

BỘ GIÁO DỤC
VÀ ĐÀO TẠO

VIỆN HÀN LÂM KHOA HỌC
VÀ CÔNG NGHỆ VIỆT NAM

HỌC VIỆN KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ



Nguyễn Hữu Hoan

TÊN ĐỀ TÀI LUẬN VĂN
ÁP DỤNG HỌC MÁY PHÂN LOẠI BỐN TƯ THỂ NGŨ
SỬ DỤNG CẢM BIẾN GIA TỐC

LUẬN VĂN THẠC SĨ MÁY TÍNH

Hà Nội – 2026

BỘ GIÁO DỤC
VÀ ĐÀO TẠO

VIỆN HÀN LÂM KHOA HỌC
VÀ CÔNG NGHỆ VIỆT NAM

HỌC VIỆN KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ



Nguyễn Hữu Hoan

TÊN ĐỀ TÀI LUẬN VĂN
ÁP DỤNG HỌC MÁY PHÂN LOẠI BỐN TƯ THỂ NGŨ
SỬ DỤNG CẢM BIẾN GIA TỐC

Ngành: Hệ thống thông tin

Mã số: 8480104

LUẬN VĂN THẠC SĨ MÁY TÍNH

NGƯỜI HƯỚNG DẪN KHOA HỌC:

TS. TRẦN ĐỨC NGHĨA

LỜI CAM ĐOAN

Tôi là Nguyễn Hữu Hoan, học viên khóa 2024A, ngành Hệ thống thông tin. Tôi xin cam đoan luận văn “Áp dụng học máy phân loại bốn tư thế ngủ sử dụng cảm biến gia tốc” là do tôi nghiên cứu, tìm hiểu và thực hiện dưới sự hướng dẫn của TS. Trần Đức Nghĩa. Trong quá trình làm luận văn tôi có tham khảo các tài liệu có liên quan và đã ghi rõ nguồn tài liệu tham khảo đó. Tôi xin chịu trách nhiệm về lời cam đoan này.

Hà Nội, ngày 06 tháng 07 năm 2026

Tác giả luận văn



Nguyễn Hữu Hoan

LỜI CẢM ƠN

Học viên xin gửi lời cảm ơn sâu sắc tới các thầy/cô Học viện Khoa học và Công nghệ Việt Nam (GUST-VAST) đã tận tình giảng dạy và truyền đạt kiến thức, giúp học viên có kiến thức nền tảng để làm luận văn này.

Học viên xin trân trọng cảm ơn Ban giám hiệu Học viện Khoa học và Công nghệ Việt Nam đã luôn tạo điều kiện thuận lợi trong quá trình học tập và làm luận văn.

Học viên xin trân trọng cảm ơn Quỹ Phát triển Khoa học và Công nghệ Quốc gia (NAFOSTED), đề tài mã số NCUD.02-2024.11 và Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam), đề tài mã số VAST01.01/26-27. Sự hỗ trợ của các đơn vị nói trên đã tạo điều kiện thuận lợi cho học viên trong quá trình triển khai nghiên cứu.

Đặc biệt học viên xin chân thành cảm ơn thầy TS. Trần Đức Nghĩa đã định hướng, dìu dắt và hướng dẫn học viên trong suốt quá trình làm luận văn, giúp học viên tự tin nghiên cứu những vấn đề mới và giải quyết bài toán một cách khoa học.

Trong quá làm luận văn, học viên luôn thực hiện với tinh thần nghiêm túc và cầu thị, nhưng sẽ không tránh khỏi thiếu sót, mong các thầy/cô thông cảm và chỉ bảo tận tình.

Hà Nội, ngày 06 tháng 07 năm 2026

Tác giả luận văn



Nguyễn Hữu Hoan

MỤC LỤC

LỜI CAM ĐOAN.....	
LỜI CẢM ƠN	
DANH MỤC KÝ HIỆU VÀ CÁC CHỮ VIẾT TẮT	
DANH MỤC HÌNH VẼ	
MỞ ĐẦU	1
1. Động lực nghiên cứu.....	1
2. Mục tiêu luận văn	2
3. Cấu trúc luận văn	3
CHƯƠNG 1. TỔNG QUAN VỀ PHÂN LOẠI TƯ THẾ NGỦ SỬ DỤNG CẢM BIẾN.....	4
1.1. Phân loại tư thế ngủ	4
1.2. Giới thiệu chung về trí tuệ nhân tạo và học máy	6
1.3. Các giải thuật học máy.....	8
<i>1.3.1. Phân loại học máy theo dạng dữ liệu</i>	<i>8</i>
<i>1.3.2. Một số thuật toán học máy có thể áp dụng giải quyết bài toán phân loại tư thế ngủ.....</i>	<i>8</i>
1.4. Kết luận chương.....	11
CHƯƠNG 2. TÌNH HÌNH NGHIÊN CỨU CÁC HỆ THỐNG PHÂN LOẠI TƯ THẾ NGỦ.....	12
2.1. Tổng quan hệ thống phân loại tư thế ngủ	12
<i>2.1.1. Phân loại tư thế ngủ.....</i>	<i>12</i>
<i>2.1.2. Tình hình nghiên cứu trên thế giới và trong nước</i>	<i>12</i>
2.2. Kết luận chương.....	23
CHƯƠNG 3. XÂY DỰNG, THỬ NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ HỆ THỐNG PHÂN LOẠI TƯ THẾ NGỦ	25
3.1. Phương pháp thực hiện	28
<i>3.1.1. Mô hình phân loại hoạt động</i>	<i>28</i>

3.1.2. Thiết bị đo và Dữ liệu.....	29
3.1.3. Tiền xử lý dữ liệu và trích xuất đặc trưng.....	43
3.1.4. RF được tối ưu bằng Giải thuật Di truyền.....	44
3.1.5. Các chỉ số đánh giá.....	45
3.2. Kết quả và thảo luận	45
3.2.1. Kết quả thực nghiệm	45
3.2.2. Thảo luận.....	48
3.3. Kết luận chương.....	50
KẾT LUẬN.....	51
TÀI LIỆU THAM KHẢO	52

DANH MỤC KÝ HIỆU VÀ CÁC CHỮ VIẾT TẮT

Từ viết tắt	Tiếng anh	Tiếng việt
WiFi	Wireless Fidelity	Kết nối không dây
SD	Standard Deviation	Độ lệch chuẩn
DT	Decision Tree	Cây quyết định
RF	Random Forest	Rừng ngẫu nhiên
MCU	Multipoint Control Unit	Khối điều khiển đa điểm
HTTP	Hypertext Transfer Protocol	Giao thức truyền tải siêu văn bản
ADC	Analog to Digital Converter	Bộ chuyển đổi tương tự số
IoT	Internet of Things	Internet vạn vật
SVM	Support Vector Machine	Máy véc-tơ hỗ trợ
KNN	K-Nearest Neighbor	K láng giềng gần nhất
Acc	accuracy	Độ chính xác
Sen	sensitivity	Độ nhạy
Spe	specificity	Độ đặc hiệu
AI	Artificial intelligence	Trí tuệ nhân tạo
HAR	Human Activity Recognition	Phân loại hoạt động người

DANH MỤC HÌNH VẼ

Hình 0.1. Minh họa bốn tư thế ngủ và tư thế không ngủ	2
Hình 1.1. Minh họa dữ liệu gia tốc về bốn tư thế ngủ	5
Hình 1.2. Sơ đồ cây quyết định.....	9
Hình 1.3. Minh họa về thuật toán Rừng ngẫu nhiên.....	10
Hình 1.4. Minh họa về quá trình phân loại của thuật toán tăng cường độ dốc. ..	11
Hình 3.1 Kiến trúc tổng thể của hệ thống đề xuất dùng để giám sát bốn tư thế ngủ	28
Hình 3.2 Thiết bị đeo được gắn cố định tại vùng bụng	41
Hình 3.3 Ảnh hưởng của kích thước cửa sổ đến hiệu năng phân loại.....	46
Hình 3.4 Độ nhảy của dữ liệu công khai.....	47
Hình 3.5 Ma trận nhầm lẫn của mô hình RF trên Data1 và Data2	47

MỞ ĐẦU

Giấc ngủ đóng vai trò vô cùng quan trọng đối với sức khỏe thể chất và tinh thần của con người. Các nghiên cứu y học đã chỉ ra rằng tư thế ngủ không chỉ ảnh hưởng đến chất lượng giấc ngủ mà còn liên quan mật thiết đến các vấn đề sức khỏe như ngưng thở khi ngủ, đau lưng, trào ngược dạ dày hay tuần hoàn máu. Do đó, việc giám sát và phân tích tư thế ngủ là một hướng tiếp cận quan trọng trong lĩnh vực chăm sóc sức khỏe cá nhân và hỗ trợ y tế thông minh.

Trong thời đại công nghệ số, các thiết bị đeo thông minh (wearable devices) và cảm biến nhúng ngày càng trở nên phổ biến, mang đến cơ hội thu thập dữ liệu sinh lý và hành vi một cách liên tục và không xâm lấn. Đặc biệt, cảm biến gia tốc (accelerometer) là một trong những loại cảm biến nhẹ, giá thành thấp, dễ tích hợp, và có khả năng phản ánh chính xác các chuyển động và thay đổi tư thế của cơ thể trong khi ngủ.

Trên cơ sở đó, luận văn **“Áp dụng học máy phân loại bốn tư thế ngủ sử dụng cảm biến gia tốc”** được thực hiện nhằm xây dựng một mô hình học máy có khả năng phân loại bốn tư thế ngủ phổ biến dựa trên dữ liệu từ cảm biến gia tốc. Hệ thống sẽ giúp thu thập, xử lý và phân tích dữ liệu cảm biến, sau đó áp dụng các thuật toán học máy (Machine Learning) để nhận diện các tư thế như nằm ngửa, nằm nghiêng trái/phải, nằm sấp một cách chính xác và hiệu quả.

Kết quả của nghiên cứu này có thể được ứng dụng trong nhiều lĩnh vực như theo dõi sức khỏe tại nhà, hỗ trợ chẩn đoán y tế từ xa, nâng cao trải nghiệm người dùng trong các hệ thống giường ngủ thông minh và tạo tiền đề cho các nghiên cứu sâu hơn trong lĩnh vực phân tích giấc ngủ sử dụng trí tuệ nhân tạo.

1. Động lực nghiên cứu

Quá trình hô hấp không chỉ xảy ra khi chúng ta thức mà còn có thể theo dõi khi chúng ta ngủ - khi hô hấp cả bị động và chủ động cùng hoạt động. Khi chúng ta ngủ, do chúng ta không còn duy trì ý thức nên hệ thần kinh thực vật thiết lập nhịp thở cho chúng ta. Nhiều nguy cơ về sức khỏe có thể xảy ra đột ngột khi ngủ ví dụ như đột quỵ, trụy tim, ngừng tim, hội chứng ngưng thở khi ngủ ... mà có thể phát hiện và cảnh báo sớm nếu nhịp thở được theo dõi khi ngủ. Mỗi quan hệ

giữa tư thế ngủ và chất lượng giấc ngủ cũng được chỉ ra trong nghiên cứu ví dụ như tạo ra ác mộng, hội chứng ngưng thở khi ngủ hay hội chứng ngáy khi ngủ [1]. Nhiều nghiên cứu khác cũng chỉ ra rằng, nếu nằm sai tư thế còn có thể dẫn tới tử vong, đặc biệt hiện tượng đột tử ở trẻ sơ sinh [1]. Bên cạnh đó, tư thế ngủ cũng là một yếu tố ảnh hưởng đến nhịp thở khi ngủ và những điều chỉnh trong tư thế ngủ cũng có thể giúp cải thiện nhịp thở và hạn chế các nguy cơ bệnh lý khi ngủ [2].



Hình 0.1. Minh họa bốn tư thế ngủ và tư thế không ngủ

Tư thế ngủ của con người cũng rất đa dạng và phong phú và có thể được chia làm các loại tư thế chính sau: Nằm nghiêng trái, nằm nghiêng phải, nằm úp, nằm ngửa như trong Hình 0.1. Hình 0.1 có một tư thế khác với 4 tư thế ngủ là trạng thái không ngủ.

Nhận thức tư thế khi ngủ là một việc khó khăn, cần phải có người quan sát, vì thế các hệ thống phát hiện tư thế ngủ tự động được phát triển để ghi nhận lại bốn tư thế ngủ mà không cần sự hỗ trợ của con người.

Như vậy hệ thống theo dõi và phân loại tư thế ngủ có ý nghĩa rất quan trọng. Việc phát triển một hệ thống dựa trên mô hình đa tác vụ duy nhất là một hướng nghiên cứu và phát triển đột phá, đỡ tốn kém trong việc lưu trữ.

2. Mục tiêu luận văn

Nghiên cứu và thiết kế thành công một hệ thống phát hiện các tư thế ngủ trong bài toán theo dõi sức khỏe người theo thời gian thực, dễ dàng theo dõi khi thực hiện các hoạt động trong nhiều ngày, bên ngoài các môi trường theo dõi chuyên nghiệp như bệnh viện hoặc các phòng khám chuyên khoa.

3. Cấu trúc luận văn

MỞ ĐẦU: Giới thiệu và đưa ra hướng nghiên cứu bài toán

CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN VỀ PHÂN LOẠI TƯ THẾ NGỬ SỬ DỤNG CẢM BIẾN

CHƯƠNG 2: TÌNH HÌNH NGHIÊN CỨU CÁC HỆ THỐNG PHÂN LOẠI TƯ THẾ NGỬ

CHƯƠNG 3: XÂY DỰNG, THỬ NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ HỆ THỐNG PHÂN LOẠI TƯ THẾ NGỬ

KẾT LUẬN

TÀI LIỆU THAM KHẢO.

CHƯƠNG 1. TỔNG QUAN VỀ PHÂN LOẠI TƯ THẾ NGỦ SỬ DỤNG CẢM BIẾN

Chương 1 trình bày về các vấn đề nghiên cứu như phương pháp học máy, phân loại/nhận dạng tư thế ngủ ở người. Phân tích một số thuật toán học máy cơ bản ứng dụng hiệu quả trong các bài toán phân loại, từ đó đưa ra đánh giá ưu và nhược điểm các thuật toán.

1.1. Phân loại tư thế ngủ

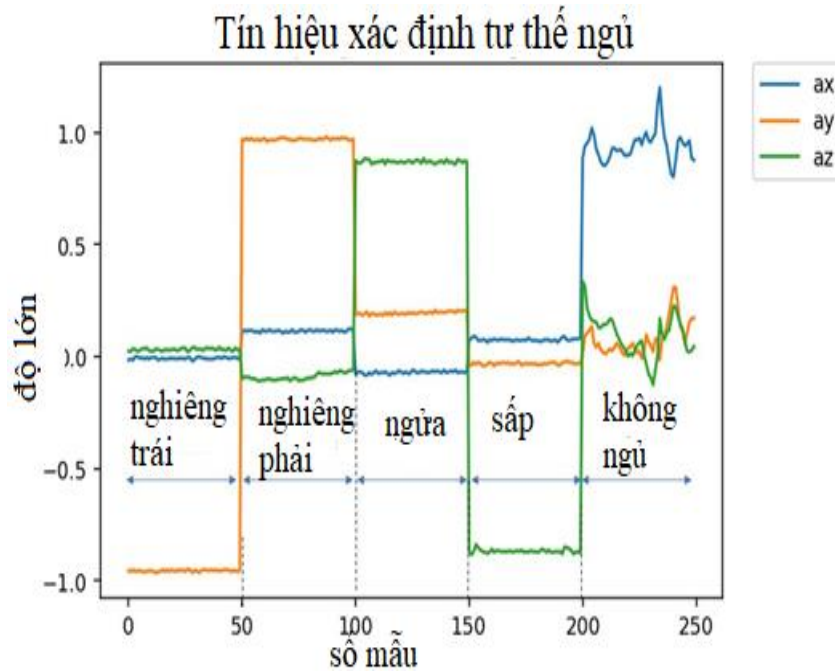
Các hệ thống không tiếp xúc cũng thường thu thập và phân tích dữ liệu từ nhiều nguồn khác nhau như camera hoặc các sóng không dây như radar, wifi [3]. Các dữ liệu thu được sau đó sẽ được tiền xử lý và đưa vào các mô hình học máy để phân loại theo bốn tư thế ngủ khác nhau. Tuy nhiên, các hệ thống dựa trên camera bị hạn chế bởi các điều kiện thiếu sáng vào ban đêm dẫn tới kết quả phân loại không tốt. Bên cạnh đó, các hệ thống dựa trên sóng không dây thì gặp phải các vấn đề khi trước đối tượng cần theo dõi có các vật thể cản trở việc truyền dẫn tín hiệu dẫn tới việc suy hao tín hiệu. Đặc biệt các cách tiếp cận không tiếp xúc này yêu cầu đối tượng cần theo dõi phải nằm trong vùng phủ sóng của thiết bị.

Các hướng tiếp cận dựa trên thiết bị đeo đã giải quyết vấn đề này bằng cách thu thập dữ liệu từ các thiết bị đeo trực tiếp trên người. Sử dụng tín hiệu đồng hồ huyết động và tín hiệu hô hấp như các đặc trưng của tín hiệu rung của cơ thể để xác định tư thế ngủ.

Các phương pháp khác sử dụng tín hiệu từ cảm biến áp suất trong giường [4]-[7] để phân loại tư thế ngủ. Vấn đề chính với các phương pháp này là cảm biến không thể phân biệt được giữa các tín hiệu từ người nghiên cứu và tín hiệu từ các đối tượng khác trên cùng giường.

Một số phương pháp khác sử dụng các thiết bị cảm biến đeo ở cổ tay [8], [9], có thể hoạt động tốt hơn trong điều kiện nằm trên giường; tuy nhiên, sự chênh lệch giữa tư thế cơ thể và chuyển động cổ tay có thể dẫn đến sai số. Do đó, các phương pháp sử dụng các thiết bị cảm biến gia tốc [10]-[13] đã được áp dụng để phân loại tư thế cơ thể một cách chính xác hơn. Trong nghiên cứu [13], một cảm biến gia tốc được đặt trên cổ để phát hiện tư thế ngủ, kết hợp với các mô hình

học máy. Tín hiệu thu được từ cảm biến gia tốc được biểu diễn như trong Hình 1.1. Tín hiệu giữa các tư thế khác biệt nhau rõ rệt nên có thể sử dụng các thuật toán phân loại cơ bản để phát hiện các tư thế ngủ khác nhau.



Hình 1.1. Minh họa dữ liệu gia tốc về bốn tư thế ngủ

Các mô hình học sâu có thể là một lựa chọn tốt hơn cho các nhiệm vụ phân loại, vì chúng cung cấp tính năng tự động trích xuất đặc trưng và phân loại chính xác hơn. Mặc dù một số mô hình học sâu đã được áp dụng cho các thiết bị đo không tiếp xúc để phân loại tư thế, nhưng các hệ thống dựa trên thiết bị đeo vẫn chưa khai thác được tiềm năng của các mô hình học sâu. Đặc biệt việc tạo ra một hệ thống kết hợp cả 2 tác vụ phân loại tư thế ngủ và ước lượng số nhịp thở trong cùng 1 mô hình học máy, học sâu chưa từng được phát triển trước đó.

Hiện nay các nghiên cứu phát triển các thiết bị phát hiện tư thế ngủ trong nước còn rất ít, tại Việt Nam với một số kết quả ban đầu ở các hội nghị quốc tế [14,15]. Trong hai công trình này, mô hình LSTM đã được áp dụng cho tín hiệu cảm biến gia tốc để phân loại vài tư thế ngủ cơ bản.

Việc triển khai vấn đề nghiên cứu về thiết bị phát hiện tư thế ngủ là cần thiết vì nó có thể giúp chẩn đoán và điều trị các vấn đề liên quan đến giấc ngủ, như ngừng thở khi ngủ hay rối loạn giấc ngủ. Việc sử dụng các thiết bị phát hiện tư thế ngủ có thể cung cấp thông tin chính xác về giấc ngủ của người dùng, từ đó

giúp các chuyên gia y tế và nhà nghiên cứu đưa ra những quyết định chẩn đoán và điều trị hợp lý.

Ngoài ra, việc triển khai các thiết bị phát hiện tư thế ngủ có thể giúp người dùng theo dõi chất lượng giấc ngủ của mình và tối ưu hóa các thói quen ngủ để có được giấc ngủ tốt hơn và khỏe mạnh hơn. Vì vậy, việc nghiên cứu và phát triển các thiết bị phát hiện tư thế ngủ là cần thiết để giúp cải thiện sức khỏe và chất lượng cuộc sống của con người.

