

**ĐẠI HỌC QUỐC GIA HÀ NỘI  
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ**



**Trần Hữu Nam**

**XÂY DỰNG HỆ THỐNG THU THẬP VÀ PHÂN  
LOẠI TƯ THẾ NGỦ SỬ DỤNG CẢM BIẾN GIA  
TỐC VÀ MÔ HÌNH HỌC MÁY GỌN NHẸ  
TRIỂN KHAI TRÊN THIẾT BỊ BIÊN**

**LUẬN VĂN THẠC SĨ**

**HÀ NỘI - 2025**

ĐẠI HỌC QUỐC GIA HÀ NỘI  
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ

Trần Hữu Nam

XÂY DỰNG HỆ THỐNG THU THẬP VÀ PHÂN  
LOẠI TƯ THẾ NGỦ SỬ DỤNG CẢM BIẾN GIA  
TỐC VÀ MÔ HÌNH HỌC MÁY GỌN NHẸ  
TRIỂN KHAI TRÊN THIẾT BỊ BIÊN

Ngành: Điện tử viễn thông  
Chuyên ngành: Kỹ thuật điện tử  
Mã số: 23025029

LUẬN VĂN THẠC SĨ

NGƯỜI HƯỚNG DẪN KHOA HỌC: PGS.TS. Mai Anh Tuấn

HÀ NỘI - 2025

## LỜI CAM ĐOAN

Tôi xin cam đoan: đề tài luận văn thạc sĩ “Xây dựng hệ thống thu thập và phân loại tư thế ngủ sử dụng cảm biến gia tốc và mô hình học máy gọn nhẹ triển khai trên thiết bị điện” là công trình nghiên cứu của tôi dưới sự hướng dẫn của thầy **PGS. TS. Mai Anh Tuấn** và thầy **ThS. Trần Ngọc Thái** cùng với sự tham khảo từ những tài liệu đã liệt kê trong mục Tài liệu tham khảo. Tôi không sao chép công trình nghiên cứu của cá nhân khác dưới bất kỳ hình thức nào. Nếu có tôi xin hoàn toàn chịu trách nhiệm.

Hà Nội, ngày tháng năm 2025  
Học viên

Trần Hữu Nam

## **LỜI CẢM ƠN**

Lời đầu tiên, tôi xin gửi lời cảm ơn đến thầy PGS.TS. Mai Anh Tuấn và thầy ThS. Trần Ngọc Thái vì đã tận tình hướng dẫn, truyền đạt kiến thức cho tôi trong suốt quá trình học tập và thực hiện đề tài. Tôi xin cảm ơn tập thể thầy, cô khoa “Điện tử Viễn thông”, Trường Đại học Công nghệ - ĐHQGHN, đã giảng dạy tôi trong quá trình tôi học tập tại trường. Tôi cũng xin cảm ơn các anh chị ở Bộ môn Công nghệ Vi cơ Điện tử và Kỹ thuật Máy tính đã tạo điều kiện giúp đỡ, chỉ bảo tôi trong thời gian làm khóa luận. Cuối cùng, tôi xin cảm ơn bố mẹ, gia đình cũng như bạn bè, tập thể lớp K30 đã luôn đồng hành, chia sẻ và động viên tôi suốt thời gian qua.

## TÓM TẮT

**Tóm tắt:** Ngưng thở tắc nghẽn khi ngủ (Obstructive Sleep Apnea - OSA) là tình trạng rối loạn hô hấp khi ngủ thường gặp, được đặc trưng bởi những cơn ngưng/giảm thở ngắn, lặp lại trong khi ngủ, gây gián đoạn giấc ngủ bởi hành vi thức giấc thường xuyên và giảm oxy máu ngắt quãng[1]. Nghiên cứu[2] đã phân tích dữ liệu từ 15 nghiên cứu với tổng cộng 42.924 người. Kết quả cho thấy tỷ lệ mắc chứng buồn ngủ ban ngày quá mức (EDS) ở bệnh nhân ngưng thở tắc nghẽn khi ngủ (OSA) trên toàn cầu là 39,9% (khoảng tin cậy 95%: 34,4%–45,7%).

Tư thế ngủ đóng vai trò quan trọng trong việc khởi phát và làm trầm trọng thêm các triệu chứng của hội chứng ngưng thở khi ngủ (Obstructive Sleep Apnea – OSA), đặc biệt là dạng OSA theo tư thế (positional OSA). Các nghiên cứu cho thấy tần suất ngưng thở tăng rõ rệt khi bệnh nhân nằm ngửa, so với các tư thế khác như nằm nghiêng trái hoặc phải. Trong bối cảnh đó, việc theo dõi chính xác tư thế ngủ trong thời gian thực có thể cung cấp thông tin quan trọng phục vụ chẩn đoán sớm, đánh giá nguy cơ và cải thiện tình trạng OSA bằng việc thay đổi tư thế ngủ.

Trong bối cảnh công nghệ chế tạo ngày càng phát triển mạnh mẽ, việc thu nhỏ hóa và tối ưu hiệu suất hoạt động của các loại cảm biến, pin đã trở thành một yếu tố then chốt, mang tính quyết định trong quá trình tích hợp chúng vào các thiết bị điện tử có kích thước nhỏ gọn. Không chỉ góp phần nâng cao độ chính xác trong việc đo lường các thông số sinh lý quan trọng, nó còn giúp giảm thiểu kích thước thiết bị, tăng tính di động và mở rộng khả năng ứng dụng trong nhiều lĩnh vực, đặc biệt nổi bật trong y học cá thể hóa.

