.12	90.05	76.65	80.98	73.69	88.27	82.98	78.18	77.97	77.13	88.61
1.0	90.82	79.05	80.14	70.31	54.01	67.79	83.98	80.31	61.19	75.61	69.39	85.65

*Ghi chú: NA - Hoạt động bình thường; AE - Các sự kiện ngã*

### 3.4. Kết luận chương

Trong chương này, nghiên cứu đã tập trung vào việc cải thiện hiệu suất của mô hình Random Forest (RF) trong phát hiện sự kiện ngã và xây dựng mô hình phát hiện sự kiện ngã (FEDM) dựa trên dữ liệu các hoạt động thường ngày.

Thứ nhất, luận án đã đề xuất thuật toán GA4RF, sử dụng giải thuật di truyền (GA) để tìm kiếm giá trị tối ưu cho các siêu tham số của mô hình RF. Thuật toán GA4RF đã thể hiện khả năng tìm kiếm bộ siêu tham số tối ưu một cách hiệu quả, giúp cải thiện đáng kể hiệu suất phát hiện ngã, đạt độ chính xác từ 95.23% lên 96.91% trên bộ dữ liệu MobiAct V2.0 và từ 96.16% lên 97.67% trên bộ dữ liệu UP-Fall.

Thứ hai, luận án đã phát triển mô hình FEDM nhằm nhận diện các sự kiện ngã bằng cách phân tích dữ liệu các hoạt động bình thường hàng ngày. Mô hình này kết hợp các kỹ thuật trích xuất đặc trưng hiệu quả từ Chương 2, thuật toán GA4RF tối ưu ở Chương 3, phương pháp so khớp dữ liệu linh hoạt và kỹ thuật ngưỡng để phân biệt hiệu quả giữa các hoạt động bình thường và sự kiện ngã. Mô hình đề xuất đã đạt được hiệu suất phát hiện các hoạt động thường ngày là 93.05% và các sự kiện ngã là 93.07% ở mức

ngưỡng  $\theta = 0.4$ , LWS = 256 mẫu, sWS = 128 mẫu. Các nội dung và kết quả nghiên cứu của chương này đã được công bố ở các công trình nghiên cứu [CT2], [CT3], [CT4] và [CT5].

## KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ

Luận án đã đề xuất một số giải pháp nhằm tăng cường hiệu quả của hệ thống phát hiện sự kiện ngã của con người. Các giải pháp đề xuất được thiết kế để tận dụng các thiết bị sẵn có như điện thoại, hướng tới việc tạo ra một phần mềm miễn phí và dễ dàng tiếp cận cho nhiều người. Những đóng góp chính của luận án bao gồm:

- + Đề xuất một phương pháp trích xuất đặc trưng mới từ dữ liệu gia tốc 3 trục. Phương pháp này kết hợp các đặc trưng từ miền thời gian, miền tần số, cùng với các tham số định hướng và tham số Hjorth.
- + Đề xuất thuật toán GA4RF, thể hiện khả năng tìm kiếm bộ siêu tham số tối ưu cho Random Forest nhờ cấu trúc nhiễm sắc thể, không gian tìm kiếm và hàm thích nghi được thiết kế theo hướng mới, phù hợp với đặc điểm của các bộ dữ liệu ngã.
- + Đề xuất mô hình phát hiện sự kiện ngã (FEDM) dựa trên ưu điểm của thuật toán GA4RF đã tối ưu, cùng với kỹ thuật so khớp dữ liệu linh hoạt và kỹ thuật ngưỡng. FEDM có thể phân biệt hiệu quả giữa các hoạt động bình thường (dữ liệu huấn luyện) và các sự kiện ngã (dữ liệu mới), mang lại khả năng phát hiện ngã chính xác ngay cả khi dữ liệu về sự kiện ngã khan hiếm.

Mặc dù các đề xuất và kết quả của luận án đã đạt được các mục tiêu đề ra, NCS nhận thấy luận án còn một số hạn chế cần được khắc phục trong tương lai:

- + Chưa thu thập được bộ dữ liệu về hoạt động của người Việt Nam và mới thử nghiệm trên hai bộ dữ liệu khác nhau.
- + Chưa thử nghiệm với nhiều phương pháp khác và chưa so sánh với các kỹ thuật lựa chọn đặc trưng tự động như phân tích thành phần chính (PCA), phân tích thành phần độc lập (ICA), giảm số chiều phi tuyến (t-SNE), ...