Điều quan trọng là các phương pháp hiện tại để phát hiện tư thế ngủ vẫn còn đang trong giai đoạn phát triển và chưa chính xác đến mức đáng tin cậy. Các phương pháp truyền thống sử dụng thiết bị đeo tay hoặc cảm biến áp suất trên giường có nhược điểm của không thể phân biệt giữa tín hiệu từ người sử dụng và tín hiệu từ các vật khác trên giường. Mặc dù các phương pháp mới hơn sử dụng các thiết bị đeo có khả năng chính xác hơn, chẳng hạn như cảm biến gia tốc, nhưng chúng vẫn còn đang phát triển và chưa hoàn hảo. Do đó, sự phát triển và nghiên cứu về các thiết bị phát hiện tư thế ngủ là cần thiết để tăng cường độ chính xác và độ tin cậy của các phương pháp phát hiện tư thế ngủ hiện tại.

Luận văn nghiên cứu áp dụng học máy phân loại tư thế ngủ sử dụng cảm biến gia tốc là một luận văn khả thi với nhiều tiềm năng phát triển. Đầu tiên, vấn đề dữ liệu đã được giải quyết ở mức độ nhất định nhờ sự chia sẻ của rất nhiều nhóm nghiên cứu và công ty công nghệ trên thế giới. Thứ hai, bài toán này mở và có thể áp dụng rất nhiều các kỹ thuật khác nhau để cải tiến, làm mới hoặc bổ sung. Cuối cùng, học viên tham gia nhóm nghiên cứu đã có kinh nghiệm về việc thu thập, xử lý, phân tích dữ liệu được thể hiện qua các công bố trong các tạp chí xếp hạng cao. Việc này sẽ là cơ sở để phát triển luận văn nghiên cứu về tư thế ngủ.

1.2. Giới thiệu chung về trí tuệ nhân tạo và học máy

Thuật ngữ Trí tuệ nhân tạo (Artificial Intelligence – AI) được John McCarthy đưa ra trong hội thảo ở Dartmouth, Hoa Kỳ vào mùa hè 1956. Trí tuệ nhân tạo (AI – Artificial Intelligence) là một lĩnh vực thuộc Khoa học máy tính, tập trung vào việc xây dựng các hệ thống có khả năng thực hiện những nhiệm vụ đòi hỏi trí thông minh của con người, như nhận diện hình ảnh, hiểu ngôn ngữ, ra

quyết định và học hỏi từ kinh nghiệm. AI được hình thành từ giữa thế kỷ XX và đã phát triển mạnh mẽ nhờ sự gia tăng của dữ liệu lớn, sức mạnh tính toán và các thuật toán tiên tiến. Ngày nay, AI được ứng dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực như y tế, tài chính, giáo dục, giao thông và thương mại điện tử.

Một trong những nhánh quan trọng nhất của AI là học máy (Machine Learning). Đây là phương pháp cho phép máy tính tự học từ dữ liệu mà không cần lập trình tường minh cho từng nhiệm vụ cụ thể. Học máy dựa trên các mô hình toán học và thống kê để tìm ra quy luật trong dữ liệu, từ đó đưa ra dự đoán hoặc quyết định. Có ba loại học máy phổ biến: học có giám sát (sử dụng dữ liệu đã được gán nhãn), học không giám sát (khai phá cấu trúc ẩn trong dữ liệu chưa gán nhãn) và học tăng cường (học thông qua tương tác với môi trường để tối ưu hóa hành vi). AI và học máy hiện nay được áp dụng rộng rãi, ví dụ trong chẩn đoán y khoa, các hệ thống dẫn đường tự động, phân loại tiếng nói, dịch tự động, chơi trò chơi,

Trong học máy, một số thuật toán và kỹ thuật tiêu biểu bao gồm hồi quy tuyến tính, cây quyết định, mạng nơ-ron nhân tạo và học sâu (Deep Learning). Học sâu là một nhánh nâng cao của học máy, sử dụng các mạng nơ-ron nhiều lớp để xử lý dữ liệu phức tạp như hình ảnh, âm thanh và ngôn ngữ tự nhiên. Nhờ đó, các hệ thống AI có thể đạt được hiệu suất cao trong các bài toán như nhận diện khuôn mặt, dịch máy và xe tự lái. Có thể nói Học máy là chương trình máy tính (được con người lập trình) sử dụng dữ liệu trong quá khứ để tạo ra tri thức, từ đó cải thiện công việc trong tương lai.

Mối quan hệ giữa AI và học máy có thể hiểu rằng học máy là một công cụ cốt lõi giúp hiện thực hóa trí tuệ nhân tạo. Nếu AI là mục tiêu tạo ra máy móc thông minh, thì học máy chính là phương tiện giúp máy đạt được khả năng đó thông qua việc học từ dữ liệu.

Trong bối cảnh chuyển đổi số hiện nay, AI và học máy đóng vai trò quan trọng trong việc nâng cao hiệu quả hoạt động, tự động hóa quy trình và hỗ trợ ra quyết định thông minh. Nếu không áp dụng AI/học máy thì máy tính sẽ chỉ thực hiện theo các quy tắc lập trình sẵn.

1.3. Các giải thuật học máy

1.3.1. Phân loại học máy theo dạng dữ liệu

- Học máy có giám sát: Mô hình được đào tạo trên dữ liệu được gắn nhãn (mỗi đầu vào được ghép nối với đầu ra chính xác). Mô hình học bằng cách so sánh các dự đoán của nó với các câu trả lời thực tế được cung cấp trong dữ liệu đào tạo. Theo thời gian, nó tự điều chỉnh để giảm thiểu lỗi và cải thiện độ chính xác. Mục tiêu của học có giám sát là đưa ra các dự đoán chính xác khi được cung cấp dữ liệu mới, chưa từng thấy. Ví dụ, nếu một mô hình được đào tạo để nhận dạng các chữ số viết tay, nó sẽ sử dụng những gì đã học được để xác định chính xác các số mới mà nó chưa từng thấy trước đây.

- Học máy không giám sát: Không giống như học có giám sát, trong đó dữ liệu được gắn nhãn với một danh mục hoặc kết quả cụ thể, các thuật toán học không giám sát được giao nhiệm vụ tìm các mẫu và mối quan hệ trong dữ liệu mà không cần bất kỳ kiến thức nào trước đó về ý nghĩa của dữ liệu. Mô hình đào tạo chỉ có các giá trị tham số đầu vào và tự khám phá các nhóm hoặc mẫu.

- Học máy bán giám sát: sử dụng cả dữ liệu đã gắn nhãn và chưa gắn nhãn để huấn luyện.

- Học tăng cường: chương trình máy tính đưa ra quyết định/hành động, sau khi nhận kết quả phản hồi từ môi trường sẽ tìm cách chỉnh sửa/cải thiện việc ra quyết định/hành động.

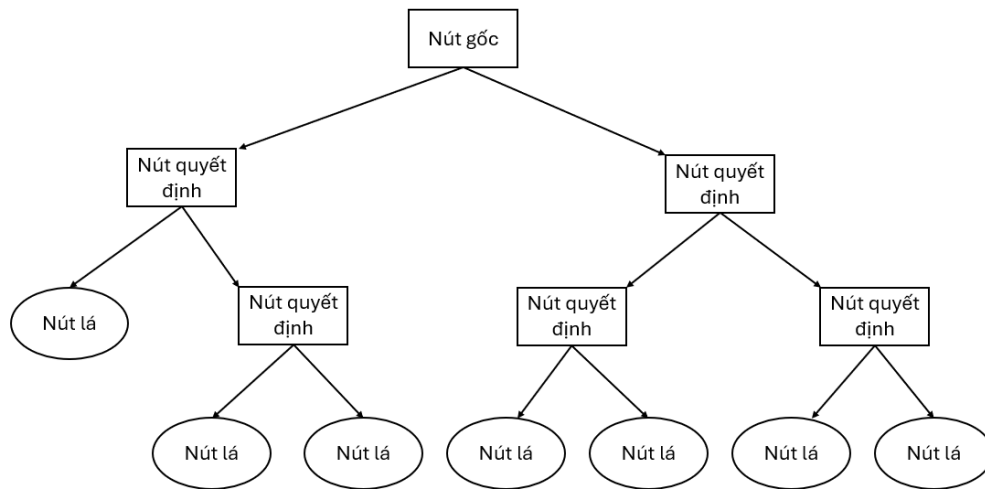
1.3.2. Một số thuật toán học máy có thể áp dụng giải quyết bài toán phân loại tư thế ngủ

Cây quyết định

Cây quyết định (Decision Tree – DT) là một thuật toán học máy có giám sát được sử dụng rộng rãi cho cả nhiệm vụ phân loại và hồi quy. Mô hình dự đoán của Cây quyết định được xây dựng dựa trên cấu trúc dạng cây, trong đó quá trình ra quyết định được mô hình hóa theo cách trực quan và dễ hiểu.

Như minh họa trong Hình 1.2, khi duyệt qua cây quyết định, các nhánh biểu diễn các điều kiện hoặc phép so sánh trên đặc trưng đầu vào, dẫn dắt mẫu dữ liệu qua các nút nội bộ của cây. Đến cuối cùng, các nút lá biểu diễn kết quả dự đoán:

đối với bài toán phân loại, đó là nhãn lớp; đối với bài toán hồi quy, đó là giá trị mục tiêu liên tục. Nhờ cấu trúc này, Cây quyết định có khả năng chuyển đổi các quan sát phức tạp thành một chuỗi các quy tắc dễ hiểu, cung cấp kết luận trực tiếp dựa trên dữ liệu đã cho.



Hình 1.2. Sơ đồ cây quyết định.

Rừng ngẫu nhiên

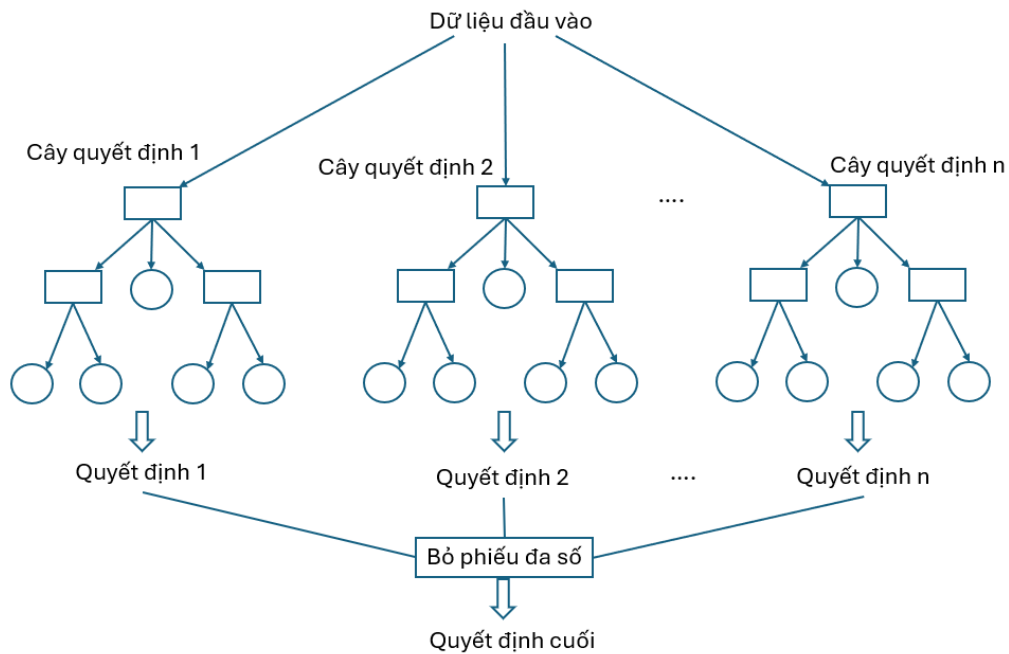
Rừng ngẫu nhiên (Random Forest – RF) là một kỹ thuật học tập tổng hợp (ensemble learning) được xây dựng dựa trên việc huấn luyện nhiều cây quyết định và kết hợp kết quả phân loại của chúng. Cụ thể, mỗi cây được huấn luyện trên một tập con dữ liệu ngẫu nhiên với tập hợp các đặc trưng được chọn ngẫu nhiên, và đầu ra cuối cùng của mô hình Rừng ngẫu nhiên được xác định theo nguyên tắc biểu quyết đa số đối với bài toán phân loại hoặc trung bình dự đoán đối với bài toán hồi quy. Phương pháp Rừng ngẫu nhiên mang lại nhiều ưu điểm nổi bật:

- Khả năng thích ứng cao, hoạt động tốt với nhiều loại dữ liệu, bao gồm cả dữ liệu phân loại và dữ liệu số liên tục.
- Giảm thiểu hiện tượng quá khớp (overfitting), nhờ cơ chế tổng hợp nhiều cây quyết định nên Rừng ngẫu nhiên thường ổn định và có khả năng khái quát tốt hơn so với việc sử dụng một cây duy nhất.
- Độ bền vững trước nhiễu, mô hình vẫn duy trì hiệu suất tốt ngay cả khi dữ liệu đầu vào có chứa nhiễu.
- Xếp hạng tầm quan trọng của biến, RF có khả năng đánh giá và cung cấp

thông tin về mức độ đóng góp của từng đặc trưng, hỗ trợ quá trình lựa chọn đặc trưng hiệu quả.

- Khả năng ứng dụng đa dạng, không chỉ dùng cho phân loại và hồi quy mà còn có thể áp dụng trong phân tích cụm, suy luận dữ liệu và nhiều lĩnh vực khác.

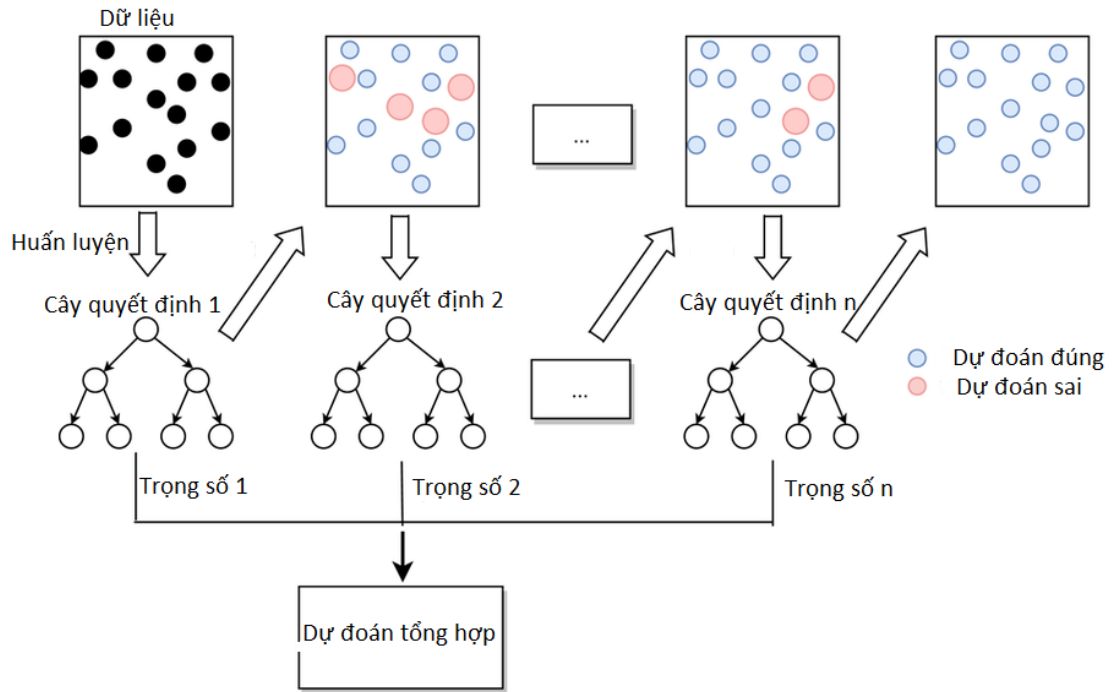
Một minh họa trực quan về quy trình hoạt động của thuật toán Rừng ngẫu nhiên được thể hiện trong Hình 1.3.



Hình 1.3. Minh họa về thuật toán Rừng ngẫu nhiên

Tăng cường độ dốc

Thuật toán tăng cường độ dốc (Gradient Boosting) là một phương pháp học tập tổng hợp cho các bài toán phân loại và hồi quy trong học máy. Nó kết hợp nhiều mô hình yếu (thường là cây quyết định) để tạo thành một mô hình mạnh có thể đưa ra dự đoán chính xác. Nó xây dựng từng cây một, mỗi cây cố gắng sửa lỗi của cây trước đó. Điều này tạo ra một mô hình có thể nắm bắt được các mối quan hệ phức tạp giữa các đặc trưng và biến mục tiêu. Đây là một phương pháp tăng cường phổ biến hoạt động bằng cách thêm các yếu tố dự đoán vào một tổng hợp theo cách tuần tự, mỗi yếu tố sẽ sửa yếu tố trước đó. Hình 1.4 dưới đây mô tả minh họa về thuật toán tăng cường độ dốc.



Hình 1.4. Minh họa về quá trình phân loại của thuật toán tăng cường độ dốc.

1.4. Kết luận chương

Trong chương này cơ sở về phân loại tư thế ngủ, cơ sở các phương pháp học máy, ưu điểm và nhược điểm của các phương pháp. Những nội dung này được sử dụng làm nền tảng kỹ thuật để phát triển và ứng dụng trong mô hình phân loại tư thế ngủ ở các chương tiếp theo.

CHƯƠNG 2. TÌNH HÌNH NGHIÊN CỨU CÁC HỆ THỐNG PHÂN LOẠI TƯ THẾ NGỦ

Chương 2 giới thiệu các hệ thống phân loại tư thế ngủ, phân tích ưu nhược điểm của từng giải pháp/hệ thống, từ đó đưa ra giải pháp đề xuất ở chương tiếp theo.

2.1. Tổng quan hệ thống phân loại tư thế ngủ

2.1.1. Phân loại tư thế ngủ

Tư thế ngủ đóng vai trò quyết định đến chất lượng giấc ngủ và có mối liên hệ mật thiết với các tình trạng sức khỏe như hội chứng ngưng thở khi ngủ, ngủ ngáy hay thậm chí là ác mộng. Việc nằm sai tư thế có thể dẫn đến những hệ lụy nghiêm trọng, đặc biệt là hiện tượng đột tử ở trẻ sơ sinh (SIDS). Do đó, việc phát triển các hệ thống tự động để nhận biết và ghi nhận các tư thế chính (nằm nghiêng trái, nghiêng phải, nằm úp, nằm ngửa) là vô cùng cần thiết để hỗ trợ điều chỉnh và cải thiện sức khỏe.

2.1.2. Tình hình nghiên cứu trên thế giới và trong nước

Các phương pháp phân loại tư thế ngủ hiện nay trên thế giới được chia thành hai nhóm tiếp cận chính:

Nhóm phương pháp không tiếp xúc

- Công nghệ sử dụng: Sử dụng Camera, các sóng không dây như Radar hoặc Wifi để thu thập dữ liệu.
- Ưu điểm: Tạo sự thoải mái tối đa cho người dùng.
- Hạn chế: Hệ thống dựa trên Camera bị hạn chế trong điều kiện thiếu sáng vào ban đêm. Trong khi đó, các hệ thống sóng không dây dễ gặp hiện tượng suy hao tín hiệu khi có vật thể cản trở và yêu cầu đối tượng phải nằm trong vùng phủ sóng nhất định.