Bên cạnh đó, sự phát triển vượt bậc của trí tuệ nhân tạo (AI) đóng vai trò như một đòn bẩy quan trọng trong việc nâng cao hiệu quả khai thác dữ liệu cảm biến. AI không chỉ tối ưu hóa quy trình xử lý và phân tích dữ liệu mà còn thúc đẩy khả năng nhận diện mẫu, phân cụm, dự đoán và đưa ra quyết định mang tính hỗ trợ lâm sàng. Trong lĩnh vực chẩn đoán hội chứng ngưng thở khi ngủ, sự phối hợp giữa cảm biến và thuật toán học máy không chỉ đảm bảo độ chính xác cao trong thu thập dữ liệu mà còn mở ra khả năng phân tích chuyên sâu về các yếu tố sinh lý, phục vụ quá trình đánh giá y tế toàn diện. Đặc biệt, sự nổi lên của lĩnh vực học máy triển khai trực tiếp trên các vi điều khiển hoặc thiết bị biến có tài

nguyên hạn chế (Tiny Machine Learning - TinyML) đã đánh dấu bước tiến quan trọng trong việc hiện thực hóa các hệ thống giám sát sức khỏe thuận tiện, tiết kiệm năng lượng, chi phí thấp và có khả năng hoạt động độc lập không phụ thuộc vào kết nối mạng hoặc nền tảng đám mây. TinyML không chỉ giúp thu hẹp khoảng cách giữa nghiên cứu học thuật và ứng dụng thực tiễn, mà còn mở ra cơ hội phổ cập các công nghệ theo dõi sức khỏe đến cộng đồng.

Trên cơ sở đó, nghiên cứu này tập trung phát triển một hệ thống theo dõi tình trạng bệnh nhân trong khi ngủ, sử dụng cảm biến gia tốc kết hợp với thuật toán học máy nhằm phân tích tư thế ngủ. Hệ thống được thiết kế bao gồm hai giai đoạn chính: đầu tiên là xây dựng ứng dụng di động phục vụ thu thập và tiền xử lý dữ liệu cảm biến theo thời gian thực; tiếp theo là triển khai mô hình học máy gọn nhẹ lên vi điều khiển, hướng tới khả năng giám sát liên tục ngay trên thiết bị bên. Giải pháp này cho phép thực hiện đánh giá tư thế ngủ với độ chính xác cao, độ trễ thấp, đồng thời đảm bảo tính cơ động, bảo mật và khả năng hoạt động độc lập không phụ thuộc vào hạ tầng mạng. Việc tích hợp toàn bộ quy trình từ thu thập đến phân tích dữ liệu ngay tại thiết bị hứa hẹn nâng cao hiệu quả phát hiện sớm và hỗ trợ điều trị các bệnh lý hô hấp liên quan đến giấc ngủ một cách kịp thời và bền vững.

**Từ khóa:** *cảm biến gia tốc, học máy, ngưng thở tắc nghẽn khi ngủ, Tiny ML*

# Mục lục

<b>Lời cam đoan</b>	i
<b>Lời cảm ơn</b>	ii
<b>Tóm tắt</b>	iii
<b>Danh sách hình vẽ</b>	viii
<b>Danh sách bảng</b>	ix
<b>Đặt vấn đề</b>	1
<b>Chương 1 Tổng quan về hội chứng ngưng thở khi ngủ và các giải pháp công nghệ trong giám sát tư thế ngủ</b>	7
1.1. Hội chứng ngưng thở khi ngủ . . . . .	7
1.2. Ứng dụng cảm biến gia tốc trong đánh giá tư thế ngủ của người mắc OSA tại nhà . . . . .	15
1.3. Ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong đánh giá tư thế ngủ và hỗ trợ chẩn đoán hội chứng ngưng thở khi ngủ (OSA) . . . . .	24
1.3.1. Quy trình tổng quát trong hệ thống ứng dụng AI cho đánh giá OSA và phân loại tư thế ngủ . . . . .	25
<b>Chương 2 XÂY DỰNG HỆ THỐNG THU THẬP DỮ LIỆU, HUẤN LUYỆN MÔ HÌNH VÀ CHUẨN BỊ TRIỂN KHAI TRÊN THIẾT BỊ BIÊN.</b>	36
2.1. Phần cứng thực nghiệm . . . . .	36
2.1.1. Cảm biến . . . . .	36
2.1.2. Vị xử lý . . . . .	38

2.1.3. Bluetooth năng lượng thấp . . . . .	42
2.1.4. Thiết bị thực nghiệm . . . . .	45
2.2. Hệ thống thu thập, xử lý, lưu trữ dữ liệu . . . . .	47
2.2.1. Lập trình vi xử lý . . . . .	47
2.2.2. Hiệu chuẩn cảm biến . . . . .	52
2.2.3. Xây dựng phần mềm ứng dụng . . . . .	54
2.2.4. Thiết kế và xây dựng hệ thống lưu trữ . . . . .	59
2.2.5. Tìm hiểu, ứng dụng phân loại tư thế ngủ bằng học máy . . . . .	62
<b>Chương 3 KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ</b>	<b>68</b>
3.1. Đánh giá tư thế ngủ sử dụng cảm biến gia tốc . . . . .	68
3.2. Học máy với dữ liệu đánh giá từ thiết bị . . . . .	73
<b>Chương 4 Kết luận</b>	<b>76</b>