- + Chưa khám phá nhiều giải pháp tối ưu khác ngoài giải thuật di truyền như Tối ưu hóa Bayesian, Hyperband, Adam, ...
- + Phần mềm phát hiện sự kiện ngã mới chỉ ở dạng nguyên mẫu, cần được phát triển và thử nghiệm thực tế.

Để tiếp tục phát triển và hoàn thiện hệ thống phát hiện sự kiện ngã, đề xuất các hướng nghiên cứu sau:

- + Xây dựng bộ dữ liệu về hoạt động của người Việt Nam và đa dạng hóa nguồn dữ liệu để đánh giá toàn diện hơn hiệu quả của mô hình.
- + Thử nghiệm các phương pháp trích xuất đặc trưng khác nhau, đặc biệt là các kỹ thuật lựa chọn đặc trưng tự động để tìm ra bộ đặc trưng tối ưu cho từng bộ dữ liệu cụ thể.
- + Khám phá và áp dụng các kỹ thuật tối ưu mô hình tiên tiến hơn như Bayesian Optimization, Hyperband, hoặc các biến thể của giải thuật di truyền.
- + Xây dựng mô hình với dữ liệu thời gian thực, đồng thời hoàn thiện phần mềm phát hiện sự kiện ngã, tích hợp thêm các tính năng như cảnh báo khẩn cấp, theo dõi sức khỏe liên tục và triển khai thử nghiệm thực tế trên các đối tượng người dùng mục tiêu.
- + Nghiên cứu kết hợp với các loại cảm biến khác như cảm biến nhịp tim, cảm biến vị trí cũng như tiếp cận vấn đề theo hướng học chuyển giao để nâng cao độ chính xác và độ tin cậy của hệ thống phát hiện sự kiện ngã.

## DANH MỤC CÁC CÔNG TRÌNH KHOA HỌC CỦA TÁC GIẢ LIÊN QUAN ĐẾN LUẬN ÁN

- [CT1] **H.-L. Le**, D.-N. Nguyen, T.-H. Nguyen, and H.-N. Nguyen, “A Novel Feature Set Extraction Based on Accelerometer Sensor Data for Improving the Fall Detection System,” *Electronics*, vol. 11, no. 7, p. 1030, 2022, DOI: 10.3390/electronics11071030 (Tập chí thuộc danh mục trong Scopus, SCIE (WoS) Q2)
- [CT2] **H.-L. Le**, D.-N. Nguyen, and H.-N. Nguyen, “The Novel Method of Pedestrian Fall Detection Based on PSO and RF Using Accelerometer Data,” in *2021 International Conference on System Science and Engineering (ICSSE)*, IEEE, 2021, pp. 111–115, DOI: 10.1109/ICSSE52999.2021.9538465 (Kỹ yếu thuộc danh mục Scopus)
- [CT3] **H.-L. Le**, D.-N. Nguyen, H.-N. Nguyen, and others, “Applying PSO to improve the pedestrian fall detection rate using wearable sensor data,” in *2022 24th International Conference on Advanced Communication Technology (ICACT)*, IEEE, 2022, pp. 453–458, DOI: 10.23919/ICACT53585.2022.9728904 (Kỹ yếu thuộc danh mục Scopus)
- [CT4] **H.-L. Le**, T.-T. Le, T.-T.-H. Vu, D.-H. Tran, V. C. Dinh, and T.-T. Ngo, “A Survey on the Impact of Hyperparameters on Random Forest Performance using Multiple Accelerometer Datasets,” *IJCA*, vol. 30, no. 4, pp. 351–361, 2023, DOI: (Tập chí thuộc danh mục Scopus)
- [CT5] **H. L. Lê et al.**, “Mô hình mới sử dụng kỹ thuật so khớp để phát hiện hành vi bất thường của con người,” in *Hội nghị khoa học Quốc gia lần thứ XVI (FAIR-2023)*, Khoa học và Kỹ thuật, 29/9 2023, DOI: 10.15625/vap.2023.xxxx