Sử dụng Camera

Việc nghiên cứu và phát triển các hệ thống phân loại tư thế ngủ tự động đóng vai trò thiết yếu trong y học dự phòng, giúp giám sát sức khỏe và ngăn ngừa các nguy cơ như hội chứng ngưng thở khi ngủ, ngủ ngáy, hay nghiêm trọng hơn là

hiện tượng đột tử ở trẻ sơ sinh. Trên thế giới, các phương pháp phân loại hiện nay được chia thành hai nhóm tiếp cận chính là tiếp xúc và không tiếp xúc, trong đó xu hướng hiện đại tập trung mạnh mẽ vào công nghệ thị giác máy tính sử dụng các loại camera như RGB, hồng ngoại, camera chiều sâu và camera nhiệt để thu thập dữ liệu hình thái mà không gây vướng víu cho người dùng. Quy trình xử lý hình ảnh thường trải qua các giai đoạn từ tiền xử lý, trích xuất đặc trưng khung xương hoặc hình dáng cơ thể, đến việc ứng dụng các mô hình học sâu như mạng thần kinh tích chập (CNN) để nhận diện chính xác các tư thế nằm ngửa, nằm úp hay nằm nghiêng, ngay cả khi đối tượng bị che khuất bởi chăn mền thông qua việc phân tích sự biến dạng bề mặt. Bên cạnh đó, các phương pháp tiếp xúc sử dụng cảm biến áp suất hoặc thiết bị đeo tích hợp cảm biến gia tốc vẫn khẳng định được ưu thế về độ chính xác và tính di động, cho phép theo dõi liên tục mà không bị giới hạn bởi góc nhìn hay điều kiện ánh sáng. Tại Việt Nam, tình hình nghiên cứu cũng đang có những bước tiến đáng kể với việc ứng dụng sóng Doppler radar 24GHz để giám sát không xâm lấn hoặc sử dụng cảm biến quán tính gắn trên cơ thể kết hợp với các thuật toán học máy hiện đại như LSTM (Long Short-Term Memory) để phân loại tư thế dựa trên sự thay đổi trọng trường. Những nghiên cứu này, tiêu biểu là các công trình của nhóm tác giả trong nước những năm gần đây, đang hướng tới mục tiêu tối ưu hóa phần cứng và thuật toán để tạo ra các thiết bị đeo thông minh, nhỏ gọn, có khả năng nhận diện tư thế ngủ với độ tin cậy cao, góp phần nâng cao chất lượng chăm sóc sức khỏe cộng đồng.

Sử dụng các sóng không dây: Radar

Trong xu hướng phát triển của y học hiện đại và công nghệ chăm sóc sức khỏe thông minh, việc giám sát tư thế ngủ một cách không xâm lấn đã trở thành một đề tài nghiên cứu trọng tâm, trong đó công nghệ radar nổi lên như một giải pháp ưu việt và tiên phong. Khác với các phương pháp tiếp xúc truyền thống đòi hỏi người dùng phải đeo các thiết bị cảm biến trên cơ thể hoặc nằm trên những tấm cảm biến áp suất vốn gây ra sự khó chịu và làm thay đổi hành vi ngủ tự nhiên, công nghệ radar cho phép thu thập dữ liệu từ xa với độ chính xác cao mà không làm ảnh hưởng đến sự thoải mái của đối tượng. Nguyên lý cơ bản của phương

pháp này dựa trên việc phát ra các sóng vô tuyến vào không gian và thu nhận tín hiệu phản xạ trở lại từ cơ thể người. Khi các sóng vô tuyến này va chạm với cơ thể, các đặc tính vật lý của chúng như biên độ, pha và tần số sẽ bị biến đổi tùy thuộc vào khoảng cách, hình dáng, và góc độ của các bộ phận cơ thể so với thiết bị phát.

Trong số các công nghệ radar được ứng dụng, radar sóng liên tục điều tần (FMCW - Frequency Modulated Continuous Wave) và radar băng thông siêu rộng (UWB - Ultra-Wideband) là hai loại hình phổ biến nhất. Radar FMCW hoạt động bằng cách thay đổi tần số của tín hiệu phát theo thời gian, cho phép hệ thống không chỉ xác định được vận tốc chuyển động mà còn đo đạc chính xác khoảng cách (range) từ cảm biến đến đối tượng. Điều này cực kỳ quan trọng trong phân loại tư thế ngủ vì mỗi tư thế (nằm ngửa, nằm nghiêng, nằm úp) sẽ tạo ra một "bản đồ khoảng cách" và sự phân bố diện tích phản xạ hiệu dụng (Radar Cross Section - RCS) khác nhau trên bề mặt giường. Chẳng hạn, khi một người nằm ngửa, diện tích tiếp xúc trực diện với sóng radar thường lớn nhất và phân bố đều, trong khi tư thế nằm nghiêng sẽ tạo ra một diện tích phản xạ hẹp hơn nhưng có độ cao thay đổi rõ rệt tại vùng vai và hông. Hệ thống radar hiện đại thường sử dụng các dải tần số cao như 24GHz, 60GHz hoặc 77GHz để đạt được độ phân giải không gian milimet, cho phép phân tách các chi tiết nhỏ trên cơ thể.

Quá trình phân loại tư thế bắt đầu từ việc thu nhận tín hiệu thô (raw data), sau đó dữ liệu này được đưa qua các bộ lọc số để loại bỏ nhiễu từ môi trường xung quanh như sự chuyển động của rèm cửa hay các thiết bị điện tử khác. Bước tiếp theo là trích xuất các đặc trưng thời gian - tần số thông qua phép biến đổi Fourier ngắn hạn (STFT) để tạo ra các ảnh phổ Doppler hoặc ảnh phổ Micro-Doppler. Các ảnh phổ này chứa đựng "chữ ký" đặc trưng cho từng loại cử động và trạng thái tĩnh của cơ thể. Đối với bài toán phân loại tư thế ngủ, việc xác định trạng thái tĩnh sau một chuyển động xoay người là chìa khóa. Các nhà nghiên cứu thường ứng dụng mạng thần kinh tích chập (CNN) để xử lý các ảnh phổ này như những dữ liệu hình ảnh, từ đó tự động nhận diện các mẫu đặc trưng của bốn tư thế ngủ cơ bản. Sự kết hợp giữa radar và học sâu (Deep Learning) đã giúp nâng

độ chính xác của việc phân loại lên trên 95% trong các điều kiện phòng thí nghiệm.

Ưu điểm vượt trội nhất của radar so với công nghệ camera chính là khả năng bảo vệ quyền riêng tư tuyệt đối và hoạt động ổn định trong mọi điều kiện ánh sáng. Vì radar chỉ thu nhận tín hiệu phản xạ dưới dạng sóng viba, nó không ghi lại hình ảnh thực tế của khuôn mặt hay các chi tiết định danh cá nhân, điều này giúp người dùng cảm thấy an tâm hơn khi lắp đặt thiết bị trong không gian riêng tư như phòng ngủ. Thêm vào đó, sóng radar có khả năng xuyên thấu qua các vật liệu phi kim loại như chăn, mền, gối và quần áo. Đây là một lợi thế mang tính quyết định, bởi lẽ trong thực tế người ngủ luôn đắp chăn, điều vốn là "kẻ thù" của các hệ thống camera quang học. Tín hiệu radar vẫn có thể đi xuyên qua lớp chăn mỏng để phản hồi về cấu trúc cơ thể bên dưới, giúp duy trì khả năng giám sát liên tục suốt đêm mà không bị gián đoạn.

Tuy nhiên, việc ứng dụng radar cũng đối mặt với những thách thức kỹ thuật không nhỏ, đặc biệt là hiện tượng đa đường (multipath) và nhiễu do các rung động nhỏ từ môi trường. Trong môi trường phòng ngủ hẹp, sóng radar có thể phản xạ qua lại giữa tường, trần nhà và đồ nội thất trước khi quay về đầu thu, tạo ra các tín hiệu giả gây sai lệch kết quả. Để khắc phục điều này, các kỹ thuật xử lý tín hiệu tiên tiến như Beamforming (tạo búp sóng) bằng hệ thống nhiều ăng-ten thu phát (MIMO) đã được áp dụng nhằm tập trung năng lượng vào đúng vị trí người nằm, loại bỏ các tín hiệu phản xạ không mong muốn từ xung quanh. Ngoài ra, việc phân loại tư thế khi có hai người cùng nằm trên một giường cũng là một bài toán phức tạp đang được giải quyết bằng cách sử dụng các thuật toán tách nguồn và phân cụm dữ liệu dựa trên tọa độ không gian.

Tại Việt Nam, nghiên cứu về radar trong giám sát tư thế ngủ đang dần bắt nhịp với trình độ thế giới. Các nhóm nghiên cứu tại các trường đại học kỹ thuật hàng đầu đã bắt đầu thử nghiệm các module radar Doppler 24GHz kết hợp với trí tuệ nhân tạo để xây dựng các hệ thống cảnh báo sớm cho người cao tuổi. Mặc dù chi phí của các linh kiện radar chất lượng cao vẫn còn là một rào cản đối với việc thương mại hóa đại trà, nhưng với sự phát triển của công nghệ bán dẫn, các chip

radar tích hợp (SoC) ngày càng trở nên rẻ hơn và nhỏ gọn hơn. Trong tương lai gần, hệ thống radar phân loại tư thế ngủ không chỉ dừng lại ở việc nhận diện trạng thái nằm, mà còn có thể tích hợp vào các hệ thống nhà thông minh để tự động điều chỉnh độ cứng của đệm, nhiệt độ phòng hoặc tư thế giường y tế khi phát hiện người dùng nằm ở tư thế có hại cho sức khỏe. Sự kết hợp giữa tính không tiếp xúc, khả năng xuyên thấu vật cản và bảo mật quyền riêng tư làm cho radar trở thành công nghệ hứa hẹn nhất để thay thế các phương pháp giám sát giấc ngủ truyền thống, mở ra một kỷ nguyên mới trong việc chăm sóc sức khỏe chủ động và cá nhân hóa.

Sử dụng các sóng không dây: wifi

Trong lĩnh vực giám sát y tế không xâm lấn, việc ứng dụng công nghệ sóng vô tuyến, đặc biệt là tín hiệu WiFi, để phân loại tư thế ngủ đã mở ra một chương mới đầy tiềm năng, giải quyết triệt để những hạn chế về quyền riêng tư của camera và sự bất tiện của các thiết bị đeo. Khác với các phương pháp truyền thống, công nghệ nhận dạng dựa trên WiFi tận dụng hạ tầng mạng sẵn có trong hầu hết các hộ gia đình hiện nay để biến các sóng vô tuyến trở thành những "cảm biến vô hình" có khả năng thấu thị môi trường. Nguyên lý cốt lõi của phương pháp này dựa trên sự phân tích Thông tin Trạng thái Kênh (Channel State Information - CSI), một tập hợp các dữ liệu thô mô tả cách thức tín hiệu truyền từ bộ phát (Router) đến bộ nhận (Máy tính hoặc thiết bị thu) thông qua môi trường truyền dẫn. Trong khi chỉ số cường độ tín hiệu nhận được (RSSI) vốn đã quen thuộc nhưng quá thô sơ và chỉ phản ánh mức năng lượng tổng thể, thì CSI cung cấp thông tin chi tiết ở mức độ sóng mang phụ (subcarrier) trong hệ thống đa tự phân chia theo tần số trực giao (OFDM). Mỗi khi cơ thể người thay đổi tư thế trên giường, sự hiện diện, hình dáng và hướng của cơ thể sẽ tác động trực tiếp đến các đặc tính lan truyền của sóng vô tuyến thông qua các hiện tượng vật lý như phản xạ, tán xạ và nhiễu xạ. Vì cơ thể người chứa phần lớn là nước, nó trở thành một vật cản gây ra sự suy giảm biên độ và làm thay đổi pha của các sóng mang phụ một cách đặc trưng. Cụ thể, khi một người nằm ngửa, diện tích bề mặt tiếp xúc và phản xạ sóng sẽ khác biệt hoàn toàn so với khi họ nằm nghiêng hay nằm úp, tạo ra một "dấu vân tay tín

hiệu" (radio signature) độc nhất cho mỗi tư thế ngủ.

Để hiện thực hóa việc phân loại, quy trình xử lý dữ liệu CSI bắt đầu từ bước thu thập tín hiệu liên tục trong thời gian thực. Các gói tin WiFi được gửi đi với tốc độ cao tạo ra một chuỗi dữ liệu thời gian (time-series) về biên độ và pha của hàng chục sóng mang phụ khác nhau. Tuy nhiên, tín hiệu này thường bị nhiễu bởi các yếu tố môi trường như sự di chuyển của các vật thể khác, nhiễu điện từ từ các thiết bị gia dụng hoặc sự mất ổn định của đồng hồ hệ thống. Do đó, các kỹ thuật tiền xử lý phức tạp như lọc thông dải (Band-pass filter), phân tích thành phần chính (PCA) hoặc lọc sóng con (Wavelet Transform) được áp dụng để loại bỏ các thành phần tần số cao không liên quan, chỉ giữ lại các biến thiên tín hiệu do cử động và tư thế của người ngủ gây ra. Một điểm đột phá của công nghệ WiFi là khả năng ứng dụng lý thuyết Vùng Fresnel (Fresnel Zone). Theo đó, sự thay đổi tư thế của con người trong các vùng Fresnel khác nhau giữa bộ phát và bộ thu sẽ tạo ra những biến thiên có tính quy luật. Khi người dùng dịch chuyển từ nằm ngửa sang nằm nghiêng, sự xê dịch này cắt qua các ranh giới của các vùng Fresnel, tạo ra các mẫu gợn sóng đặc thù trong dữ liệu CSI mà các thuật toán học máy có thể nhận diện được.

Sự phát triển mạnh mẽ của trí tuệ nhân tạo, đặc biệt là học sâu (Deep Learning), đã biến các dữ liệu CSI phức tạp này thành những thông tin y tế có giá trị cao. Các kiến trúc mạng thần kinh như Mạng thần kinh tích chập (CNN) được sử dụng để trích xuất các đặc trưng không gian từ biểu đồ thời gian - tần số của tín hiệu, trong khi các mạng LSTM (Long Short-Term Memory) lại cực kỳ hiệu quả trong việc xử lý các thuộc tính phụ thuộc thời gian, giúp nhận diện không chỉ tư thế tĩnh mà cả quá trình chuyển đổi giữa các tư thế ngủ. Một hệ thống phân loại tư thế ngủ dựa trên WiFi tiên tiến thường sử dụng mô hình lai (Hybrid Model) kết hợp giữa CNN và LSTM để tối ưu hóa độ chính xác. Hệ thống có thể học cách phân biệt bốn tư thế cơ bản: nằm ngửa (supine), nằm úp (prone), nằm nghiêng trái (left side) và nằm nghiêng phải (right side). Điều đáng kinh ngạc là công nghệ này có thể xuyên qua các lớp chăn mền và quần áo – những thứ vốn là rào cản lớn đối với camera – bởi vì sóng vô tuyến ở tần số 2.4GHz hoặc 5GHz có khả năng

xuyên thấu các vật liệu phi kim loại mỏng. Điều này cho phép hệ thống theo dõi người bệnh một cách liên tục trong suốt đêm dài mà không cần bất kỳ sự can thiệp hay chuẩn bị đặc biệt nào từ phía người dùng.

Tuy nhiên, phương pháp sử dụng WiFi cũng đối mặt với những thách thức không nhỏ về mặt kỹ thuật. Một trong số đó là vấn đề phụ thuộc vào vị trí (location dependency) và sự biến động của môi trường. Nếu sơ đồ phòng ngủ thay đổi hoặc vị trí đặt router bị xê dịch, các đặc tính phản xạ sóng sẽ thay đổi, buộc mô hình AI phải được huấn luyện lại hoặc sử dụng các kỹ thuật học chuyển đổi (Transfer Learning) để thích nghi. Ngoài ra, việc phân biệt giữa tín hiệu của một người với các vật nuôi di chuyển trong phòng hoặc sự can thiệp từ các mạng WiFi lân cận cũng đòi hỏi những thuật toán khắt khe và tách nguồn tín hiệu cực kỳ tinh vi. Tại Việt Nam, hướng nghiên cứu này đang thu hút sự quan tâm lớn nhờ vào sự phổ biến của hạ tầng Internet không dây và chi phí triển khai cực thấp so với các thiết bị y tế chuyên dụng như đa ký giấc ngủ (Polysomnography). Các nghiên cứu đang nỗ lực tối ưu hóa thuật toán để có thể chạy trên các thiết bị nhúng có cấu hình thấp, biến những bộ định tuyến WiFi thông thường thành những trợ lý sức khỏe thông minh. Tương lai của công nghệ này không chỉ dừng lại ở việc phân loại tư thế mà còn hướng tới đo lường nhịp thở, nhịp tim và phát hiện sớm các cơn ngưng thở khi ngủ mà không cần chạm vào cơ thể. Tóm lại, phương pháp không tiếp xúc dựa trên WiFi đại diện cho một sự giao thoa hoàn hảo giữa công nghệ viễn thông và y tế số, mang lại một giải pháp giám sát sức khỏe bền vững, tiết kiệm và tôn trọng quyền riêng tư tuyệt đối cho người dân trong thời đại Internet vạn vật (IoT).

Nhóm phương pháp tiếp xúc (Thiết bị đeo và cảm biến giường)

- **Cảm biến áp suất trên giường:** Sử dụng cảm áp suất để phân loại tư thế dựa trên sự phân bố trọng lượng cơ thể. Tuy nhiên, phương pháp này khó phân biệt tín hiệu khi có nhiều đối tượng cùng nằm trên giường.
- **Thiết bị đeo cổ tay:** Tiện lợi nhưng dễ xảy ra sai số do sự chênh lệch giữa chuyển động của tay và tư thế thực tế của toàn bộ cơ thể.
- **Cảm biến gia tốc (Accelerometer):** Đây là phương pháp mang lại độ chính

xác cao hơn bằng cách đặt cảm biến trực tiếp lên cơ thể hoặc vùng cổ. Tín hiệu thu được từ cảm biến gia tốc giữa các tư thế có sự khác biệt rõ rệt, cho phép các thuật toán dễ dàng phân loại.

Phương pháp tiếp xúc: Cảm biến áp suất trên giường

Trong hệ thống các giải pháp giám sát y tế hiện đại, phương pháp tiếp xúc thông qua hệ thống cảm biến áp suất đặt trên giường (Bed-based pressure sensors) nổi lên như một hướng tiếp cận cân bằng giữa sự thoải mái của người dùng và độ chính xác của dữ liệu thu thập. Khác với các thiết bị đeo (wearables) có thể gây kích ứng da hoặc vướng víu khi xoay người, hệ thống cảm biến áp suất biến chính bề mặt giường ngủ thành một "thiết bị đo" không lồ, cho phép ghi lại chi tiết sự phân bố trọng lượng cơ thể người bệnh theo thời gian thực.

Về mặt công nghệ, các hệ thống này thường cấu tạo từ một ma trận các cảm biến lực hoặc cảm biến áp suất (thường là Force Sensing Resistors - FSR hoặc cảm biến điện dung) được dệt vào trong vải bọc nệm hoặc đặt dưới lớp đệm mỏng. Khi người dùng nằm lên, trọng lượng cơ thể sẽ tạo ra các áp lực khác nhau lên từng điểm trên ma trận. Mỗi tư thế ngủ sẽ tạo ra một "dấu bản đồ" (pressure map) đặc trưng. Ví dụ, khi nằm ngửa, áp lực thường tập trung mạnh ở vùng đầu, bả vai, xương cụt và gót chân. Ngược lại, khi nằm nghiêng, áp lực sẽ tập trung hẹp hơn nhưng cường độ cao hơn tại vùng vai và hông, tạo ra một dải áp suất dọc theo mạn sườn. Những hình ảnh áp suất này thực chất là các mảng dữ liệu hai chiều, tương tự như các pixel trong một bức ảnh kỹ thuật số, cho phép các thuật toán xử lý hình ảnh và trí tuệ nhân tạo can thiệp để phân loại.

Quá trình phân loại tư thế bắt đầu từ việc thu thập dữ liệu thô từ hàng trăm đến hàng nghìn điểm cảm biến trên giường. Sau đó, dữ liệu này được đưa qua các bước tiền xử lý để loại bỏ nhiễu trắng và chuẩn hóa giá trị áp suất tùy theo cân nặng của từng người dùng cụ thể. Một trong những đột phá lớn nhất trong phương pháp này là việc ứng dụng mạng thần kinh tích chập (CNN - Convolutional Neural Networks). Vì dữ liệu áp suất có cấu trúc tương tự hình ảnh, CNN có khả năng tự động trích xuất các đặc trưng không gian (spatial features) cực kỳ hiệu quả để nhận diện các hình mẫu đặc trưng của tư thế nằm nghiêng trái, nghiêng phải, nằm

sắp hay nằm ngửa. Ngoài ra, để nhận diện các trạng thái chuyển tiếp giữa các tư thế, các nhà nghiên cứu còn tích hợp thêm mạng LSTM (Long Short-Term Memory) để phân tích các đặc trưng thời gian, giúp hệ thống không bị nhầm lẫn giữa một chuyển động tạm thời (như gãi đầu, trở mình) với một sự thay đổi tư thế ngủ thực sự.