# Danh sách hình vẽ

1.1	Các tư thế ngủ cơ bản của con người . . . . .	15
1.2	Vị trí tối ưu để đặt cảm biến gia tốc . . . . .	17
1.3	Nguyên lý cơ bản của cảm biến gia tốc . . . . .	19
1.4	Cấu trúc cảm biến gia tốc điện dung . . . . .	21
1.5	Cấu trúc cảm biến áp trở . . . . .	22
1.6	Cấu trúc cảm biến áp điện . . . . .	23
2.1	Cảm biến gia tốc LIS3DH và sơ đồ chân kết nối . . . . .	38
2.2	Thành phần chính của vi điều khiển Cortex-M4 . . . . .	40
2.3	Nordic Semiconductor NRF52840 . . . . .	42
2.4	Các kiểu kết nối không dây trong họ chip nRF52 . . . . .	43
2.5	Cấu trúc của GATT . . . . .	44
2.6	Cấu trúc các thành phần trên Circuit PlayGround . . . . .	46
2.7	Lưu đồ hoạt động của thiết bị BLE . . . . .	48
2.8	Lưu đồ luồng gửi thông tin BLE . . . . .	51
2.9	Minh họa kết quả phân tích đường cong Allan . . . . .	52
2.10	Biểu đồ phương sai Allan của trục X . . . . .	53
2.11	Kết quả bộ lọc Kalman cho dữ liệu trục X của cảm biến gia tốc . . . . .	54
2.12	Các nhóm chức năng chính của ứng dụng . . . . .	55
2.13	Cấu trúc kiến trúc BLoC trong ứng dụng Flutter . . . . .	56

2.14	Mô hình tích hợp giữa mạng cảm biến và cấu trúc dữ liệu đám mây . . . . .	59
2.15	Lưu đồ thuật toán lưu trữ dữ liệu cảm biến . . . . .	61
2.16	Phân bố thời gian sử dụng đối với dự án học máy . . . . .	63
2.17	Tối ưu siêu phẳng sử dụng thuật toán SVM . . . . .	65
2.18	Thuật toán một với một . . . . .	66
2.19	Thuật toán một với nhiều . . . . .	66
3.1	Thực nghiệm với kit Adafruit Playground . . . . .	69
3.2	Các chức năng đăng ký, đăng nhập . . . . .	70
3.3	Giao diện trang chủ . . . . .	70
3.4	Kết nối với BLE và hiển thị dữ liệu . . . . .	71
3.5	Màn hình hiển thị giá trị của 3 trục cảm biến gia tốc . . . . .	72
3.6	Biểu đồ số lượng các mẫu . . . . .	74
3.7	Ma trận tương quan giữa các tính năng . . . . .	75
3.8	Ma trận nhầm lẫn . . . . .	75
4.1	Mạch thiết kế trên phần mềm Altium . . . . .	77

# Danh sách bảng

1.1	Phân loại mức độ OSA dựa trên chỉ số AHI . . . . .	10
1.2	Phân loại thiết bị đeo trong phát hiện OSA và tài liệu tham khảo liên quan	12
1.3	Các bước chính trong hệ thống ứng dụng AI cho phân tích tư thế ngủ và hỗ trợ chẩn đoán OSA . . . . .	25
1.4	Hiệu quả mô hình học máy và khả năng triển khai biên trong nhận diện tư thế ngủ . . . . .	33

# Đặt vấn đề

Ngưng thở tắc nghẽn khi ngủ (Obstructive Sleep Apnea – OSA) là một rối loạn hô hấp phổ biến trong giấc ngủ, được đặc trưng bởi các đợt ngưng thở hoặc giảm thông khí tắc nghẽn lặp đi lặp lại trong lúc ngủ, dẫn đến việc gián đoạn giấc ngủ do vi thức giấc và giảm oxy trong máu. Tỷ lệ hiện mắc OSA tại Việt Nam ước tính khoảng 8,5% [3]. OSA hiện được công nhận là một yếu tố có nguy cơ độc lập đối với nhiều bệnh lý liên quan đến tim mạch, đặc biệt là tăng huyết áp. Ngoài ra, hội chứng này còn có mối liên hệ đáng kể với các nguy cơ như tai nạn giao thông, tai nạn lao động dẫn đến làm gia tăng gánh nặng kinh tế xã hội[4][5][6]. Đáng chú ý, tình trạng ngưng thở khi ngủ kéo dài và không được phát hiện, điều trị có thể ảnh hưởng nghiêm trọng đến sức khỏe gây ra rối loạn nhịp tim và một trong những nguyên nhân gây đột tử [7]. Theo PSG.TS Nguyễn Thy Khuê, Hội Y học Giấc ngủ Việt Nam, ngưng thở khi ngủ còn là một trong những dấu hiệu rõ ràng của bệnh đái tháo đường, bệnh thận [8]. OSA được phát hiện ở hơn 20% người bệnh đái tháo đường và làm trầm trọng thêm các rối loạn chuyển hóa, đặc biệt là đái tháo đường type 2. Trong một nghiên cứu tiêu biểu tại Việt Nam, GS.TS. Dương Quý Sỹ và cộng sự đã khảo sát 524 trẻ em mắc rối loạn tăng động giảm chú ý (Attention Deficit Hyperactivity Disorder - ADHD) tại Bệnh viện Nhi Trung ương Việt Nam. Kết quả cho thấy tỷ lệ mắc (OSA) ở nhóm này là 23.3%, trong đó chủ yếu ở mức độ trung bình đến nặng [9]. Nghiên cứu cũng đồng thời xác định mối tương quan đáng kể giữa mức độ nghiêm trọng của OSA và các triệu chứng mất tập trung, tăng động, rối loạn hành vi, lo âu và trầm cảm. Phát hiện nhấn mạnh sự cần thiết của việc sàng lọc OSA trong quá trình điều trị toàn diện ADHD ở trẻ em.

Một dạng đặc biệt của OSA được ghi nhận là ngưng thở khi ngủ do tư thế (Positional Obstructive Sleep Apnea - pOSA). Bệnh nhân được chẩn đoán mắc pOSA có chỉ số AHI lớn hơn 5, và giá trị AHI ở tư thế ngửa cao gấp ít nhất hai lần so với nằm ở tư thế

khác [10]. Các nghiên cứu gần đây chỉ ra rằng tỷ lệ mắc pOSA lên tới 50% bệnh nhân OSA [11]. Điều này cho thấy tư thế ngủ có ảnh hưởng sinh lý rõ rệt đến sự sụp đổ đường thở trên, đặc biệt ở tư thế nằm ngửa. Lúc nằm ngửa, trọng lực làm xẹp các cơ vùng họng dẫn đến làm hẹp khoang khí.

Việc chẩn đoán hội chứng ngưng thở tắc nghẽn khi ngủ (OSA) hiện nay chủ yếu được thực hiện thông qua hai phương pháp: đa ký giấc ngủ (Polysomnography – PSG) và thiết bị kiểm tra giấc ngủ tại nhà (Home Sleep Test – HST). Trong đó, PSG được xem là tiêu chuẩn vàng trong việc đánh giá OSA. Do phương pháp này cho phép thu thập đồng thời nhiều thông số sinh lý quan trọng bao gồm: luồng khí hô hấp qua mũi và/hoặc miệng, cử động thành ngực và bụng, tiếng ngáy, điện não đồ (Electroencephalography – EEG), điện tâm đồ (Electrocardiography – ECG), điện cơ đồ (Electromyography – EMG), và độ bão hòa oxy trong máu ( $\text{SpO}_2$ ). Quá trình đo PSG phải được thực hiện trong môi trường có kiểm soát tại các cơ sở y tế chuyên khoa, dưới sự giám sát trực tiếp của bác sĩ chuyên ngành giấc ngủ hoặc kỹ thuật viên có chuyên môn[12][13].

Mặc dù PSG vẫn giữ vai trò là phương pháp tham chiếu trong chẩn đoán và theo dõi chất lượng giấc ngủ cũng như các rối loạn liên quan, nhưng việc triển khai kỹ thuật này thường đòi hỏi chi phí cao, trang thiết bị chuyên dụng và điều kiện thực hiện tại các cơ sở y tế chuyên khoa. Một thách thức khác của PSG là người bệnh thường cảm thấy bất tiện và cảm giác khó chịu do mang nhiều cảm biến gắn trên cơ thể trong suốt đêm, dẫn đến nguy cơ gián đoạn hoặc sai lệnh dữ liệu trong quá trình ghi nhận. Vì vậy, các hệ thống HST đang ngày càng thu hút sự quan tâm từ cộng đồng khoa học toàn cầu[14][15][16]. Các thiết bị HST hiện đại dùng các cảm biến không xâm lấn nhằm ghi nhận và phân tích một số tín hiệu sinh lý cơ bản như luồng khí hô hấp, tư thế ngủ, áp suất mũi, độ bão hòa oxy và nhịp tim. Việc cải thiện chất lượng, kéo dài thời lượng sử dụng và tăng độ chính xác và cải thiện mức độ thoái mái vẫn là những thách thức lớn đối với giới nghiên cứu và các nhà sản xuất thiết bị y tế. Tuy nhiên, với những tiến bộ công nghệ đang diễn ra nhanh chóng, HST có tiềm năng trở thành một công cụ chẩn đoán quan trọng và được ứng dụng rộng rãi trong lâm sàng. Điều này không chỉ mang lại sự thuận tiện và chấp nhận cao hơn từ phía người bệnh, mà còn góp phần làm giảm gánh nặng chi phí và áp lực cho hệ thống chăm sóc sức khỏe.