Ưu điểm vượt trội của phương pháp cảm biến áp suất trên giường so với các phương pháp không tiếp xúc như Camera là khả năng hoạt động hoàn hảo trong mọi điều kiện ánh sáng mà không xâm phạm quyền riêng tư hình ảnh của người bệnh. Trong các cơ sở y tế hoặc viện dưỡng lão, đây là công cụ đắc lực để ngăn ngừa loét ép (decubitus ulcers) ở bệnh nhân nằm lâu ngày. Hệ thống có thể tự động cảnh báo cho điều dưỡng nếu bệnh nhân nằm ở một tư thế quá lâu mà không thay đổi, giúp chủ động thực hiện việc lật trở người bệnh. Hơn nữa, so với radar hay wifi, cảm biến áp suất ít bị ảnh hưởng bởi các nhiễu sóng điện từ hay các vật thể chuyển động khác trong phòng, mang lại độ tin cậy cao về mặt lâm sàng.

Tuy nhiên, phương pháp này cũng đối mặt với những thách thức kỹ thuật không nhỏ. Vấn đề lớn nhất chính là hiện tượng "nhiều tín hiệu" khi có nhiều đối tượng cùng xuất hiện trên giường, chẳng hạn như khi người bệnh ngủ cùng người thân hoặc vật nuôi. Lúc này, bản đồ áp suất sẽ trở nên cực kỳ phức tạp, đòi hỏi các thuật toán phân tách nguồn (source separation) mạnh mẽ để định vị chính xác đâu là tín hiệu của đối tượng cần theo dõi. Thêm vào đó, giá thành để sản xuất các cảm biến áp suất khổ lớn với mật độ điểm đo cao vẫn còn là rào cản đối với việc triển khai đại trà tại các hộ gia đình Việt Nam. Độ bền của cảm biến dưới tác động của nhiệt độ cơ thể, độ ẩm (mồ hôi) và áp lực cơ học liên tục trong nhiều năm cũng là bài toán mà các kỹ sư vật liệu đang tích cực tìm lời giải.

Tại Việt Nam, xu hướng nghiên cứu về cảm biến áp suất trên giường đang bắt đầu chuyển dịch từ việc nhập khẩu thiết bị sang tự chủ công nghệ thiết kế mạch và thuật toán phân loại. Một số nhóm nghiên cứu tại các trường đại học kỹ thuật lớn đã thử nghiệm tích hợp cảm biến sợi quang hoặc cảm biến piezoelectric vào trong ga trải giường y tế thông minh. Các nghiên cứu này không chỉ dừng lại ở việc phân loại 4 tư thế ngủ cơ bản mà còn hướng tới việc ước tính nhịp tim và

nhịp thở dựa trên các rung động cực nhỏ từ lồng ngực truyền xuống bề mặt giường (phương pháp Ballistocardiography - BCG). Việc kết hợp giữa phân loại tư thế và theo dõi chỉ số sinh tồn trên cùng một hệ thống cảm biến áp suất được kỳ vọng sẽ tạo ra một giải pháp giám sát toàn diện, giúp phát hiện sớm các cơn ngưng thở khi ngủ do tắc nghẽn (OSA) – một tình trạng thường trở nên trầm trọng hơn khi bệnh nhân nằm ngửa.

Tổng kết lại, phương pháp tiếp xúc sử dụng cảm biến áp suất trên giường đại diện cho sự giao thoa giữa kỹ thuật cảm biến chính xác và sức mạnh của trí tuệ nhân tạo. Dù vẫn còn những khó khăn về chi phí và xử lý đa đối tượng, nhưng với khả năng cung cấp dữ liệu khách quan, liên tục và không gây phiền hà cho người dùng, đây chắc chắn sẽ là trụ cột trong hệ sinh thái phòng ngủ thông minh và bệnh viện số trong tương lai gần. Việc tối ưu hóa các mô hình học sâu như CNN và LSTM để xử lý dữ liệu áp suất không chỉ giúp nâng cao độ chính xác trong phân loại tư thế mà còn mở ra cơ hội dự báo sớm các biến cố sức khỏe ngay trong giấc ngủ của mỗi cá nhân.

Phương pháp tiếp xúc: thiết bị đeo cổ tay

Trong những năm gần đây, cùng với sự phát triển của công nghệ cảm biến và Trí tuệ nhân tạo, các thiết bị đeo thông minh (wearable devices) đã trở thành công cụ hữu ích trong việc theo dõi và chăm sóc sức khỏe cá nhân. Một trong những ứng dụng đáng chú ý là thiết bị đeo cổ tay dùng để phân loại tư thế ngủ, góp phần cải thiện chất lượng giấc ngủ và phát hiện sớm các vấn đề liên quan đến sức khỏe.

Thiết bị đeo cổ tay phân loại tư thế ngủ thường được tích hợp các cảm biến như gia tốc kế (accelerometer), con quay hồi chuyển (gyroscope) và đôi khi là cảm biến nhịp tim. Các cảm biến này có nhiệm vụ thu thập dữ liệu chuyển động và trạng thái của người dùng trong suốt quá trình ngủ. Dữ liệu sau đó được xử lý thông qua các thuật toán thuộc lĩnh vực Học máy nhằm phân loại các tư thế ngủ phổ biến như nằm ngửa, nằm sấp, nằm nghiêng trái hoặc nghiêng phải.

Quy trình hoạt động của hệ thống thường bao gồm các bước chính: (1) thu thập dữ liệu từ cảm biến theo thời gian thực; (2) tiền xử lý dữ liệu để loại bỏ nhiễu

và chuẩn hóa; (3) trích xuất đặc trưng như góc nghiêng, biên độ dao động; và (4) đưa vào mô hình học máy để phân loại tư thế. Các mô hình thường được sử dụng có thể kể đến như cây quyết định, máy vector hỗ trợ (SVM) hoặc mạng nơ-ron nhân tạo. Kết quả phân loại sẽ được hiển thị thông qua ứng dụng trên điện thoại, giúp người dùng theo dõi thói quen ngủ của mình.

Thiết bị này mang lại nhiều lợi ích thiết thực. Thứ nhất, nó giúp người dùng nhận biết tư thế ngủ không phù hợp, từ đó điều chỉnh để tránh các vấn đề như đau lưng, đau cổ hoặc ngưng thở khi ngủ. Thứ hai, dữ liệu thu thập được có thể hỗ trợ bác sĩ trong việc chẩn đoán các rối loạn giấc ngủ. Ngoài ra, thiết bị còn góp phần nâng cao ý thức chăm sóc sức khỏe cá nhân trong cộng đồng.

Tuy nhiên, vẫn tồn tại một số hạn chế cần được cải thiện. Độ chính xác của việc phân loại phụ thuộc nhiều vào chất lượng cảm biến và mô hình học máy. Bên cạnh đó, việc đeo thiết bị trong thời gian dài có thể gây cảm giác khó chịu đối với một số người dùng. Ngoài ra, vấn đề bảo mật và quyền riêng tư của dữ liệu cá nhân cũng cần được quan tâm.

Tóm lại, thiết bị đeo cổ tay phân loại tư thế ngủ là một hướng nghiên cứu và ứng dụng tiềm năng trong lĩnh vực chăm sóc sức khỏe thông minh. Trong tương lai, với sự phát triển của công nghệ và thuật toán, các thiết bị này hứa hẹn sẽ ngày càng chính xác, tiện lợi và đóng vai trò quan trọng trong việc nâng cao chất lượng cuộc sống của con người.

Tại Việt Nam, các nghiên cứu chuyên sâu về phân loại tư thế ngủ tự động vẫn còn khá hạn chế.

- Sử dụng sóng Radar: Một số nhóm nghiên cứu đã thử nghiệm sử dụng Doppler Radar 24GHz, tuy nhiên phương pháp này vẫn gặp rào cản về việc giới hạn phạm vi người dùng phải nằm trong vùng phát sóng.
- Sử dụng cảm biến quán tính: nhóm nghiên cứu của tác giả (Vu và cộng sự) là một trong số ít đơn vị tại Việt Nam ứng dụng cảm biến gia tốc kết hợp với mô hình học sâu LSTM để phân loại các tư thế ngủ cơ bản. Kết quả bước đầu đã được công bố tại các hội nghị quốc tế, cho thấy tiềm năng lớn trong việc phát triển các thiết bị đeo thông minh nhỏ gọn cho người Việt.

So sánh các công nghệ phân loại tư thế ngủ:

Công nghệ	Ưu điểm	Hạn chế	Khả năng ứng dụng
Camera	Độ chính xác cao, quan sát được toàn bộ cơ thể	Phụ thuộc điều kiện ánh sáng, ảnh hưởng quyền riêng tư, khó sử dụng lâu dài tại gia đình	Phòng thí nghiệm, bệnh viện
Radar	Không cần tiếp xúc, hoạt động trong bóng tối	Chi phí cao, tín hiệu dễ bị ảnh hưởng bởi môi trường và vật cản	Theo dõi sức khỏe trong nhà
WiFi/CSI	Không cần thiết bị đeo, tận dụng hạ tầng WiFi	Độ chính xác phụ thuộc môi trường, phạm vi phủ sóng hạn chế	Nhà thông minh
Cảm biến áp suất	Phản ánh tốt sự phân bố áp lực trên giường	Giá thành cao, khó phân biệt nhiều đối tượng, dễ nhiễu bởi chăn gối	Giường y tế, phòng thí nghiệm
Thiết bị đeo sử dụng cảm biến gia tốc	Chi phí thấp, nhỏ gọn, tiêu thụ năng lượng thấp, thu thập dữ liệu liên tục, không phụ thuộc ánh sáng	Cần người dùng đeo thiết bị, phụ thuộc vị trí gắn cảm biến	Theo dõi sức khỏe cá nhân, thiết bị IoT, giám sát tại nhà

2.2. Kết luận chương

Từ quá trình nghiên cứu các công bố liên quan, học viên đưa ra những giải pháp, mô hình giải quyết được bài toán phân loại tư thế ngủ. Đối với bài toán xử lý tín hiệu luận văn sử dụng các thuật toán khử nhiễu từ chuyển động như bộ lọc

Kalman [20], bộ lọc thích nghi (adaptive filter) [21], Bộ mã hóa, giải mã tín hiệu [22], CycleGAN [19], ... Việc loại bỏ nhiễu này đã được sử dụng thành công với các tín hiệu như PPG, ECG nên cũng sẽ được cân nhắc để sử dụng trong luận văn này. Đối với bài toán phân loại tư thế ngủ: đề tài sử dụng các thuật toán học máy như Decision Trees (DT), Extra-Trees classifier (ET) and Long-Short Term Memory Neural networks [18].

Như vậy, trong chương 2, học viên đã trình bày mô hình phân loại tư thế ngủ và các nghiên cứu liên quan.

Chương 2 đã tổng quan và so sánh các công nghệ phát hiện tư thế ngủ hiện nay, bao gồm camera, radar, WiFi, cảm biến áp suất và thiết bị đeo sử dụng cảm biến gia tốc. Trên cơ sở phân tích ưu điểm, hạn chế và khoảng trống nghiên cứu của từng phương pháp, luận văn lựa chọn hướng tiếp cận sử dụng cảm biến gia tốc kết hợp mô hình Random Forest để xây dựng hệ thống phân loại bốn tư thế ngủ. Chương tiếp theo học viên sẽ trình bày về phương pháp đề xuất và kết quả khi áp dụng cho bộ dữ liệu thực nghiệm. Đây là cơ sở khoa học cho các nội dung thiết kế hệ thống, xây dựng mô hình và đánh giá thực nghiệm được trình bày trong Chương 3.

CHƯƠNG 3. XÂY DỰNG, THỬ NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ HỆ THỐNG PHÂN LOẠI TƯ THẾ NGỦ

Luận văn này đề xuất GA-SPARF, một hệ thống Internet vạn vật (IoT) có thiết bị đeo tại vùng bụng, tích hợp cảm biến gia tốc ADXL345 và vi điều khiển ESP8266, nhằm giám sát theo thời gian thực bốn tư thế ngủ gồm nằm ngửa, nằm sấp, nằm nghiêng trái và nằm nghiêng phải, qua đó hỗ trợ theo dõi và can thiệp đối với bệnh trào ngược dạ dày – thực quản (Gastroesophageal Reflux Disease, GERD). Tín hiệu gia tốc thô được thu thập từ 10 tình nguyện viên trong môi trường có kiểm soát, sau đó được tiền xử lý, lọc nhiễu và trích xuất các đặc trưng thống kê và động học. Trên cơ sở đó, thuật toán di truyền (GA) được sử dụng để tối ưu siêu tham số cho mô hình Random Forest (RF). Hiệu năng của mô hình được đánh giá bằng kiểm định chéo 5-fold và so sánh với các phương pháp đối chứng, bao gồm Decision Tree (DT), Gradient-Boosted Decision Trees (GBDT), Support Vector Machine (SVM) và K-Nearest Neighbors (KNN). Kết quả thực nghiệm cho thấy kích thước cửa sổ 2 giây cho hiệu năng tốt nhất. Trong số các mô hình được khảo sát, RF cho thấy sự cân bằng tốt nhất giữa độ chính xác, tính ổn định và khả năng triển khai trên phần cứng hạn chế tài nguyên, với Accuracy trung bình đạt 0,9984 trên Data1 và 0,9991 trên Data2; F1-score đạt giá trị gần tương đương trên cả hai bộ dữ liệu. Với cấu hình phần cứng gọn nhẹ, mức tiêu thụ năng lượng thấp và khả năng suy luận trực tiếp trên nền tảng nhúng có tài nguyên hạn chế, GA-SPARF cho thấy tiềm năng như một giải pháp chi phí thấp và khả thi cho theo dõi y tế dài hạn tại nhà.

Tư thế ngủ là một yếu tố có ảnh hưởng đáng kể đến sinh lý hô hấp và tiêu hóa trong thời gian ngủ, đặc biệt trong các rối loạn như bệnh trào ngược dạ dày – thực quản (GERD) và hội chứng ngưng thở khi ngủ do tắc nghẽn (Obstructive Sleep Apnea, OSA) [23]–[26]. Trong đó, liệu pháp tư thế được xem là một hướng can thiệp không dùng thuốc có nhiều tiềm năng, do việc duy trì hoặc tránh một số tư thế nhất định có thể góp phần làm giảm mức độ nặng của triệu chứng. Chẳng hạn, tư thế nằm nghiêng trái đã được ghi nhận có khả năng làm giảm phơi nhiễm acid về đêm ở bệnh nhân GERD [26]. Tuy nhiên, hiệu quả của liệu pháp này trong

thực tế còn bị hạn chế do người bệnh khó tự nhận biết và điều chỉnh tư thế trong khi ngủ, dẫn đến mức độ tuân thủ chưa cao.

Trong thực hành lâm sàng, tư thế ngủ thường được biểu diễn dưới dạng các nhóm tư thế tương đối thô, bao gồm nằm ngửa, nằm sấp, nghiêng trái và nghiêng phải [27]. Mặc dù các nghiên cứu gần đây cho thấy việc mô tả tư thế ở độ phân giải cao hơn hoặc dưới dạng liên tục có thể cung cấp thêm thông tin về cơ chế bệnh sinh phụ thuộc tư thế, cách tiếp cận theo bốn tư thế cơ bản vẫn có giá trị thực tiễn lớn vì phù hợp với nhu cầu theo dõi, cảnh báo và can thiệp trong môi trường chăm sóc tại nhà [26], [27]. Đối với các ứng dụng như hỗ trợ quản lý GERD hoặc theo dõi tư thế ngủ thường quy, việc nhận dạng ổn định và chính xác bốn tư thế cốt lõi là mục tiêu hợp lý, vừa bảo đảm ý nghĩa lâm sàng, vừa giảm độ phức tạp của hệ thống.

Các hệ thống theo dõi giấc ngủ truyền thống như đa ký giấc ngủ (polysomnography, PSG) có khả năng cung cấp thông tin chi tiết, nhưng chi phí cao, cấu hình cồng kềnh và khó áp dụng cho theo dõi dài hạn hằng ngày [28], [29]. Cùng với sự phát triển của thiết bị đeo và công nghệ Internet vạn vật, nhiều giải pháp theo dõi giấc ngủ tại nhà đã được đề xuất. Tuy nhiên, phần lớn các hệ thống này vẫn dựa vào xử lý ngoại tuyến hoặc phụ thuộc vào nền tảng tính toán hiệu năng cao, khiến kết quả chỉ có thể thu được sau khi giấc ngủ kết thúc. Hạn chế này làm giảm đáng kể khả năng phản hồi tức thời, trong khi đây lại là yêu cầu quan trọng đối với các ứng dụng cần điều chỉnh tư thế ngay trong đêm.

Trong những năm gần đây, các hệ thống đeo sử dụng cảm biến gia tốc đã cho thấy tiềm năng trong bài toán nhận dạng tư thế ngủ [30]–[34]. Dù vậy, nhiều công trình vẫn tồn tại một số hạn chế như phải sử dụng nhiều cảm biến trên cơ thể, làm giảm tính thoải mái khi đeo; chỉ phân loại một số ít tư thế nhưng chưa gắn chặt với bối cảnh can thiệp thời gian thực; hoặc đạt độ chính xác tốt trong môi trường ngoại tuyến nhưng chưa phù hợp để triển khai trên các vi điều khiển có tài nguyên hạn chế [30]–[34]. Ngoài ra, một số hướng tiếp cận dùng học sâu tuy cho kết quả khả quan, song thường đòi hỏi chi phí tính toán và bộ nhớ lớn, gây khó khăn cho việc tích hợp trực tiếp vào các thiết bị nhúng đeo được công

suất thấp.

Xuất phát từ các vấn đề đã nêu ở chương 2, nghiên cứu này tập trung vào bài toán nhận dạng bốn tư thế ngủ cơ bản gồm nằm ngửa, nằm sấp, nghiêng trái và nghiêng phải bằng một hệ thống đeo đặt tại vùng bụng, sử dụng cảm biến gia tốc ADXL345 và vi điều khiển ESP8266. Khác với hướng tăng số lượng lớp tư thế như trong bài gốc, nghiên cứu mới ưu tiên tính khả thi trong triển khai và tính phù hợp lâm sàng đối với liệu pháp tư thế, bằng cách thu hẹp không gian phân loại xuống các tư thế có ý nghĩa trực tiếp nhất đối với theo dõi GERD và giám sát giấc ngủ tại nhà. Trên cơ sở đó, tín hiệu gia tốc ba trục được tiền xử lý, phân đoạn theo cửa sổ trượt và biểu diễn bằng tập đặc trưng thống kê – động học gọn nhẹ để phục vụ phân loại.

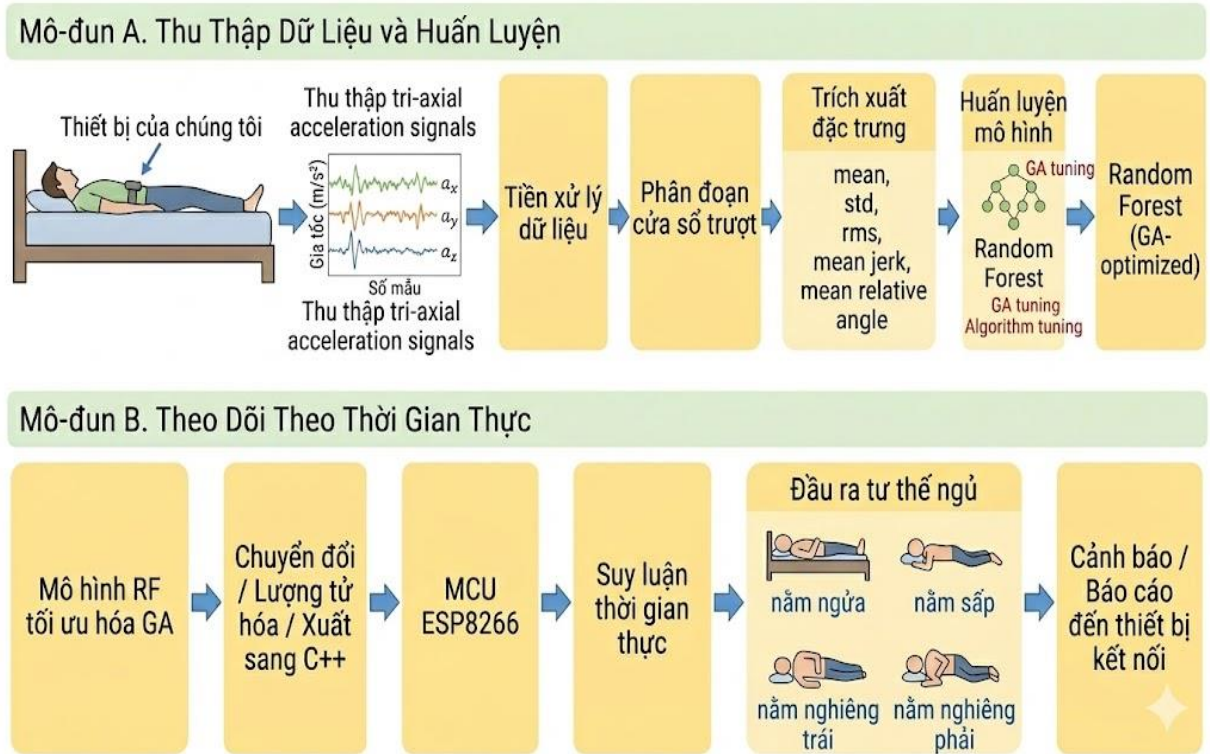
Để bảo đảm cả độ chính xác và khả năng vận hành trên phần cứng hạn chế, nghiên cứu lựa chọn mô hình rừng ngẫu nhiên (Random Forest, RF) làm bộ phân loại trung tâm và sử dụng thuật toán di truyền (Genetic Algorithm, GA) để tối ưu siêu tham số. Cách tiếp cận này kế thừa tinh thần của GA-SPARF trong bài gốc, nhưng được điều chỉnh cho phù hợp với bài toán bốn lớp, nơi yêu cầu đặt ra không chỉ là hiệu năng phân loại mà còn là độ trễ suy luận thấp, chi phí tính toán nhỏ và khả năng triển khai thời gian thực trên thiết bị nhúng. Bên cạnh RF, các mô hình học máy kinh điển khác như cây quyết định (DT), Gradient-Boosted Decision Trees (GBDT), máy vector hỗ trợ (SVM) và K láng giềng gần nhất (KNN) cũng được sử dụng để đối sánh nhằm đánh giá toàn diện hiệu quả của phương pháp đề xuất.