Trong những năm gần đây, nhiều nhóm nghiên cứu đang chú trọng nghiên cứu, phát triển hệ thống HST nhằm mục đích thay thế hoặc hỗ trợ cho đa ký giấc ngủ. Năm 2011,

Collop và cộng sự đã phát triển một hệ thống phân loại SCOPER (Sleep, Cardiovascular, Oximetry, Position, Effort, and Respiration) để đánh giá các tín hiệu sinh lý thu nhận trong việc chẩn đoán OSA[17]. Tác giả Morillo D và cộng sự đề xuất một phương pháp sàng lọc ngưng thở tắc nghẽn khi ngủ dựa trên cảm biến gia tốc gắn tại vị trí hõm ức, cho phép trích xuất các tín hiệu hô hấp, tim mạch và tiếng ngáy bằng kỹ thuật xử lý tín hiệu số, từ đó chứng minh tính khả thi của thiết bị di động đơn giản và chi phí thấp trong hỗ trợ chẩn đoán hội chứng ngưng thở – giảm thở khi ngủ[18]. Trong nhóm các thiết bị đeo, A.H. Yüzer và cộng sự đã phát triển thiết bị đeo tay sử dụng cảm biến gia tốc ADXL345 để phát hiện và phát tín hiệu rung khi cảnh báo. [19]. Tương tự, nhóm Yunyoung Nam và cộng sự cũng đã tích hợp hệ thống thu thập, phân tích sử dụng một cảm biến gia tốc ba trục và một cảm biến áp suất để giám sát chất lượng giấc ngủ tư thế ngủ, trạng thái ngủ, giai đoạn ngủ (REM và chu kỳ giai đoạn ngủ không REM) [20]. Tại Việt Nam, nhóm nghiên cứu của Giáo sư Lê Tiến Thường, trường đại học Bách Khoa TP Hồ Chí Minh đã sử dụng cảm biến gia tốc MPU6050 cùng với vi xử lý ESP32 nhằm ghi nhận hơi thở và nhịp tim của bệnh nhân OSA thông qua rung động, và dòng chảy của động mạch và tĩnh mạch ở cổ [21]. Gần đây, Domingues và cộng sự (2024) xây dựng một mô hình mạng nơ-ron nhân tạo dựa trên dữ liệu từ máy đo ( $\text{SpO}_2$ ), cảm biến gia tốc và ghi âm tiếng ngáy của hệ thống Biologix, nhằm dự đoán chính xác trạng thái ngủ. Kết quả cho thấy mô hình này có khả năng cao độ chính xác trong chẩn đoán ngưng thở khi ngủ tại nhà, tiệm cận với tiêu chuẩn của đa ký giấc ngủ truyền thống [22]. Một hướng nghiên cứu khác là cảm biến đặt dưới nệm giường. Tác giả Andrei Boiko và cộng sự đánh giá hệ thống phát sử dụng cảm biến gia tốc đặt dưới đệm giường để ghi dao động do cử động ngực khi thở. Kết quả cho thấy thuật toán phát hiện ngưng thở đạt độ chính xác, độ đặc hiệu và độ nhạy lần lượt là 94.6%, 95.3% và 93.7% [23].

Các mô hình học máy đã được ứng dụng rộng rãi trong bài toán phát hiện và phân loại hội chứng ngưng thở khi ngủ (Obstructive Sleep Apnea – OSA), đặc biệt là trong các hệ thống giám sát sử dụng cảm biến đeo. Đây là hướng tiếp cận liên ngành giữa y học giấc ngủ và trí tuệ nhân tạo ứng dụng, cho phép khai thác hiệu quả tín hiệu sinh lý (như ECG, PPG, accelerometer) nhằm phát hiện các sự kiện hô hấp bất thường và phân loại mức độ nghiêm trọng của OSA một cách tự động, nhanh chóng và chính xác [24]. Trong số các thuật toán học máy truyền thống, Random Forest (RF) đã được chứng minh là một trong những phương pháp hiệu quả nhất nhờ khả năng kháng quá khớp và độ chính xác cao, với độ chính xác trên 93% trong nhiều nghiên cứu [25, 26]. SVM, KNN

và LDA cũng được sử dụng phổ biến nhờ khả năng phân loại mạnh mẽ và khả năng thích ứng với nhiều loại dữ liệu sinh lý [27, 28, 29]. Bên cạnh đó, các thuật toán tiên tiến như XGBoost đã được triển khai để tăng tốc huấn luyện và cải thiện hiệu suất trong các hệ thống học máy gọn nhẹ (TinyML) phục vụ chẩn đoán lâm sàng [30].

Bên cạnh các thuật toán học máy truyền thống, các mô hình học sâu (deep learning) như mạng nơ-ron nhân tạo (ANN), mạng nơ-ron tích chập (CNN), và mạng nơ-ron sâu (DNN) đã cho thấy hiệu quả vượt trội trong việc xử lý tín hiệu sinh lý phức tạp và nhận diện sự kiện hô hấp liên quan đến OSA. Nhiều nghiên cứu đã ứng dụng các kiến trúc CNN một chiều (1D-CNN), mạng kết hợp CNN–RNN, và mạng tích chập đa tầng để phân loại tư thế ngủ, phát hiện nhịp thở bất thường và ước lượng chỉ số AHI với độ chính xác có thể đạt trên 90% [31, 32, 33]. Các mô hình này tận dụng khả năng tự động trích chọn đặc trưng từ dữ liệu cảm biến thô, hỗ trợ phát hiện OSA theo thời gian thực và tối ưu hóa hiệu năng. Những kết quả này khẳng định tiềm năng lớn của học sâu trong việc xây dựng các hệ thống giám sát giấc ngủ thế hệ mới, đặc biệt là trên các nền tảng nhúng và thiết bị đeo thông minh.