Từ định hướng đó, đóng góp chính của nghiên cứu này gồm: (i) xây dựng một hệ thống đeo chi phí thấp để giám sát theo thời gian thực bốn tư thế ngủ cơ bản bằng một cảm biến gia tốc đặt tại vùng bụng; (ii) thiết kế quy trình trích xuất đặc trưng gọn nhẹ nhưng vẫn bảo toàn thông tin định hướng cơ thể cần thiết cho phân loại; (iii) tối ưu hóa mô hình Random Forest bằng thuật toán di truyền nhằm đạt cân bằng giữa độ chính xác và chi phí triển khai; và (iv) đánh giá thực nghiệm hệ thống trên dữ liệu thu thập từ 10 tình nguyện viên, hướng tới ứng dụng theo dõi tư thế ngủ tại nhà và hỗ trợ quản lý GERD.

3.1. Phương pháp thực hiện

3.1.1. Mô hình phân loại hoạt động

Luận văn sử dụng học có giám sát. Cách tiếp cận tổng thể bao gồm các giai đoạn như: thu thập dữ liệu thô, phân tích mô hình và các hoạt động phân loại (triển khai và đánh giá), như trong Hình 3.1.



Hình 3.1 Kiến trúc tổng thể của hệ thống đề xuất dùng để giám sát bốn tư thế ngủ

Hình 3.1 mô tả kiến trúc tổng thể của hệ thống đề xuất dùng để giám sát bốn tư thế ngủ, gồm nằm ngửa, nằm sấp, nằm nghiêng trái và nằm nghiêng phải. Hệ thống được tổ chức thành hai mô-đun chính: (A) mô-đun thu thập dữ liệu và huấn luyện mô hình, và (B) mô-đun giám sát thời gian thực. Trong mô-đun (A), thiết bị đeo đặt tại vùng bụng thu nhận tín hiệu gia tốc ba trục trong quá trình ngủ. Dữ liệu sau đó được tiền xử lý, phân đoạn theo cửa sổ trượt và trích xuất các đặc trưng phục vụ cho quá trình xây dựng mô hình. Trên cơ sở đó, mô hình Random Forest được tối ưu siêu tham số bằng thuật toán di truyền để nâng cao hiệu quả phân loại. Trong mô-đun (B), mô hình đã huấn luyện được chuyển đổi và triển khai trên vi điều khiển ESP8266 để thực hiện suy luận theo thời gian thực. Kết quả đầu ra là một trong bốn tư thế ngủ cơ bản, đồng thời hệ thống có thể cung cấp cảnh báo và báo cáo thông qua thiết bị kết nối.

3.1.2. Thiết bị đo và Dữ liệu

Việc xây dựng một thiết bị thu thập dữ liệu quán tính (IMU) phục vụ nghiên cứu y sinh, cụ thể là phân loại tư thế ngủ và đo nhịp thở, đòi hỏi sự kết hợp khắt khe giữa tính chính xác của cảm biến, khả năng xử lý của vi điều khiển và sự thoải mái khi sử dụng lâu dài (wearability).

Hệ thống được thiết kế theo mô hình thiết bị đeo thông minh tích hợp IoT. Thiết bị được xây dựng dựa trên các linh kiện tiêu chuẩn công nghiệp:

Cảm biến gia tốc ADXL345 / MPU-6050

Nghiên cứu ưu tiên sử dụng các dòng cảm biến có độ phân giải cao.

- ADXL345: Là cảm biến gia tốc 3 trục kỹ thuật số có độ phân giải cao (13-bit) với dải đo lên đến $\pm 16g$. Đặc điểm quan trọng nhất của ADXL345 trong nghiên cứu này là mức tiêu thụ năng lượng cực thấp (chỉ khoảng 23 mA trong chế độ đo), phù hợp cho việc giám sát xuyên đêm (7-9 tiếng).
- Giao tiếp: Cảm biến kết nối với vi điều khiển qua giao thức I2C, cho phép truyền dữ liệu số chính xác, tránh được nhiễu analog trong môi trường có nhiều thiết bị điện tử.

ADXL345

Trong kỷ nguyên của Internet vạn vật (IoT) và thiết bị đeo thông minh, ADXL345 đã trở thành một trong những cảm biến gia tốc phổ biến và quan trọng nhất, đặc biệt trong các ứng dụng đo nhịp thở và phân loại tư thế ngủ như các nghiên cứu của NCS. Vũ Hoàng Diệu. Để hiểu tại sao một con chip có kích thước chỉ vài milimet lại có thể đo lường chính xác những dao động cực nhỏ của lồng ngực hay hướng của cơ thể trong không gian, chúng ta cần đi sâu vào cấu trúc vi cơ điện tử (MEMS - Micro-Electro-Mechanical Systems) và các nguyên lý vật lý cốt lõi mà nó vận hành.

Cấu trúc vi cơ vật lý: Hệ thống Khối lượng - Lò xo

Nguyên tắc hoạt động cơ bản của ADXL345 dựa trên lý thuyết về hệ thống khối lượng - lò xo (mass-spring system) được chế tạo ở cấp độ vi mô trên bề mặt tấm silicon. Bên trong chip ADXL345, có các cấu trúc đa tinh thể silicon treo lơ lửng bởi các lò xo siêu nhỏ. Cấu trúc này bao gồm hai phần chính: phần cố định

(fixed plates) gắn chặt vào đế chip và phần di động (movable proof mass).

Khi có một lực gia tốc tác động (do chuyển động hoặc do trọng lực Trái Đất), theo định luật II Newton ($F = m \cdot a$), khối lượng di động này sẽ có xu hướng giữ nguyên trạng thái quán tính và bị lệch đi so với vị trí cân bằng ban đầu. Sự dịch chuyển này tỷ lệ thuận với cường độ của lực gia tốc tác động. Đây chính là bước chuyển đổi đầu tiên từ đại lượng cơ học (gia tốc) sang đại lượng hình học (khoảng cách dịch chuyển).

Nguyên lý điện dung vi sai (Differential Capacitance)

Để chuyển đổi sự dịch chuyển cơ học siêu nhỏ nói trên thành tín hiệu điện mà vi điều khiển có thể hiểu được, ADXL345 sử dụng nguyên lý biến thiên điện dung. Cấu trúc di động và cố định bên trong cảm biến tạo thành các bộ tụ điện vi sai. Mỗi trục (x, y, z) đều có các tấm tụ điện xếp lớp xen kẽ nhau.

Khi khối lượng di động lệch đi, khoảng cách giữa các tấm tụ di động và tấm cố định thay đổi. Theo công thức tính điện dung $C = \epsilon \cdot A / d$ (trong đó d là khoảng cách giữa các bản tụ), sự thay đổi khoảng cách d dẫn đến sự thay đổi giá trị điện dung C . Cụ thể, khi khối lượng di động tiến gần đến một tấm cố định, điện dung tại đó tăng lên, đồng thời điện dung ở tấm đối diện giảm đi. Sự chênh lệch điện dung này được mạch điện bên trong chip đo đạc và chuyển đổi thành điện áp. Ưu điểm của phương pháp điện dung vi sai là khả năng chống nhiễu cực tốt và độ nhạy rất cao, cho phép cảm biến nhận diện được các gia tốc thấp hơn cả $1/1000g$.

Phân tích ba trục tọa độ độc lập

ADXL345 là một cảm biến 3 trục, nghĩa là nó có ba hệ thống cấu trúc cơ học độc lập đặt vuông góc với nhau để đo gia tốc theo các hướng x, y và z .

- Trục x và y : Thường đo các gia tốc song song với bề mặt của chip. Trong phân loại tư thế ngủ, hai trục này giúp xác định xem người dùng đang nằm nghiêng bên nào hoặc nằm úp/ngửa dựa trên góc nghiêng so với vector trọng lực.

- Trục z : Đo gia tốc vuông góc với bề mặt chip. Đây là trục quan trọng nhất khi thiết bị được đặt trên bụng để đo nhịp thở, vì nó ghi lại sự nhô lên

và hạ xuống của thành bụng theo phương thẳng đứng.

Khả năng đo đồng thời 3 trục cho phép ADXL345 xây dựng một vector gia tốc tổng hợp trong không gian 3D, từ đó tính toán chính xác góc nghiêng (tilt) của thiết bị thông qua các hàm lượng giác như $\arctan$ mà không cần thêm các cảm biến phụ trợ khác.

Thành phần Gia tốc tĩnh và Gia tốc động

Một trong những điểm làm nên sức mạnh của ADXL345 là khả năng đo cả gia tốc tĩnh (static acceleration) và gia tốc động (dynamic acceleration).

- Gia tốc tĩnh: Chính là trọng lực của Trái Đất ($1g$). Ngay cả khi thiết bị đứng yên, ADXL345 vẫn luôn cảm nhận được một lực $1g$ hướng về tâm Trái Đất. Bằng cách phân tích xem lực $1g$ này đang phân bổ bao nhiêu phần trăm trên mỗi trục x , y , z , thuật toán có thể xác định được tư thế của người dùng (ví dụ: nằm ngửa thì trục $z \approx 1g$, nằm nghiêng thì trục x hoặc $y \approx 1g$).
- Gia tốc động: Là các lực sinh ra do sự chuyển động, rung động hoặc sốc. Trong y tế, các rung động nhỏ từ nhịp đập của tim hoặc sự dịch chuyển của lồng ngực khi hít thở chính là gia tốc động. ADXL345 có độ phân giải cao (lên tới 13-bit, tương đương 3.9 mg/LSB) cho phép nó tách biệt những rung động nhỏ bé này ra khỏi "nền" trọng lực tĩnh khổng lồ.

Hệ thống xử lý tín hiệu số tích hợp

Khác với các cảm biến analog đời cũ, ADXL345 tích hợp sẵn một bộ chuyển đổi Analog-to-Digital (ADC) và các thanh ghi điều khiển thông minh ngay bên trong chip. Tín hiệu điện dung sau khi được chuyển thành điện áp sẽ qua bộ lọc nhiễu và được ADC chuyển đổi thành dữ liệu nhị phân.

ADXL345 cung cấp các tính năng số hóa tiên tiến như:

- Tốc độ dữ liệu đầu ra (Output Data Rate - ODR) có thể lập trình: Từ 0.1 Hz đến 3200 Hz. Trong nghiên cứu của Vũ Hoàng Diệu, ODR thường được đặt ở mức 50 Hz để cân bằng giữa độ chi tiết của tín hiệu thở và mức tiêu thụ điện năng.
- Chế độ tiết kiệm năng lượng: Cảm biến có khả năng tự động chuyển

sang chế độ "Sleep" khi không phát hiện chuyển động và "Wake up" khi có tác động, giúp kéo dài thời gian sử dụng pin cho các thiết bị đeo suốt đêm.

- Ngưỡng phát hiện sự kiện: Chip có các bộ dò ngưỡng thông minh để phát hiện các sự kiện như rơi tự do (free-fall), chạm nhẹ (tap) hoặc hoạt động (activity).

Giao tiếp dữ liệu và Ứng dụng thực tiễn

Dữ liệu gia tốc sau khi xử lý được lưu trữ vào bộ đệm FIFO (First In First Out) 32 cấp. Điều này cho phép vi điều khiển chủ (như ESP32 hoặc STM32) không cần phải túc trực đọc dữ liệu liên tục, giảm tải cho CPU và tiết kiệm năng lượng. Việc giao tiếp thông qua I2C hoặc SPI đảm bảo tính toàn vẹn của dữ liệu trong môi trường có nhiễu điện từ.

Trong thực tế nghiên cứu tại Việt Nam, nguyên lý hoạt động của ADXL345 được khai thác triệt để bằng cách gắn nó lên vùng bụng của tình nguyện viên. Khi người dùng hít vào, bụng nhô lên làm thay đổi góc nghiêng và giá trị gia tốc trên trục \$z\$. Khi người dùng xoay người, trọng lực tái phân bố trên các trục \$x, y\$. Nhờ vào độ phân giải cao và tính ổn định của nguyên lý điện dung MEMS, ADXL345 không chỉ đóng vai trò là một cảm biến chuyển động thông thường, mà trở thành một thiết bị đo lường y tế không xâm lấn mạnh mẽ, cung cấp dữ liệu đầu vào chất lượng cao cho các mô hình học sâu như CNN-GRU-Attention (BN-CGA-Net) để đạt được độ chính xác phân loại tư thế lên tới hơn 97%.

Tổng kết lại, ADXL345 là sự kết hợp hoàn hảo giữa vật lý học cổ điển (định luật Newton, điện dung) và kỹ thuật chế tạo vi cơ hiện đại. Chính sự tinh xảo trong cấu trúc lò xo - khối lượng và khả năng số hóa dữ liệu thông minh đã biến nó thành công cụ đắc lực, mở ra hướng đi mới trong việc giám sát sức khỏe từ xa và quản lý các bệnh lý như ngưng thở khi ngủ hay trào ngược dạ dày thực quản (GERD) một cách hiệu quả và tiết kiệm chi phí.

Giao thức I2C (Inter-Integrated Circuit)

Giao thức I2C (Inter-Integrated Circuit) đóng vai trò là "mạch máu" thông tin trong các hệ thống nhúng hiện đại, đặc biệt là trong các thiết bị đeo (wearables) giám sát sức khỏe được đề cập trong các nghiên cứu của tác giả Vũ Hoàng Diệu

và cộng sự. Để hiểu rõ tại sao I2C lại là lựa chọn tối ưu cho việc kết nối cảm biến gia tốc (như ADXL345 hoặc MPU-6050) với vi điều khiển (như ESP32 hoặc STM32) trong các hệ thống đo nhịp thở và phân loại tư thế ngủ, chúng ta cần phân tích sâu từ nguyên lý vật lý, cấu trúc truyền tin đến các lợi điểm về mặt kỹ thuật trong bối cảnh thu thập dữ liệu y sinh.

Về mặt cấu trúc vật lý, I2C là một giao thức truyền thông nối tiếp, đồng bộ, đa chủ (multi-master) và đa tớ (multi-slave) chỉ sử dụng duy nhất hai đường tín hiệu: SDA (Serial Data Line) để truyền dữ liệu và SCL (Serial Clock Line) để truyền tín hiệu xung nhịp đồng bộ. Trong hệ thống giám sát giấc ngủ, vi điều khiển ESP32 thường đóng vai trò là "Master" (chủ), chịu trách nhiệm tạo xung nhịp và điều phối quá trình đọc dữ liệu, trong khi cảm biến gia tốc đóng vai trò "Slave" (tớ). Điểm ưu việt đầu tiên của I2C chính là kiến trúc cực kỳ tiết kiệm chân cắm (pin-efficient). Thay vì cần hàng chục đường dây như các giao diện song song cũ kỹ, I2C cho phép kết nối hàng loạt cảm biến khác nhau (gia tốc, nhiệt độ, áp suất) chỉ trên cùng một cặp dây SDA/SCL bằng cách định địa chỉ (addressing) riêng biệt cho từng thiết bị. Điều này cực kỳ quan trọng trong thiết kế thiết bị đeo, nơi mà diện tích bảng mạch PCB (Printed Circuit Board) rất hạn chế và việc giảm thiểu số lượng đường dây giúp thiết bị trở nên nhỏ gọn, nhẹ nhàng và bền bỉ hơn trước các tác động cơ học khi người dùng xoay người trong lúc ngủ.

Cơ chế hoạt động của I2C dựa trên cấu trúc "open-drain" kết hợp với các điện trở kéo lên (pull-up resistors). Khi không có truyền thông, cả hai đường SDA và SCL đều ở mức cao. Khi Master muốn bắt đầu một phiên làm việc, nó kéo đường SDA xuống mức thấp trước đường SCL, tạo ra một điều kiện "START". Quá trình này diễn ra một cách đồng bộ tuyệt đối theo từng nhịp xung SCL. Mỗi byte dữ liệu truyền đi (8 bit) luôn đi kèm với một bit xác nhận (ACK/NACK) từ phía nhận. Bit này giống như một cái "gạt đầu" kỹ thuật số, đảm bảo rằng cảm biến đã nhận đúng lệnh từ vi điều khiển hoặc ngược lại, vi điều khiển đã nhận đủ dữ liệu gia tốc thô. Trong các nghiên cứu về nhịp thở như tài liệu GA-SPARF hay BN-CGA-Net, tính toàn vẹn của dữ liệu là yếu tố sống còn. Tín hiệu nhịp thở vốn

rất yếu, chỉ là các dao động li ti trên nền gia tốc trọng trường, nếu quá trình truyền tin bị lỗi hoặc mất bit do nhiễu điện từ mà không có cơ chế xác nhận của I2C, toàn bộ thuật toán xử lý tín hiệu phía sau (như bộ lọc thông dải hay biến đổi Fourier) sẽ cho ra kết quả sai lệch hoàn toàn về nhịp thở (RR).

Một khía cạnh kỹ thuật sâu hơn là tốc độ truyền dẫn (Baud rate). I2C hỗ trợ nhiều chế độ: Standard-mode (100 kbps), Fast-mode (400 kbps) và thậm chí Fast-mode Plus (1 Mbps). Trong nghiên cứu của Vũ Hoàng Diệu, tần số lấy mẫu (f_s) thường được đặt ở mức 50Hz. Với mỗi mẫu dữ liệu bao gồm 3 trục gia tốc (x, y, z), mỗi trục chiếm 2 byte (16-bit), tổng cộng một mẫu là 6 byte dữ liệu. Tại 50Hz, lượng dữ liệu truyền tải chỉ khoảng 300 byte mỗi giây. Tốc độ Fast-mode 400 kbps của I2C là quá dư thừa để đáp ứng yêu cầu này, cho phép vi điều khiển có nhiều thời gian trống để thực hiện các tác vụ khác như lọc nhiễu thích nghi ngay tại chỗ (Edge Computing) hoặc đóng gói dữ liệu vào các gói tin Wi-Fi để gửi về máy chủ. Việc không phải hoạt động ở ngưỡng giới hạn tốc độ cũng giúp giảm thiểu tỷ lệ lỗi bit và tiết kiệm điện năng – một yếu tố then chốt cho các thiết bị chạy pin xuyên đêm.

Đặc biệt, giao thức I2C còn cho phép vi điều khiển truy cập trực tiếp vào các thanh ghi (registers) bên trong cảm biến để cấu hình các thông số quan trọng. Ví dụ, thông qua I2C, vi điều khiển có thể điều chỉnh dải đo (Full-scale range) của ADXL345 về mức $\pm 2g$ để đạt được độ phân giải cao nhất cho việc đo nhịp thở, hoặc cấu hình bộ lọc kỹ thuật số tích hợp sẵn (Digital Low-Pass Filter - DLPF) bên trong cảm biến MPU-6050 để loại bỏ nhiễu tần số cao ngay từ nguồn phát. Việc cấu hình linh hoạt này thông qua các lệnh ghi thanh ghi I2C giúp hệ thống trở nên thông minh và có khả năng tự thích nghi.