Với mục tiêu triển khai hệ thống trên thiết bị đeo có tài nguyên tính toán hạn chế, việc áp dụng các thuật toán học máy nhẹ (TinyML) đóng vai trò then chốt. Khác với các mô hình học sâu truyền thống yêu cầu phần cứng mạnh và tiêu tốn năng lượng, TinyML cho phép thực thi mô hình trực tiếp trên vi điều khiển có dung lượng bộ nhớ và tốc độ xử lý thấp, đồng thời đảm bảo độ trễ tối thiểu và khả năng hoạt động ngoại tuyến. Đặc điểm này đặc biệt phù hợp cho các ứng dụng y sinh tại nhà, nơi thiết bị cần hoạt động liên tục, chi phí thấp và không phụ thuộc vào kết nối mạng.

Tiny machine learning tập trung vào việc giảm thiểu số lượng tham số mô hình và độ phức tạp tính toán, nhờ đó trở thành một hướng tiếp cận đầy hứa hẹn trong các ứng dụng chăm sóc sức khỏe thông minh [34, 35]. Tuy nhiên, vẫn tồn tại sự đánh đổi giữa việc đơn giản hóa mô hình và duy trì độ chính xác trong phân loại. Bài toán đặt ra là làm sao tối ưu hóa đồng thời kích thước mô hình, tốc độ xử lý và hiệu suất trong việc phân loại tình trạng OSA, nhận diện tư thế, đảm bảo hệ thống vừa đủ nhẹ để chạy trên phần cứng nhúng, vừa đủ chính xác để có giá trị trong giám sát y tế.

Mặc dù các nghiên cứu trước đây đã chứng minh hiệu quả của học máy trong phân loại tư thế ngủ và phát hiện OSA, phần lớn các hệ thống vẫn phụ thuộc vào dữ liệu đa kênh phức tạp, mô hình tính toán nặng, hoặc cần xử lý tập trung trên máy chủ. Điều này

gây hạn chế khi triển khai thực tế tại nhà hoặc trên thiết bị đeo. Hơn nữa, vẫn còn thiếu các giải pháp tích hợp đầy đủ từ thu thập, xử lý, đến phân loại tín hiệu ngay trên vi điều khiển với độ trễ thấp và khả năng hoạt động độc lập không cần kết nối mạng. Luận văn này đề xuất một hướng tiếp cận mới, kết hợp cảm biến MEMS chi phí thấp với thuật toán TinyML tối ưu hóa trên thiết bị nhúng, nhằm xây dựng một hệ thống theo dõi tư thế ngủ cá nhân hóa, có tiềm năng hỗ trợ sàng lọc pOSA theo thời gian thực. Thiết bị được thiết kế theo hướng đeo được (wearable), cho phép ghi nhận và phân loại chính xác các tư thế ngủ phổ biến như nằm ngửa, nằm sấp, nằm nghiêng trái và phải. Hệ thống tích hợp khả năng thu thập – xử lý – phân loại tín hiệu ngay trên vi điều khiển, hướng tới độ chính xác cao, độ trễ thấp và khả năng triển khai tại nhà với chi phí hợp lý. Tuy chưa thực hiện chức năng sàng lọc hội chứng ngưng thở khi ngủ (Obstructive Sleep Apnea – OSA), hệ thống được xây dựng như một nền tảng kỹ thuật tiềm năng, phục vụ cho các nghiên cứu ứng dụng trong tương lai, đặc biệt là hỗ trợ đánh giá nguy cơ pOSA dựa trên tư thế ngủ. Luận văn trình bày tổng quan về hội chứng ngưng thở khi ngủ (Obstructive Sleep Apnea – OSA), nhấn mạnh tầm quan trọng của tư thế ngủ trong việc đánh giá nguy cơ mắc OSA theo tư thế (positional OSA – pOSA). Bên cạnh đó, các xu hướng công nghệ hiện đại ứng dụng trí tuệ nhân tạo (AI), cảm biến đeo được (wearable sensors) và học máy gọn nhẹ (TinyML) trong giám sát giấc ngủ cũng được hệ thống hóa nhằm làm cơ sở cho thiết kế hệ thống.

Trên cơ sở đó, đề tài tập trung xây dựng một hệ thống phần mềm ứng dụng cảm biến gia tốc 3 trục, sử dụng phần cứng có sẵn, để thu thập – xử lý và phân loại tư thế ngủ theo thời gian thực. Thiết bị kết nối với ứng dụng di động qua Bluetooth, giúp đồng bộ dữ liệu, hỗ trợ huấn luyện và triển khai mô hình học máy ngay trên thiết bị vi điều khiển. Hệ thống hướng tới khả năng ứng dụng tại nhà, hỗ trợ theo dõi tư thế ngủ – một yếu tố quan trọng trong đánh giá nguy cơ pOSA. Mục tiêu cụ thể của khóa luận gồm: 01) nâng cao độ chính xác trong phân loại tư thế ngủ; 02) tối ưu quy trình xử lý và phân tích dữ liệu; 03) hỗ trợ thu thập, lưu trữ và xử lý dữ liệu theo thời gian thực; và 04) triển khai mô hình TinyML trên thiết bị biên. Luận văn được thực hiện thông qua các phương pháp chính: 01) khảo sát và tổng hợp tài liệu liên quan đến OSA, cảm biến và học máy; 02) xây dựng phần mềm thu thập – xử lý dữ liệu và thiết lập quy trình phân loại tư thế ngủ; và 03) thực nghiệm thu thập dữ liệu từ người dùng, huấn luyện và đánh giá hiệu năng mô hình học máy trên thiết bị nhúng.