Trong bối cảnh phân loại tư thế ngủ với 12 nhãn chi tiết như trong mô hình CGB-Net, độ ổn định của giao tiếp I2C còn giúp duy trì tính đồng nhất của chuỗi thời gian (time-series). Nếu giao tiếp bị ngắt quãng, các cửa sổ dữ liệu (windowing) sẽ bị khuyết thiếu, làm gián đoạn khả năng học đặc trưng của các mạng thần kinh như LSTM hay GRU. LSTM dựa vào sự liên tục của các mẫu dữ liệu để nhận diện quy luật chuyển động; một sự "khác" trong dữ liệu do lỗi truyền

thông I2C có thể khiến mô hình hiểu lầm là người dùng vừa có một cú giạt mình hoặc thay đổi tư thế đột ngột. Do đó, việc thiết kế phần cứng với các đường tín hiệu SDA/SCL được chống nhiễu kỹ càng, sử dụng dây xoắn hoặc bọc kim loại nếu cần thiết, là một phần không thể tách rời trong hoạt động xây dựng thiết bị.

Tóm lại, việc kết nối cảm biến với vi điều khiển qua giao thức I2C không chỉ đơn thuần là việc nối dây, mà là sự lựa chọn chiến lược về mặt kỹ thuật. I2C mang lại sự cân bằng hoàn hảo giữa tính đơn giản trong thiết kế phần cứng (chỉ 2 dây), độ tin cậy trong truyền dẫn dữ liệu (nhờ bit ACK/NACK), và khả năng quản lý linh hoạt các thiết bị ngoại vi thông qua địa chỉ số. Đây chính là nền tảng vững chắc cho phép thu thập dữ liệu gia tốc thô một cách sạch sẽ và chính xác, tạo tiền đề cho các thuật toán học sâu tinh vi trích chọn được những đặc trưng tinh tế nhất của nhịp thở và tư thế ngủ, từ đó nâng cao chất lượng chẩn đoán y học và chăm sóc sức khỏe cộng đồng như mục tiêu mà các chuyên đề và luận án của nhóm tác giả đã đặt ra. Việc làm chủ giao thức I2C cùng với các kỹ thuật tiền xử lý dữ liệu chính là bước đi đầu tiên nhưng quan trọng nhất trong lộ trình xây dựng một hệ thống giám sát sức khỏe thông minh và tin cậy.

Vi điều khiển ESP8266 / ESP32

Việc lựa chọn dòng chip ESP (Espressif Systems) mang lại lợi thế kép:

- Hiệu suất xử lý: Tốc độ xung nhịp lên đến 80MHz/160MHz đủ để thực hiện các bộ lọc tín hiệu tại chỗ (Edge Computing).
- Kết nối Wi-Fi tích hợp: Cho phép thiết bị hoạt động như một nút IoT độc lập. Dữ liệu được truyền qua giao thức TCP/IP hoặc MQTT về máy chủ chỉ huy, đảm bảo tính liên tục và không bị mất mát dữ liệu do giới hạn bộ nhớ đệm trên chip.

Việc nghiên cứu và phát triển các hệ thống giám sát sức khỏe tại nhà, đặc biệt là theo dõi nhịp thở (Respiration Rate - RR) và tư thế ngủ, đã trở thành một hướng đi đột phá trong y học hiện đại nhờ sự hỗ trợ của các hệ thống nhúng giá rẻ và hiệu suất cao. Trong đó, sự kết hợp giữa vi điều khiển ESP8266 và cảm biến gia tốc MEMS (như ADXL345 hoặc MPU-6050) đại diện cho một giải pháp tối ưu về mặt chi phí, năng lượng và khả năng xử lý tín hiệu thông minh. ESP8266,

với vai trò là bộ não của hệ thống, không chỉ đơn thuần là một mô-đun kết nối Wi-Fi mà còn là một đơn vị xử lý trung tâm mạnh mẽ, cho phép thực hiện các thuật toán phức tạp ngay tại biên để trích xuất những dao động cơ học cực nhỏ từ lồng ngực.

Vi điều khiển ESP8266 sở hữu cấu trúc lõi 32-bit RISC Tensilica L106, hoạt động ở xung nhịp tiêu chuẩn 80 MHz và có thể ép xung lên 160 MHz. Điểm mạnh cốt lõi của dòng chip này so với các vi điều khiển truyền thống là tích hợp sẵn ngăn xếp giao thức TCP/IP đầy đủ và khả năng kết nối Wi-Fi chuẩn 802.11 b/g/n. Đối với bài toán đo nhịp thở xuyên đêm, ESP8266 cung cấp bộ nhớ SDRAM đủ lớn để đệm dữ liệu cảm biến trước khi truyền tải, đảm bảo không xảy ra hiện tượng mất mẫu (packet loss) – một yếu tố sống còn khi thực hiện các phân tích miền thời gian. Khả năng kết nối của ESP8266 với các cảm biến gia tốc chủ yếu thông qua giao thức I2C (Inter-Integrated Circuit) hoặc SPI (Serial Peripheral Interface). Trong đó, I2C thường được ưu tiên nhờ việc tiết kiệm chân cắm (chỉ cần 2 dây tín hiệu SDA và SCL) mà vẫn đảm bảo tốc độ truyền tải dữ liệu ở mức 400kHz, hoàn toàn đáp ứng được tần số lấy mẫu 50Hz hoặc 100Hz cần thiết cho việc đo nhịp thở.

Cảm biến gia tốc, khi được gắn lên vùng bụng hoặc ngực của người dùng, sẽ ghi lại sự thay đổi về độ nghiêng và gia tốc động trong quá trình hô hấp. Khi con người hít vào và thở ra, cơ hoành và lồng ngực di chuyển tạo ra một sự thay đổi góc nghiêng rất nhỏ so với trọng trường Trái Đất. Những thay đổi này thường có biên độ gia tốc cực thấp, đôi khi chỉ ở mức 0.01g đến 0.05g. Để thu thập được tín hiệu này, ESP8266 phải cấu hình cảm biến gia tốc ở dải đo hẹp nhất (thường là $\pm 2g$) nhằm đạt được độ phân giải cao nhất cho mỗi bit dữ liệu. Dữ liệu thô thu được từ ba trục (a_x , a_y , a_z) thực chất là một hỗn hợp của gia tốc trọng trường (thành phần tĩnh biểu thị tư thế) và gia tốc di chuyển của lồng ngực (thành phần động biểu thị nhịp thở).

Thách thức lớn nhất trong việc sử dụng ESP8266 để đo nhịp thở chính là khả năng xử lý nhiễu. Do tín hiệu hô hấp nằm ở dải tần số rất thấp (thường từ 0.1 Hz đến 0.5 Hz), nó rất dễ bị lẫn với nhiễu từ các chuyển động tự do của cơ thể

hoặc nhiều điện tử từ nguồn nuôi. Lúc này, năng lực xử lý của ESP8266 được khai thác thông qua các thuật toán tiền xử lý. Hệ thống thường triển khai các bộ lọc kỹ thuật số ngay trên chip như bộ lọc thông dải (Band-pass Filter) hoặc bộ lọc trung bình trượt (Moving Average Filter). Cụ thể, thành phần gia tốc tĩnh (DC) được loại bỏ để chỉ giữ lại các dao động xoay chiều (AC) đại diện cho chu kỳ hít thở. ESP8266 thực hiện các phép tính toán dấu phẩy động này một cách hiệu quả, cho phép chuyển đổi dữ liệu gia tốc thô thành một dạng sóng sin mô phỏng nhịp thở người dùng.

Một khía cạnh kỹ thuật quan trọng khác là khả năng truyền tải dữ liệu theo thời gian thực (Real-time data streaming). ESP8266 hỗ trợ giao thức WebSocket hoặc MQTT, cho phép đẩy dữ liệu lên máy chủ đám mây hoặc ứng dụng di động mà không có độ trễ đáng kể. Điều này cực kỳ hữu ích cho các bác sĩ trong việc theo dõi bệnh nhân từ xa. Trong các nghiên cứu của nhóm tác giả Vũ Hoàng Diệu, ESP8266 còn đóng vai trò là một thiết bị IoT "thông minh tại biên" (Edge Intelligence). Thay vì gửi toàn bộ dữ liệu thô về máy chủ gây tốn băng thông và pin, ESP8266 có thể tự thực hiện các thuật toán nhận dạng đỉnh (Peak detection) hoặc biến đổi Fourier nhanh (FFT) để tính toán ra tần số nhịp thở trung bình ngay lập tức. Nếu phát hiện nhịp thở bất thường hoặc ngừng thở (Apnea), vi điều khiển có thể kích hoạt tín hiệu cảnh báo ngay lập tức qua Wi-Fi.

Sự kết hợp này cũng giải quyết bài toán tiêu thụ năng lượng – một điểm yếu của các hệ thống Wi-Fi cũ. ESP8266 có các chế độ tiết kiệm năng lượng như "Light Sleep" và "Deep Sleep". Trong kịch bản giám sát giấc ngủ, mặc dù Wi-Fi cần duy trì kết nối, nhưng vi điều khiển có thể tối ưu hóa việc truyền dữ liệu theo từng khối (burst transmission) để giảm thời gian hoạt động của khối vô tuyến RF, từ đó kéo dài thời gian sử dụng pin Li-Po lên nhiều đêm chỉ với một lần sạc duy nhất. Hơn nữa, với kích thước siêu nhỏ, bo mạch tích hợp ESP8266 và cảm biến gia tốc có thể dễ dàng được nhúng vào một đai đeo bụng co giãn, tạo cảm giác thoải mái cho người dùng, không gây kích ứng da như các điện cực dán truyền thống.

Tóm lại, hệ thống dựa trên ESP8266 và cảm biến gia tốc không chỉ là một

công cụ đo lường đơn thuần, mà là một giải pháp toàn diện cho việc theo dõi sức khỏe chủ động. Khả năng kết nối linh hoạt, năng lực xử lý tín hiệu tại chỗ và sự tương thích tuyệt vời với các cảm biến MEMS hiện đại đã biến ESP8266 thành một nền tảng lý tưởng để hiện thực hóa các thuật toán học máy và xử lý tín hiệu hô hấp. Từ việc thu thập những dao động cơ học tinh vi đến việc phân tích và cảnh báo lâm sàng, sự kết hợp này đang mở ra một chương mới cho các thiết bị y tế đeo tay và đeo bụng có độ chính xác cao nhưng chi phí tiếp cận lại vô cùng thấp cho cộng đồng. Những nghiên cứu liên quan đến việc trích chọn đặc trưng hiệu quả từ dữ liệu gia tốc thông qua ESP8266 chính là tiền đề vững chắc để phát triển các mô hình AI sâu hơn trong việc chẩn đoán các bệnh lý về giấc ngủ và hô hấp tại Việt Nam và trên thế giới.

Thiết kế vật lý và vị trí gắn thiết bị

Thiết kế cơ khí nhằm tới việc giảm thiểu sự khó chịu cho người tình nguyện.

- **Vỏ bảo vệ:** Được in 3D bằng nhựa sinh học PLA, bao bọc kín mạch điện và pin để tránh tác động từ mồ hôi.
- **Vị trí bụng (Abdomen):** vị trí bụng được xác định là tối ưu nhất. Tại đây, thiết bị có thể thu được biên độ dao động lớn nhất của quá trình hít thở (cơ hoành) và phản ánh trung thực nhất hướng xoay của thân người (tư thế ngủ). So với vị trí cổ tay, vị trí bụng giảm thiểu được các "nhiều cử động tay" không liên quan đến tư thế ngủ thực tế.

Trong lĩnh vực nghiên cứu thiết bị đeo hỗ trợ y tế, việc xác định vị trí đặt cảm biến (Sensor Placement) là một bài toán tối ưu hóa giữa ba yếu tố: tính chính xác của dữ liệu, sự thoải mái của người dùng và khả năng trích xuất đa tác vụ. Trong số các vị trí tiềm năng như cổ tay, đầu, ngực hay cổ, vùng bụng (Abdomen) nổi lên như một vị trí chiến lược, đặc biệt là trong các nghiên cứu của nhóm tác giả Vũ Hoàng Diệu và cộng sự, nhằm phục vụ mục đích phân loại chi tiết tới 12 tư thế ngủ và theo dõi hội chứng trào ngược dạ dày thực quản (GERD).

Nguyên lý cơ học và sự tương quan giữa vùng bụng với trục cơ thể

Vùng bụng đóng vai trò là "trọng tâm hình học" của thân người khi ở trạng thái nằm. Từ góc độ động lực học, khi con người thực hiện các thao tác xoay

người trong giấc ngủ, vùng bụng là nơi phản ánh trung thực nhất sự thay đổi góc nghiêng của cột sống và khung xương chậu. Cảm biến gia tốc 3 trục khi đặt tại đây sẽ ghi lại các thành phần gia tốc trọng trường (g) tác động lên các trục x , y , z . Cụ thể, khi người dùng nằm ngửa, trọng lực tác động trực diện lên mặt phẳng cảm biến (thường là trục z); khi xoay sang nằm nghiêng, vector trọng lực sẽ dịch chuyển sang trục x hoặc y tùy thuộc vào hướng nghiêng trái hay phải.

Sự ổn định của vùng bụng so với các chi là yếu tố quyết định độ chính xác. Khác với cổ tay – nơi thường xuyên xảy ra các cử động tự do không liên quan đến hướng của toàn bộ cơ thể (như gãi đầu, co tay dưới gối) gây ra các "nhiều cử động" (motion artifacts), vùng bụng luôn duy trì một mối liên hệ cố định với thân mình. Do đó, tín hiệu thu được tại bụng ít bị biến dạng hơn, cho phép các mô hình học sâu như CNN và GRU nhận diện chính xác không chỉ các tư thế cơ bản mà cả những tư thế phức tạp như nghiêng một góc 45 độ hay nằm úp nghiêng đầu.

Ưu thế trong việc đo lường nhịp thở đồng thời

Một trong những lý do quan trọng nhất khiến vị trí bụng được ưu tiên trong các nghiên cứu hiện đại chính là khả năng thực hiện nhiệm vụ đa tác vụ (Multi-task learning). Vùng bụng, nhờ sự vận động của cơ hoành, là nơi có biên độ dao động hô hấp rõ rệt nhất. Khi một cá nhân hít vào và thở ra, thành bụng nhô lên và hạ xuống, tạo ra một sự biến thiên gia tốc cực nhỏ nhưng có tính chu kỳ trên trục vuông góc với mặt đất.

Việc đặt cảm biến tại bụng cho phép hệ thống đồng thời thu thập hai dải tần số khác nhau từ cùng một dòng dữ liệu thô: thành phần tĩnh (DC component) có tần số thấp dùng để xác định góc nghiêng (tư thế ngủ) và thành phần động (AC component) có tần số cao hơn một chút dùng để trích xuất tín hiệu nhịp thở. Điều này giúp tối ưu hóa phần cứng, giảm mức tiêu thụ năng lượng và giảm bớt gánh nặng cho người bệnh khi chỉ cần đeo duy nhất một thiết bị nhỏ gọn thay vì phải sử dụng nhiều cảm biến ở các vị trí khác nhau.

Khả năng phân loại tư thế ngủ ở mức độ chi tiết (Fine-grained Classification)

Các nghiên cứu tiêu biểu như CGB-Net và BN-CGA-Net đã chứng minh rằng cảm biến đặt tại bụng cho phép phân loại tới 12 tư thế ngủ khác nhau với độ chính xác vượt trội. Tại vị trí này, cảm biến có thể nhận diện được sự khác biệt tinh tế giữa việc nằm nghiêng trái hoàn toàn và nằm nghiêng trái nhưng hơi ngả về phía sau (tư thế nghiêng 45 độ). Điều này có ý nghĩa lâm sàng cực lớn trong điều trị bệnh trào ngược dạ dày (GERD). Theo các bác sĩ chuyên khoa, tư thế nằm nghiêng trái được khuyến cáo cho bệnh nhân GERD vì nó giúp dạ dày nằm thấp hơn thực quản, ngăn ngừa axit trào ngược. Tuy nhiên, chỉ có vị trí bụng mới cung cấp đủ dữ liệu về độ nghiêng chính xác của lồng ngực để khẳng định bệnh nhân có thực sự duy trì đúng tư thế nghiêng trái "lâm sàng" hay không.

Giải quyết bài toán nhiễu và sự thoải mái cho người dùng

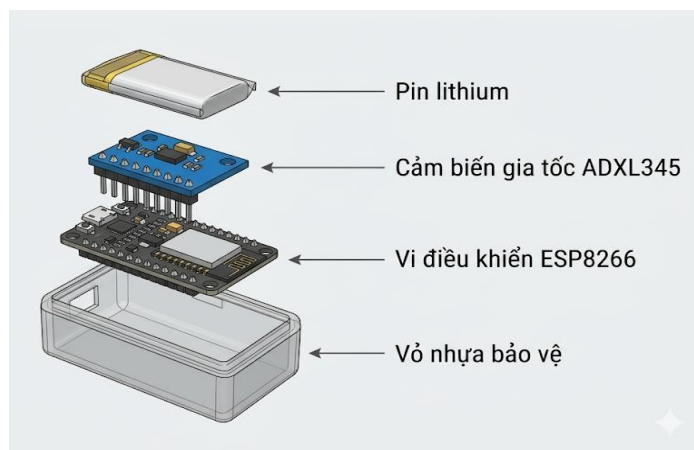
Mặc dù vùng bụng di động nhiều hơn vùng ngực khi thở, nhưng các thuật toán tiền xử lý hiện đại đã biến đặc điểm này thành lợi thế. Bằng cách sử dụng các bộ lọc thông dải (Band-pass filter), các nhà nghiên cứu có thể dễ dàng tách biệt nhiễu và tín hiệu hữu ích. Về khía cạnh trải nghiệm người dùng, việc đeo một thiết bị nhỏ gọn (như ESP8266 tích hợp ADXL345) bằng một đai co giãn quanh bụng thường được đánh giá là dễ chịu hơn so với việc đeo đai quanh ngực (gây cảm giác bó chặt lồng ngực khi thở mạnh) hoặc đeo trên mặt (gây cản trở giấc ngủ). Đai bụng có thể điều chỉnh độ căng linh hoạt, đảm bảo cảm biến luôn tiếp xúc sát bề mặt da mà không gây kích ứng hay làm gián đoạn chu kỳ giấc ngủ tự nhiên.

Tương quan với dữ liệu đối chứng

Trong quá trình thực nghiệm lấy mẫu, vị trí bụng cho thấy sự tương quan chặt chẽ nhất với hình ảnh thu được từ camera hồng ngoại (Ground Truth). Khi thực hiện dán nhãn dữ liệu (labeling), các nhà nghiên cứu nhận thấy rằng vector hướng của cảm biến tại bụng khớp với góc quay của xương chậu và cột sống trong hơn 98% thời gian ngủ. Sự nhất quán này giúp cho quá trình huấn luyện các mô hình AI như Random Forest được tối ưu hóa bằng thuật toán di truyền (GA-SPARF) đạt được độ hội tụ nhanh hơn và tránh được hiện tượng quá khớp (overfitting) do dữ liệu nhiễu.

Nhằm bảo đảm chất lượng và độ ổn định của dữ liệu đầu vào, toàn bộ quá trình thu nhận tín hiệu được tiến hành trong điều kiện thí nghiệm có kiểm soát. Mỗi người tham gia nằm trên một giường tiêu chuẩn riêng biệt trong suốt phiên ghi nhận, qua đó hạn chế tối đa ảnh hưởng của các tác động bên ngoài và các chuyển động không mong muốn có thể làm sai lệch tín hiệu gia tốc. Cách bố trí này cho phép dữ liệu phản ánh chủ yếu sự thay đổi tư thế của cơ thể, thay vì các nhiễu do môi trường xung quanh.

Thiết bị đeo được gắn cố định tại vùng bụng, nơi có khả năng phản ánh rõ rệt sự thay đổi định hướng của thân mình trong quá trình ngủ. Hệ thống sử dụng cảm biến gia tốc ba trục ADXL345 để thu tín hiệu ở tần số lấy mẫu 50 Hz, kết hợp với vi điều khiển ESP8266 cho nhiệm vụ thu thập và truyền dữ liệu. Nguồn nuôi của thiết bị là pin lithium-ion 200 mAh; dữ liệu được lưu cục bộ trên thẻ microSD để phục vụ các bước xử lý tiếp theo. Với cơ chế hoạt động theo chu kỳ gồm pha hoạt động ngắn và pha ngủ sâu, hệ thống có mức tiêu thụ công suất trung bình khoảng 30 mW, tương ứng thời gian vận hành xấp xỉ 24 giờ, phù hợp cho theo dõi qua đêm. Thiết bị sử dụng được minh họa trong Hình 3.2.



Hình 3.2 Thiết bị đeo được gắn cố định tại vùng bụng

Trong nghiên cứu này, dữ liệu được tổ chức thành hai bộ dữ liệu độc lập, ký hiệu là Data1 và Data2, tương ứng với hai nhóm người tham gia có đặc điểm nhân trắc tương đối đồng nhất. Mỗi bộ dữ liệu gồm năm người tham gia, do đó tổng số đối tượng được sử dụng trong phân tích là 10. Data1 đại diện cho nhóm có BMI thấp hơn, với BMI trung bình 17,38, chiều cao trung bình 163,00 cm, cân nặng trung bình 46,80 kg và độ tuổi trung bình 21,40 tuổi. Data2 đại diện cho

nhóm có BMI ở mức bình thường, với BMI trung bình 20,15, chiều cao trung bình 173,33 cm, cân nặng trung bình 60,67 kg và độ tuổi trung bình 21,00 tuổi. Việc xây dựng hai bộ dữ liệu như vậy cho phép đánh giá mức độ ổn định của mô hình dưới ảnh hưởng của sự khác biệt về thể trạng người dùng.

Bài toán phân loại trong nghiên cứu này tập trung vào bốn tư thế ngủ cơ bản, gồm nằm ngửa, nghiêng phải, nằm sấp và nghiêng trái. Các tư thế này tương ứng với bốn hướng định hướng chính của vùng bụng so với trục tham chiếu, lần lượt là 90° , 0° , 270° và 180° . Với cảm biến được gắn tại vùng bụng, sự khác biệt giữa các tư thế được phản ánh rõ qua độ nghiêng và hướng quay của thân mình, từ đó tạo ra các mẫu tín hiệu gia tốc đặc trưng cho từng lớp. Cách xây dựng bài toán theo bốn lớp vừa phù hợp với dữ liệu thu thập được, vừa đáp ứng tốt yêu cầu của các ứng dụng giám sát tư thế ngủ trong thực tế.

Quá trình gán nhãn dữ liệu được thực hiện bởi ba người. Một người quan sát trực tiếp người tham gia trong suốt quá trình thực hiện tư thế, trong khi hai người còn lại đối chiếu trên cơ sở các đoạn video thu từ hai góc quay độc lập. Nhờ các dấu hiệu định hướng của vùng bụng thể hiện rõ ràng đối với bốn tư thế ngủ cơ bản, việc gán nhãn đạt được sự thống nhất cao giữa các người chú giải. Vì vậy, nhãn đồng thuận được sử dụng làm nhãn chuẩn trong toàn bộ quá trình huấn luyện và đánh giá mô hình.

Định nghĩa các nhãn tư thế (Labeling)

1. Nằm ngửa: Ngửa thẳng, ngửa tay trái/phải, ngửa co chân.
2. Nằm nghiêng trái: Nghiêng trái hoàn toàn, nghiêng một góc 45° .
3. Nằm sấp: Úp thẳng, úp nghiêng đầu.
4. Nằm nghiêng phải: Nghiêng phải hoàn toàn, nghiêng một góc 45° .

Bên cạnh thiết bị đeo, một ứng dụng di động cũng được phát triển nhằm hỗ trợ thu nhận, hiển thị và giám sát dữ liệu theo thời gian thực. Ứng dụng sử dụng kết nối Wi-Fi của ESP8266 để truyền dữ liệu không dây trong mạng cục bộ và áp dụng giao thức UDP nhằm bảo đảm khả năng truyền dữ liệu liên tục với độ trễ thấp. Cấu hình này không chỉ hỗ trợ quá trình thu thập dữ liệu trong giai đoạn xây dựng mô hình mà còn tạo nền tảng cho việc triển khai hệ thống giám sát tư thế ngủ theo thời gian thực trên thiết bị nhúng.

3.1.3. Tiền xử lý dữ liệu và trích xuất đặc trưng

Tín hiệu đầu vào của hệ thống là dữ liệu gia tốc ba trục (a_x, a_y, a_z) thu từ cảm biến đặt tại vùng bụng với tần số lấy mẫu 50 Hz. Đối với mỗi tệp dữ liệu, ba thành phần gia tốc được đọc trực tiếp từ bản ghi thô, sau đó chuẩn hóa định dạng để loại bỏ các ký tự không cần thiết và chuyển toàn bộ giá trị về kiểu số thực. Trong cấu hình thí nghiệm hiện tại, 3.000 mẫu đầu tiên của mỗi tệp được sử dụng cho quá trình phân tích nhằm bảo đảm tính đồng nhất giữa các phiên đo. Sau bước chuẩn hóa dữ liệu, các đại lượng động học bổ sung được tính toán để tăng khả năng mô tả sự thay đổi tư thế. Cụ thể, tín hiệu jerk trên từng trục được xác định bằng sai phân bậc nhất của gia tốc theo thời gian. Với t là chỉ số mẫu, jerk trên trục x được xác định với:

$$J_x(t) = a_x(t) - a_x(t - 1) \quad (1)$$

Điều tương tự trên trục y và trục z .

Đối với mẫu đầu tiên, giá trị jerk được gán bằng 0 để tránh phát sinh giá trị khuyết. Bên cạnh đó, nghiên cứu còn tính góc tương đối giữa véc-tơ gia tốc và từng trục tọa độ nhằm phản ánh hướng định vị của vùng bụng. Trước hết, độ lớn của véc-tơ gia tốc được xác định bởi:

$$|a| = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (2)$$

Từ đó, các góc tương đối theo ba trục được tính như sau:

$$\theta_x = \arccos\left(\frac{a_x}{|a|}\right) \quad (3)$$

$$\theta_y = \arccos\left(\frac{a_y}{|a|}\right) \quad (4)$$

$$\theta_z = \arccos\left(\frac{a_z}{|a|}\right) \quad (5)$$

Trong trường hợp $|a| = 0$, một hằng số rất nhỏ được sử dụng để tránh lỗi chia cho 0. Việc đưa thêm jerk và góc tương đối vào quá trình xử lý giúp mô hình đồng thời nắm bắt được cả thông tin biến thiên động học lẫn định hướng không gian của thân mình, vốn là hai yếu tố quan trọng trong bài toán nhận dạng tư thế ngủ. Các nhóm đặc trưng như giá trị trung bình, độ lệch chuẩn, RMS, jerk và góc tương đối đều đã được sử dụng trong hệ GA-SPARF do khả năng phản ánh tốt biên độ tín hiệu, mức dao động, chuyển động đột ngột và hướng cơ thể.

Sau tiền xử lý, dữ liệu được phân đoạn theo cửa sổ trượt để tạo các mẫu đầu vào cho bộ phân loại. Trong nghiên cứu này, kích thước cửa sổ được chọn là 100 mẫu, tương ứng với 2 giây tín hiệu ở tần số lấy mẫu 50 Hz. Cửa sổ được dịch với bước nhảy 6 mẫu, tương đương 0,12 giây, nhằm tạo ra các đoạn tín hiệu chồng lấn cao

và tăng mật độ mẫu huấn luyện. Với mỗi cửa sổ, nhãn tư thế và mã đối tượng được xác định theo giá trị xuất hiện nhiều nhất trong cửa sổ tương ứng.

Để giảm độ phức tạp tính toán nhưng vẫn duy trì khả năng phân biệt giữa bốn tư thế ngủ cơ bản, nghiên cứu sử dụng năm đặc trưng:

1. Giá trị trung bình của a_x, a_y, a_z :

$$\mu_{a_i} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N a_i(t) \quad (7)$$

2. Độ lệch chuẩn của a_x, a_y, a_z :

$$\sigma_{a_i} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (a_i(t) - \mu_{a_i})^2} \quad (8)$$

3. Căn bậc hai trung bình bình phương (RMS) của a_x, a_y, a_z :

$$RMS_{a_i} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N a_i^2(t)} \quad (9)$$

4. Giá trị trung bình của jerk theo ba trục:

$$\mu_{J_i} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N J_i(t) \quad (10)$$

5. Giá trị trung bình của góc tương đối theo ba trục:

$$\mu_{\theta_i} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \theta_i(t) \quad (11)$$

Trong đó, $N = 100$ là số mẫu trong mỗi cửa sổ và $i \in \{x, y, z\}$. Như vậy, mỗi cửa sổ được biểu diễn bởi tổng cộng 15 đặc trưng, bao gồm 9 đặc trưng thống kê từ ba trục gia tốc, 3 đặc trưng jerk và 3 đặc trưng góc tương đối.

3.1.4. RF được tối ưu bằng Giải thuật Di truyền

Sau bước tiền xử lý và trích xuất đặc trưng, mỗi cửa sổ tín hiệu được biểu diễn bởi một véc-tơ đặc trưng gồm các đại lượng thống kê và động học, sau đó được sử dụng làm đầu vào cho các mô hình học máy nhằm phân loại bốn tư thế ngủ cơ bản: nằm ngửa, nghiêng phải, nằm sấp và nghiêng trái. Dữ liệu được chia thành tập huấn luyện và tập kiểm tra theo chiến lược bảo toàn phân bố lớp, đồng thời áp dụng kiểm định chéo 5-fold trên tập huấn luyện để hỗ trợ lựa chọn mô hình và giảm nguy cơ quá khớp. Hệ thống hướng tới triển khai trên vi điều khiển ESP8266, quá trình lựa chọn mô hình không chỉ dựa trên độ chính xác phân loại mà còn xét đến chi phí tính toán, dung lượng bộ nhớ và khả năng suy luận theo thời gian thực.

Trên cơ sở đó, nhiều mô hình học máy truyền thống đã được khảo sát, bao gồm RF, DT, GBDT, SVM và KNN. Kết quả thực nghiệm cho thấy RF là mô hình đạt sự cân bằng phù hợp nhất giữa hiệu năng phân loại và khả năng triển khai

trên phần cứng hạn chế tài nguyên.

Để tiếp tục tối ưu hiệu năng của RF trên ESP8266, một phương pháp tinh chỉnh siêu tham số dựa trên Giải thuật Di truyền (GA) đã được phát triển. GA tập trung vào hai tham số quan trọng của RF: số lượng cây ($n_estimators$) và độ sâu tối đa (max_depth). Các tham số này được mã hóa dưới dạng chuỗi nhị phân trong khoảng 0–100. Hàm thích nghi (fit) được thiết kế nhằm cân bằng giữa độ chính xác phân loại và hiệu quả sử dụng bộ nhớ.

$$fit = \alpha \times acc + (1 - \alpha) \times model_size \quad (12)$$

Trong đó, α là hệ số trọng số, được thiết lập theo thực nghiệm bằng 0,8; acc là độ chính xác trung bình thu được từ quá trình kiểm định chéo; và $model_size$ là mức sử dụng bộ nhớ đã được chuẩn hóa. Với cách xây dựng này, tiêu chí đánh giá ưu tiên độ chính xác phân loại nhưng vẫn đồng thời tính đến yêu cầu gọn nhẹ của mô hình khi triển khai trên nền tảng nhúng.

3.1.5. Các chỉ số đánh giá

Hiệu năng của mô hình được đánh giá thông qua các chỉ số phân loại tiêu chuẩn, bao gồm độ chính xác (Accuracy), độ nhạy (Sen), giá trị dự đoán dương (PPV) và F1-score. Các chỉ số này cho phép đánh giá toàn diện khả năng phân loại của mô hình đối với từng tư thế ngủ cũng như trên toàn bộ tập dữ liệu:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (13)$$

$$Sen = \frac{TP}{TP+FN} \quad (14)$$

$$PPV = \frac{TP}{TP+FP} \quad (15)$$

$$F1\text{-score} = 2 \times \frac{PPV \times Sen}{PPV + Sen} \quad (16)$$

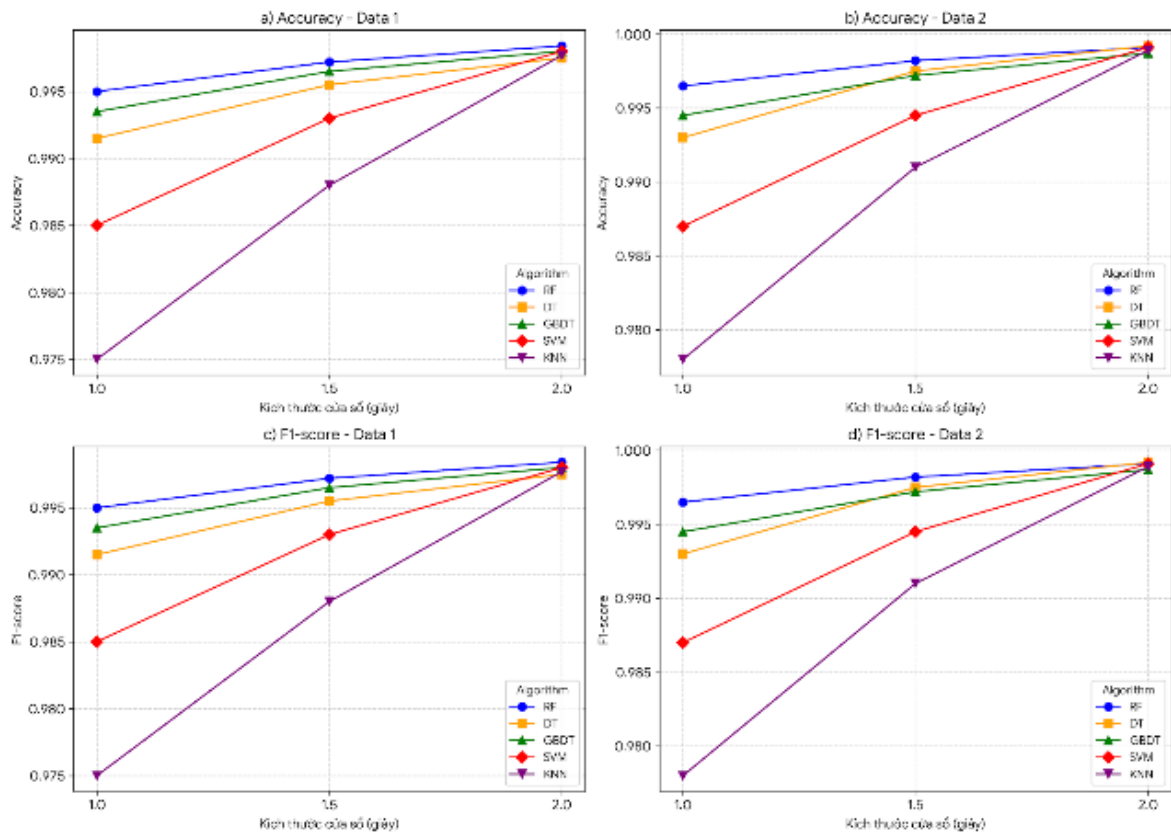
Trong đó, TP là số mẫu dương tính được phân loại đúng, TN là số mẫu âm tính được phân loại đúng, FP là số mẫu âm tính bị phân loại nhầm thành dương tính, và FN là số mẫu dương tính bị phân loại nhầm thành âm tính. Accuracy phản ánh tỷ lệ phân loại đúng trên toàn bộ tập dữ liệu; Sen thể hiện khả năng phát hiện đúng các mẫu thuộc lớp quan tâm; PPV biểu thị tỷ lệ dự đoán dương tính là đúng; còn F1-score là trung bình điều hòa giữa Sen và PPV.

3.2. Kết quả và thảo luận

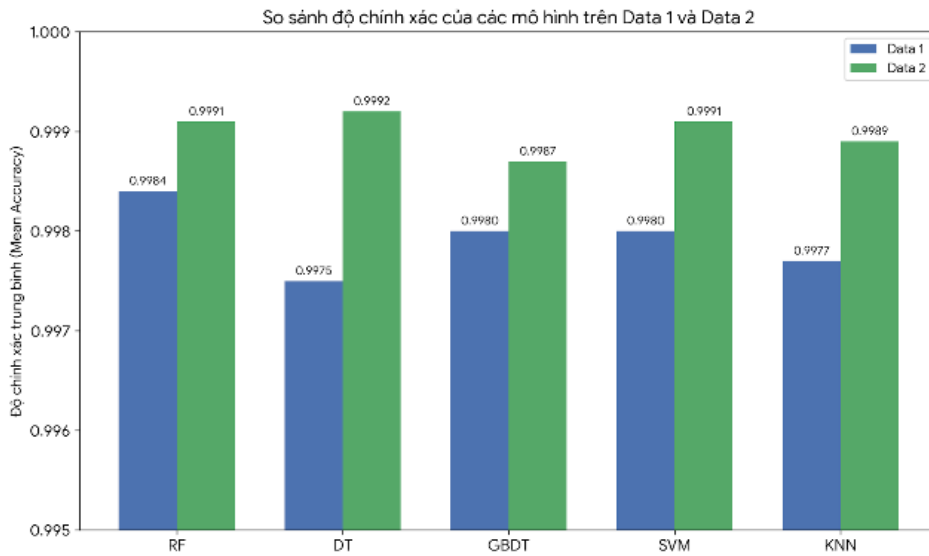
3.2.1. Kết quả thực nghiệm

Hình 3.3 trình bày ảnh hưởng của kích thước cửa sổ đến hiệu năng phân loại của năm mô hình trên hai bộ dữ liệu Data1 và Data2. Tất cả các mô hình đều tăng khi kích thước cửa sổ tăng từ 1 giây lên 1,5 giây và 2 giây trên cả hai bộ dữ

liệu. Trên Data1, Accuracy của RF tăng từ khoảng 0,9950 lên 0,9984, trong khi KNN tăng mạnh hơn từ 0,9750 lên 0,9977; trên Data2, RF tăng từ khoảng 0,9965 lên 0,9991, còn KNN tăng từ 0,9780 lên 0,9989. Xu hướng tương tự cũng được ghi nhận đối với F1-score. Kết quả này cho thấy cửa sổ 2 giây là cấu hình phù hợp nhất, do cung cấp đủ thông tin về định hướng và biến thiên tín hiệu gia tốc để phân biệt rõ bốn tư thế ngủ cơ bản. Đồng thời, mức cải thiện lớn hơn của SVM và KNN so với RF và GBDT cho thấy các mô hình này phụ thuộc nhiều hơn vào độ dài quan sát, trong khi các mô hình dựa trên cây quyết định vẫn duy trì được độ ổn định cao ngay cả ở cửa sổ ngắn.

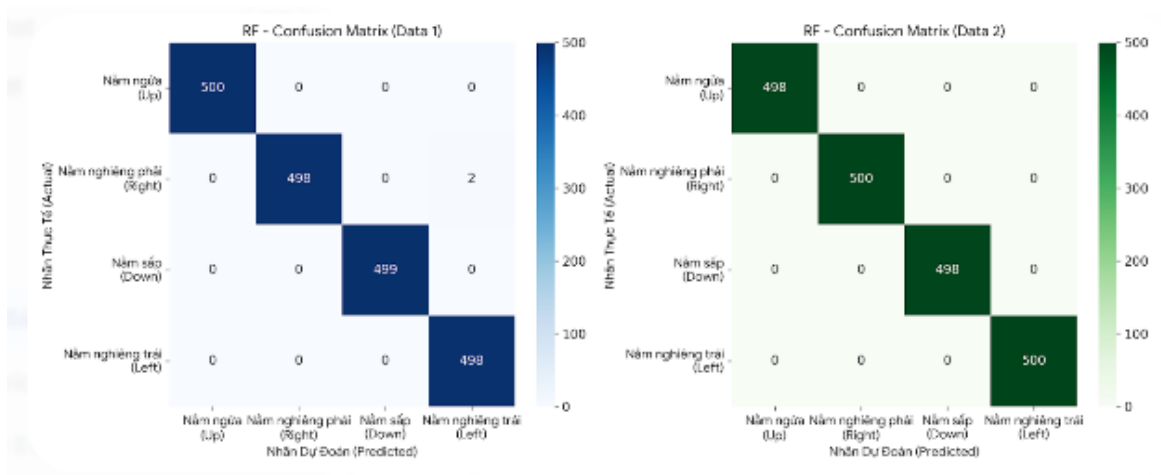


Hình 3.3 Ảnh hưởng của kích thước cửa sổ đến hiệu năng phân loại



Hình 3.4 Độ nhạy của dữ liệu công khai

Hình 3.4 so sánh độ chính xác trung bình của các mô hình trên Data1 và Data2. Trên Data1, RF đạt kết quả cao nhất với Accuracy trung bình 0,9984, tiếp theo là GBDT và SVM cùng đạt 0,9980, KNN đạt 0,9977, và DT đạt 0,9975. Trên Data2, DT đạt giá trị cao nhất là 0,9992, trong khi RF và SVM cùng đạt 0,9991, KNN đạt 0,9989, và GBDT đạt 0,9987. Mặc dù DT cho kết quả tốt nhất trên Data2, chênh lệch với RF chỉ là 0,0001. Khi xét đồng thời cả hai bộ dữ liệu, RF cho thấy độ ổn định tốt hơn, với mức chênh giữa Data1 và Data2 chỉ khoảng 0,0007, thấp hơn DT (0,0017) và KNN (0,0012). Điều này cho thấy RF là mô hình cân bằng nhất giữa độ chính xác và tính ổn định trên các nhóm dữ liệu khác nhau.