Cấu trúc luận văn được trình bày trong ba chương chính như sau:

**Chương 1:** Tổng quan về hội chứng ngưng thở khi ngủ và các giải pháp công nghệ trong giám sát tư thế ngủ.

**Chương 2:** Xây dựng hệ thống thu thập dữ liệu, huấn luyện mô hình và chuẩn bị triển khai trên thiết bị biến.

**Chương 3:** Thủ nghiệm mô hình phân loại tư thế ngủ và đánh giá triển khai trên nền tảng vi điều khiển.

# **Chương 1**

# **Tổng quan về hội chứng ngưng thở khi ngủ và các giải pháp công nghệ trong giám sát tư thế ngủ**

## **1.1. Hội chứng ngưng thở khi ngủ**

Trong bối cảnh nghiên cứu các rối loạn hô hấp liên quan đến giấc ngủ, việc định nghĩa rõ ràng các kiểu sự kiện hô hấp là cần thiết nhằm phục vụ cho mục đích chẩn đoán, phân tầng nguy cơ và điều trị. Ba sự kiện hô hấp quan trọng bao gồm: ngưng thở (apnea), giảm thở (hypopnea), và hiện tượng kích hoạt liên quan đến nỗ lực hô hấp (Respiratory Effort–Related Arousal – RERA) [36].

Ngưng thở (Apnea) được Hiệp hội Y học Giấc ngủ Hoa Kỳ (AASM) định nghĩa là sự ngưng luồng khí hô hấp qua mũi và miệng trong thời gian tối thiểu 10 giây. Các sự kiện ngưng thở có thể kéo dài đến 30 giây hoặc hơn trong những trường hợp nặng. Có ba dạng chính của hội chứng ngưng thở khi ngủ [37]: ngưng thở tắc nghẽn, ngưng thở trung ương, Ngưng thở hỗn hợp. Trong đó: 01) Ngưng thở khi ngủ do tắc nghẽn (Obstructive Sleep Apnea – OSA) là dạng phổ biến nhất, xảy ra khi các cơ vùng họng giãn ra và làm

tắc đường thở, cảm trở không khí đi vào phổi [38]; 02) Ngưng thở khi ngủ do trung ương (Central Sleep Apnea – CSA) là tình trạng não không gửi tín hiệu đúng đến các cơ kiểm soát hô hấp [39]. Mặc dù ít gặp hơn OSA, CSA vẫn có thể gây ra mệt mỏi kéo dài và đau đầu vào buổi sáng. 03) Ngưng thở hỗn hợp (Mixed Apnea) là sự kết hợp của cả hai yếu tố: giai đoạn đầu của sự kiện không có nỗ lực hô hấp (giống CSA), sau đó xuất hiện nỗ lực hô hấp (giống OSA). Dạng này thường xuất hiện ở những bệnh nhân OSA nặng và được phân loại vào nhóm ngưng thở tắc nghẽn trong chỉ số AHI

Giảm thở (Hypopnea) với hai mức tiêu chuẩn đánh giá: 01) Tiêu chuẩn khuyến nghị: một sự kiện được xác định là hypopnea nếu thỏa mãn đồng thời ba điều kiện: (i) biên độ tín hiệu luồng khí giảm  $\geq 30\%$  so với nền trước sự kiện, đo bằng cảm biến áp lực mũi hoặc thiết bị CPAP; (ii) thời gian giảm tín hiệu kéo dài  $\geq 10$  giây; và (iii) kèm theo giảm độ bão hòa oxy  $\geq 3\%$  và/hoặc gây kích hoạt điện não (arousal); 02) Tiêu chuẩn chấp nhận được (Acceptable): tương tự như trên, tuy nhiên yêu cầu giảm độ bão hòa oxy phải đạt từ 4% trở lên.

RERA là sự kiện gia tăng nỗ lực hô hấp kéo dài  $\geq 10$  giây, gây đánh thức khỏi giấc ngủ nhưng không đủ tiêu chí của apnea hoặc hypopnea. 01) Phương pháp tiêu chuẩn để đo là đo áp lực thực quản, tuy nhiên khó áp dụng do gây khó chịu cho bệnh nhân. 02) Phương án thay thế đáng tin cậy là dùng ống thông mũi kết hợp cảm biến áp lực, cho kết quả tương đương về mặt lâm sàng. 03) RERA được tính vào chỉ số rối loạn hô hấp (Respiratory Disturbance Index - RDI); RDI  $>5$  là bất thường,  $>15$  là có ý nghĩa lâm sàng.

Trong số các rối loạn hô hấp liên quan đến giấc ngủ đã đề cập, hội chứng ngưng thở khi ngủ do tắc nghẽn (Obstructive Sleep Apnea – OSA) là dạng phổ biến nhất và có tác động sâu rộng đến sức khỏe cộng đồng. Đáng chú ý, một phân nhóm quan trọng của OSA là ngưng thở khi ngủ có liên quan đến tư thế (positional OSA – pOSA), trong đó tần suất các sự kiện ngưng thở tăng rõ rệt khi người bệnh nằm ngửa so với các tư thế khác. Do vậy, luận văn này tập trung phân tích chuyên sâu về OSA và đặc biệt là pOSA, làm rõ cơ chế bệnh sinh, tiêu chí chẩn đoán và các chỉ số phân tầng mức độ nặng. Trên cơ sở đó, nghiên cứu đề xuất và phát triển một hệ thống giám sát tư thế ngủ tích hợp cảm biến gia tốc và mô hình học máy gọn nhẹ (TinyML), hướng tới khả năng sàng lọc OSA tại nhà bằng thiết bị đeo thông minh hoạt động độc lập trên nền tảng vi điều khiển.