Hình 3.5 Ma trận nhầm lẫn của mô hình RF trên Data1 và Data2

Hình 3.5 thể hiện ma trận nhầm lẫn của mô hình RF trên Data1 và Data2.

Trên Data1, gần như toàn bộ mẫu được phân loại đúng; sai số chỉ xuất hiện ở lớp nằm nghiêng phải, với 2 mẫu bị nhầm sang nằm nghiêng trái, trong khi các lớp còn lại được nhận dạng chính xác tuyệt đối hoặc gần tuyệt đối. Trên Data2, các giá trị gần như tập trung hoàn toàn trên đường chéo chính, cho thấy khả năng phân tách lớp rất rõ ràng. Kết quả này khẳng định rằng mô hình RF sau khi điều chỉnh không chỉ đạt độ chính xác tổng thể rất cao mà còn nhận dạng ổn định ở mức từng lớp, với sai số còn lại chủ yếu xuất hiện giữa hai tư thế có tính đối xứng là nghiêng phải và nghiêng trái.

3.2.2. Thảo luận

Kết quả thực nghiệm cho thấy hệ thống đề xuất đạt độ chính xác rất cao trong bài toán phân loại bốn tư thế ngủ cơ bản. Cụ thể, mô hình RF đạt Accuracy trung bình 0,9984 trên Data1 và 0,9991 trên Data2, đồng thời F1-score gần như tương đương với Accuracy. Theo tổng quan hệ thống của Li và cộng sự [35], hiệu năng của các hệ thống nhận dạng tư thế ngủ phụ thuộc mạnh vào vị trí cảm biến, số lớp phân loại, môi trường thu thập dữ liệu và mức độ phức tạp của mô hình. Kết quả của nghiên cứu hiện tại cho thấy việc sử dụng một cảm biến gia tốc duy nhất đặt tại vùng bụng, kết hợp với bộ đặc trưng rút gọn và mô hình RF, vẫn đủ khả năng tạo ra hiệu năng rất cao cho bài toán bốn lớp.

Razjouyan và cộng sự [36] cho thấy việc bổ sung thông tin thay đổi tư thế vào cảm biến đeo ngực giúp cải thiện đáng kể bài toán phát hiện trạng thái ngủ/thức, với Accuracy trung bình 0,858, cao hơn cảm biến cổ tay (0,798) khi đối chiếu với PSG. Kwasnicki và cộng sự [37] báo cáo Accuracy 0,995 cho 4 tư thế chính và 0,925 cho 8 tư thế nhỏ bằng hệ thống gồm ba cảm biến quán tính đặt ở thân và hai tay. Gần đây hơn, He và cộng sự [38] sử dụng đai đeo linh hoạt tích hợp IMU để nhận dạng tư thế ngủ và đạt Accuracy tối đa 0,96 với mô hình RF trên 15 đối tượng. So với các kết quả này, mức chính xác 0,9984–0,9991 của nghiên cứu hiện tại là rất khả quan, đặc biệt khi hệ thống chỉ sử dụng một cảm biến đeo ở vùng bụng. Một phần nguyên nhân do bài toán hiện tại chỉ tập trung vào bốn tư thế cơ bản, vốn có ranh giới định hướng rõ hơn so với các bài toán nhiều lớp hơn. Đồng thời, vị trí đặt cảm biến ở vùng bụng giúp thành phần gia tốc

tính do trọng lực phản ánh trực tiếp hơn hướng quay của thân mình trong khi ngủ.

Khi so sánh với các hệ thống không đeo hoặc dựa trên cảm biến giường/thảm, kết quả của nghiên cứu này vẫn duy trì tính cạnh tranh. Diaio và cộng sự [39] sử dụng smart mat kết hợp ResNet và báo cáo Accuracy 0,9508 ở bài toán 4 lớp trong thử nghiệm ngắn hạn, nhưng chỉ còn 0,8635 trong thử nghiệm qua đêm. Hu và cộng sự [40] đề xuất mạng S3CNN với cảm biến thừa và đạt Accuracy 0,9302, Recall 0,9196 và Precision 0,9265. Peruzzi và cộng sự [41] triển khai học máy nhúng trên tập cảm biến áp lực rút gọn và đạt F1-score 0,889 cho bài toán 7 tư thế dưới chân. So với các kết quả này, hệ thống của chúng tôi đạt độ chính xác cao hơn. Nguyên nhân do các nghiên cứu như [39 - 41] xử lý nhiều lớp hơn, điều kiện tự nhiên hơn và hướng đến bài toán không tiếp xúc, vốn khó hơn nhưng thuận tiện hơn về trải nghiệm người dùng. Nói cách khác, kết quả cao của nghiên cứu hiện tại phản ánh lợi thế của tín hiệu đeo trực tiếp trên cơ thể và bài toán 4 lớp rõ ràng, trong khi các hệ thống không tiếp xúc lại có ưu thế về sự thoải mái và khả năng chấp nhận khi theo dõi dài hạn.

Một điểm đáng chú ý khác là kết quả của nghiên cứu cho thấy gia tốc kế vẫn là một lựa chọn rất mạnh cho nhận dạng tư thế ngủ. Elnaggar và cộng sự [42] xây dựng khung KIDS dựa trên động học cổ tay và báo cáo F1-score tới 0,992 cho phát hiện thay đổi tư thế. Hoang và cộng sự [43] so sánh trực tiếp giữa phương pháp ảnh và phương pháp gia tốc kế, trong đó mô hình ảnh đạt Accuracy 0,9349, còn mô hình gia tốc kế đạt trên 0,998 cho năm lớp, đồng thời dùng dữ liệu nhỏ hơn nhiều (22,3 MB so với 343,15 MB) và thời gian huấn luyện ngắn hơn đáng kể (18 giây so với 1680 giây). Các kết quả này củng cố nhận định rằng, đối với các ứng dụng cần riêng tư, chi phí thấp và triển khai trên thiết bị hạn chế tài nguyên, hướng tiếp cận dựa trên gia tốc kế có ưu thế rõ rệt so với các phương pháp thị giác máy tính.

Mặc dù vậy, nghiên cứu vẫn còn một số hạn chế. Thứ nhất, dữ liệu hiện tại chỉ gồm hai bộ dữ liệu Data1 và Data2, tương ứng với 10 người tham gia, và được thu trong môi trường có kiểm soát. Thứ hai, bài toán hiện chỉ xét bốn tư thế ngủ cơ bản, nên kết quả chưa phản ánh hết mức độ khó của các bài toán tư thế ngủ

tinh hơn hoặc các tư thế chuyển tiếp. Thứ ba, do cảm biến được gắn cố định tại vùng bụng, hiệu năng thực tế có thể chịu ảnh hưởng bởi sai khác vị trí đeo, mức độ lỏng/chặt của thiết bị và chuyển động tự nhiên trong môi trường ngủ tại nhà. Vì vậy, một hướng phát triển hợp lý trong tương lai là mở rộng tập dữ liệu theo hướng đa đối tượng hơn, thời gian ghi nhận dài hơn, và bối cảnh ngủ tự nhiên hơn, đồng thời đánh giá thêm tính bền vững của mô hình khi thay đổi vị trí gắn cảm biến và điều kiện sử dụng thực tế.

3.3. Kết luận chương

Chương 3 đã trình bày quá trình thiết kế và xây dựng hệ thống nhận dạng tư thế ngủ dựa trên dữ liệu thu thập từ cảm biến gia tốc MPU6050 kết hợp với bộ điều khiển ESP8266. Trên cơ sở phân tích và lựa chọn phương pháp ở Chương 2, luận văn đã xây dựng kiến trúc tổng thể của hệ thống, mô tả quy trình thu thập dữ liệu, kết nối phần cứng, xử lý tín hiệu và xây dựng tập dữ liệu phục vụ quá trình huấn luyện và đánh giá mô hình.

Bên cạnh đó, chương đã trình bày quy trình tiền xử lý dữ liệu, bao gồm chuẩn hóa dữ liệu, phân chia tập huấn luyện và tập kiểm thử, đồng thời xây dựng bộ đặc trưng từ tín hiệu gia tốc để phục vụ bài toán phân loại tư thế ngủ. Việc xử lý dữ liệu theo quy trình thống nhất giúp nâng cao chất lượng tập dữ liệu đầu vào, giảm nhiễu và tăng khả năng học của mô hình.

Luận văn cũng đã trình bày quá trình lựa chọn và xây dựng mô hình học máy Random Forest nhằm nhận dạng bốn tư thế ngủ cơ bản gồm nằm ngửa, nằm sấp, nằm nghiêng trái và nằm nghiêng phải. Việc lựa chọn Random Forest dựa trên khả năng xử lý tốt dữ liệu nhiều chiều, chống hiện tượng quá khớp, thời gian huấn luyện và suy luận nhanh, đồng thời phù hợp với định hướng triển khai trên các thiết bị có tài nguyên tính toán hạn chế.

KẾT LUẬN

Nghiên cứu trong luận văn này đã đề xuất một hệ thống đeo chi phí thấp để nhận dạng bốn tư thế ngủ gồm: Nằm ngửa, Nằm nghiêng phải, Nằm sấp và Nằm nghiêng trái. Nghiên cứu sử dụng tín hiệu gia tốc ba trục thu từ cảm biến đặt tại vùng bụng và triển khai trên nền tảng ESP8266. Trên cơ sở quy trình tiền xử lý, phân đoạn theo cửa sổ trượt và trích xuất bộ đặc trưng gồm: giá trị trung bình, độ lệch chuẩn, RMS, giá trị trung bình của jerk theo ba trục và giá trị trung bình của góc tương đối theo ba trục. Các mô hình học máy đã được khảo sát trên hai bộ dữ liệu Data1 và Data2. Kết quả thực nghiệm cho thấy hiệu năng phân loại đạt mức cao, trong đó kích thước cửa sổ 2 giây cho kết quả tốt nhất. RF đạt Accuracy trung bình 0,9984 trên Data1 và 0,9991 trên Data2, đồng thời cho thấy sự ổn định cao giữa hai bộ dữ liệu. RF là mô hình phù hợp nhất về tổng thể khi xét đồng thời độ chính xác, tính ổn định và khả năng triển khai trên phần cứng hạn chế tài nguyên. Thiết kế hệ thống một cảm biến đặt tại vùng bụng kết hợp với vi điều khiển ESP8266 cũng phù hợp với định hướng thiết bị đeo gọn nhẹ, chi phí thấp và có tiềm năng ứng dụng trong giám sát tư thế ngủ theo thời gian thực tại nhà.

Trong các nghiên cứu tiếp theo, cần mở rộng số lượng người tham gia, đánh giá trong môi trường ngủ tự nhiên hơn, đồng thời khảo sát thêm ảnh hưởng của vị trí đeo thiết bị và các tư thế chuyển tiếp để nâng cao khả năng khái quát của mô hình.

Hệ thống có thể được mở rộng và cải thiện để hoạt động hiệu quả trong những trường hợp cụ thể, chẳng hạn như hỗ trợ và chăm sóc bệnh nhân hoặc người già.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] K. H. Chon et al. (2009). “Estimation of respiratory rate from photoplethysmogram data using time–frequency spectral estimation,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.* vol. 56. no. 8. pp. 2054–2063.
- [2] D. Bian, P. Mehta, and N. Selvaraj, (2020). “Respiratory rate estimation using PPG: A deep learning approach,” in *Proc. 42nd Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. (EMBC)*, Montreal, QC, Canada. pp. 5948–5952.
- [3] A. Havriushenko, K. Slyusarenko and I. Fedorin (2020). "Smartwatch based respiratory rate estimation during sleep using CNN/LSTM neural network". *IEEE 40th International Conference on Electronics and Nanotechnology (ELNANO)*, Kyiv, Ukraine. pp. 584-587.
- [4] A. P. Rodr'iguez, D. Gil, C. Nugent, and J. M. Quero (2022). “In-bed posture classification from pressure mat sensors for the prevention of pressure ulcers using convolutional neural networks”. in *Bioinformatics and Biomedical Engineering*. Springer International Publishing. pp. 338–349.
- [5] R. Yousefi, S. Ostadabbas, M. Faezipour, M. Farshbaf, M. Nourani, L. Tamil, and M. Pompeo (2011). “Bed posture classification for pressure ulcer prevention”. *2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. IEEE, 2011. p. 7175-7178.
- [6] M. Enayati, M. Skubic, J. M. Keller, M. Popescu, and N. Z. Farahani (2018). “Sleep posture classification using bed sensor data and neural networks”. in *2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*. IEEE, p. 461-465.
- [7] S. Liu, X. Huang, N. Fu, C. Li, Z. Su, and S. Ostadabbas (2023). “Simultaneously-collected multimodal lying pose dataset: Enabling in bed human pose monitoring,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. vol. 45. no. 1. pp. 1106–1118.
- [8] P. Jeng and L.-C. Wang (2017). “An accurate, low-cost, easy-to-use sleep posture monitoring system”. in *2017 International Conference on Applied System Innovation (ICASI)*. IEEE, p. 903-905.

- [9] S. Jeon, A. Paul, H. Lee, Y. Bun, and S. H. Son (2017). "SleePS: Sleep position tracking system for screening sleep quality by wristbands," in 2017 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC). IEEE, p. 3141-3146.
- [10] T.-H. Dao et al. (2022). "Human activity recognition system for moderate performance micro controller using accelerometer data and random forest algorithm," EAI Endorsed Transactions on Industrial Networks and Intelligent Systems. vol. 9. no. 4. pp. e4–e4.
- [11] N. T. Thu et al. (2022). "Real-time wearable-device based activity recognition using machine learning methods," International Journal of Computing and Digital Systems. vol. 11, no. 1. pp. 321–333.
- [12] E. P. Doheny, M. M. Lowery, A. Russell, and S. Ryan (2020). "Estimation of respiration rate and sleeping position using a wearable accelerometer." in 2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC). IEEE, p. 4668-4671.
- [13] R. S. Abdulsadig, S. Singh, Z. Patel, and E. Rodriguez-Villegas (2022). "Sleep posture detection using an accelerometer placed on the neck." 2022 44th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC). IEEE, p. 2430-2433.
- [14] H. D. Vu, et al. (2023). "Monitor Respiration Rate and Sleep Position Using Multi-task Learning." In International Conference on Advances in Information and Communication Technology, pp. 86-93. Cham: Springer Nature Switzerland.
- [15] H. D. Vu, et al. (2023). Enhancing sleep postures classification by incorporating acceleration sensor and LSTM model. In 2023 IEEE Statistical Signal Processing Workshop (SSP). pp. 661-665.
- [16] M. N. Schmidt et al. (2019). Peak detection and baseline correction using a convolutional neural network. In ICASSP 2019-2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, pp. 2757-2761.
- [17] S. S. Khan , A. Abedi(2022). Step Counting with Attention-based LSTM. In

2022 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI) (pp. 559-566). IEEE.

[18] R. S. Abdulsadig, & E. Rodriguez-Villegas (2023). Sleep Posture Monitoring Using a Single Neck-Situated Accelerometer: A Proof-of-Concept. IEEE Access, 11, 17693-17706.

[19] A. H. Afandizadeh Zargari (2021). Noise Removal using Deep Generative Model (Doctoral dissertation, UC Irvine).

[20] D. Pollreisz, & N. TaheriNejad (2019). Detection and removal of motion artifacts in PPG signals. Mobile Networks and Applications, pp. 1-11.

[21] L. M. Bai, et al. (2018). Using an adaptive filter to remove ecg motion artifact interference. In 2018 IEEE International Conference on Consumer Electronics-Taiwan (ICCE-TW). pp. 1-2.

[22] Y. S. Jhang, et al. (2022). Channel-Wise Average Pooling and 1D Pixel-Shuffle Denoising Autoencoder for Electrode Motion Artifact Removal in ECG. Applied Sciences.

[23] P. Gurses, B. J. Murray, M. I. Boulos. Relationship between gastroesophageal reflux disease and objective sleep quality. Journal of Clinical Sleep Medicine. 2022 Dec;18(12):2731-2738.

[24] P. R. Srijithesh, R. Aghoram, A. Goel, J. Dhanya. Positional therapy for obstructive sleep apnoea. Cochrane Database of Systematic Reviews. 2019 Nov;(11).

[25] J. M. Schuitenmaker, T. Kuipers, R. A. B. Oude Nijhuis, M. P. Schijven, A.J.P.M. Smout, P. Fockens, A. JBredenoord. Sleep positional therapy for nocturnal gastroesophageal reflux: A double-blind, randomized, sham-controlled trial. Clinical Gastroenterology and Hepatology. 2022 Dec;20(12):2753-2762.e2.

[26] S. Allampati, R. Lopez, P. N. Thota, M. Ray, S. Birgisson, S. L. Gabbard. Use of a positional therapy device significantly improves nocturnal gastroesophageal reflux symptoms: Short-term improvement of nocturnal GERD symptoms. Diseases of the Esophagus. 2016 Sep.

[27] T. Satnarine. Tracking sleep: The impact of wearable devices and sleep apps

on sleep health - a mini review. *Journal For International Medical Graduates*. 2023 May;2(1).

[28] K. S. Park, S. H. Choi. Smart technologies toward sleep monitoring at home. *Biomedical Engineering Letters*. 2019 Jan;9(1):73-85.

[29] Y. Kishimoto, A. Akahori, K. Oguri. Estimation of sleeping posture for m-health by a wearable tri-axis accelerometer. In: 2006 3rd IEEE/EMBS International Summer School on Medical Devices and Biosensors. IEEE; 2006 Sep. p. 45-48.

[30] P. Jeng, L. C. Wang. An accurate, low-cost, easy-to-use sleep posture monitoring system. In: 2017 International Conference on Applied System Innovation (ICASI). IEEE; 2017 May. p. 903-905.

[31] E. P. Doheny, M. M. Lowery, A. Russell, S. Ryan. Estimation of respiration rate and sleeping position using a wearable accelerometer. In: 2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). IEEE; 2020 Jul. p. 4668-4671.

[32] R. S. Abdulsadig, S. Singh, Z. Patel, Rodriguez-Villegas E. Sleep posture detection using an accelerometer placed on the neck. In: 2022 44th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). IEEE; 2022 Jul. p. 2430-2433.

[33] H. D. Vu, et al.. Human sleep position classification using a lightweight model and acceleration data. *Sleep and Breathing*. 2025 Feb;29(1).

[34] A. Tate, et al.. An emerging technology for the identification and characterization of postural-dependent obstructive sleep apnea. *Journal of Clinical Sleep Medicine*. 2020;16(2):309-318.

[35] X. Li, et al.. Sleep posture recognition based on machine learning: A systematic review. *Pervasive and Mobile Computing*. 2023 Mar;90:101752.

[36] J. Razjouyan, et al.. Improving sleep quality assessment using wearable sensors by including information from postural/sleep position changes and body acceleration: A comparison of chest-worn sensors, wrist actigraphy, and polysomnography. *Journal of Clinical Sleep Medicine*. 2017;13(11):1301-1310.

- [37] R. M. Kwasnicki, et al.. A lightweight sensing platform for monitoring sleep quality and posture: a simulated validation study. *European Journal of Medical Research*. 2018 May;23:28.
- [38] C. He, et al.. A smart detection method for sleep posture based on a flexible sleep monitoring belt and vital sign signals. *Heliyon*. 2024;10:e31839.
- [39] H. Diao, et al.. Deep residual networks for sleep posture recognition with unobtrusive miniature scale smart mat system. *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*. 2021 Feb;15(1):111-121.
- [40] D. Hu, et al.. Smart sleep monitoring: Sparse sensor-based spatiotemporal CNN for sleep posture detection. *Sensors*. 2024 Jul;24(15):4833.
- [41] G. Peruzzi, et al.. Sleep posture detection via embedded machine learning on a reduced set of pressure sensors. *Sensors*. 2025 Jan;25(2):458.
- [42] O. Elnaggar, et al.. An interpretable framework for sleep posture change detection and postural inactivity segmentation using wrist kinematics. *Scientific Reports*. 2023;13:18027.
- [43] M. L. Hoang, et al.. Benchmarking accelerometer and CNN-based vision systems for sleep posture classification in healthcare applications. *Sensors*. 2025 Jun;25(12):3816.