Các mức độ của hội chứng ngưng thở khi ngủ do tắc nghẽn (OSA) được đánh giá

dựa trên chỉ số ngưng thở giảm thở (Apnea–Hypopnea Index - AHI) bằng cách chia tổng số lần ngưng thở và hụp thở cho tổng số giờ đã ngủ, với mỗi sự kiện phải kéo dài ít nhất 10 giây Bảng 1.1 [38]. Hội chứng ngưng thở khi ngủ tắc nghẽn tư thế (positional Obstructive Sleep Apnea – pOSA) là một dạng đặc biệt của OSA, trong đó mức độ nghiêm trọng của hội chứng ngưng thở chịu ảnh hưởng đáng kể từ tư thế nằm của bệnh nhân. Cụ thể, pOSA được xác định khi chỉ số AHI (Apnea–Hypopnea Index) ở tư thế nằm ngửa cao hơn đáng kể so với các tư thế khác, và thường gấp nhất ở bệnh nhân OSA mức độ nhẹ đến trung bình [10, 40]. Người mắc pOSA thường có các đặc điểm như trẻ tuổi hơn, chỉ số khối cơ thể (BMI) thấp hơn, và mức độ OSA tổng thể nhẹ hơn so với nhóm bệnh nhân không thuộc dạng tư thế (non-positional OSA – NpOSA).

Trong nhiều năm qua, các nhà nghiên cứu đã đề xuất nhiều tiêu chí khác nhau nhằm chẩn đoán pOSA, từ đơn giản đến phức tạp. Định nghĩa cổ điển nhất được giới thiệu bởi Cartwright, theo đó bệnh nhân được coi là pOSA nếu AHI ở tư thế nằm ngửa lớn hơn ít nhất hai lần so với AHI ở tư thế không nằm ngửa [41]. Mador sau đó kế thừa định nghĩa này và bổ sung tiêu chí rằng AHI ở tư thế không nằm ngửa phải nhỏ hơn 5 lần/giờ, nhằm tăng tính đặc hiệu trong chẩn đoán [42]. Song song đó, Levendowski đề xuất một cách tiếp cận theo tỷ lệ, trong đó pOSA được xác định khi AHI toàn bộ lớn hơn hoặc bằng 1.5 lần AHI ở tư thế không nằm ngửa [43]. Các tiêu chí này có ưu điểm là đơn giản và dễ áp dụng trong lâm sàng cũng như trên thiết bị theo dõi tại nhà, nhưng có thể bỏ sót những trường hợp ranh giới hoặc đa yếu tố.

Một hệ thống phân loại toàn diện hơn là Amsterdam Positional Obstructive Sleep Apnea Classification (APOC), được thiết kế để phản ánh chính xác hơn ảnh hưởng của tư thế đến mức độ nghiêm trọng của OSA [44]. Tiêu chí APOC xác định pOSA khi bệnh nhân có AHI toàn bộ lớn hơn 5 lần/giờ, đồng thời tổng thời gian ngủ (Total Sleep Time – TST) ở tư thế tốt nhất (Best Sleeping Position – BSP) và tư thế gây ra chỉ số AHI cao nhất (Worst Sleeping Position – WSP) đều chiếm tối thiểu 10% TST. Ngoài ra, bệnh nhân cần thỏa mãn ít nhất một trong ba điều kiện sau: 01) AHI ở BSP nhỏ hơn 5; 02) AHI ở BSP thấp hơn AHI toàn bộ; 03) AHI ở BSP thấp hơn tối thiểu 25% so với AHI toàn bộ trong trường hợp AHI toàn bộ vượt quá 40. Hơn nữa, APOC còn cho phép phân nhóm bệnh nhân thành ba mức độ đáp ứng điều trị: nhóm APOC-I bao gồm bệnh nhân có thể khôi phục hoàn toàn nhờ PT; nhóm APOC-II và APOC-III bao gồm các trường hợp có cải thiện một phần như giảm phân loại OSA hoặc giảm chỉ số AHI sau can thiệp tư thế.

Bảng 1.1: Phân loại mức độ OSA dựa trên chỉ số AHI

AHI	Cấp độ
<5	Không mắc
5 đến 10	Nhẹ
15 đến 30	Trung bình
>30	Nặng

Ngưng thở tắc nghẽn khi ngủ thường xảy ra ở người lớn tuổi và những người thừa cân béo phì. Yếu tố gây ra có thể liên quan đến cấu trúc hoặc phi cấu trúc, bao gồm cả yếu tố di truyền. Tỷ lệ ngưng thở tắc nghẽn là từ 2% đến 9% ở người lớn. Ngưng thở tắc nghẽn khi ngủ có thể tăng gấp 4 lần ở nam giới và gấp 7 lần hơn ở những người béo phì (ví dụ chỉ số khối cơ thể (Body mass Index - BMI) > 30). OSA nặng (AHI > 30/h) làm tăng nguy cơ tử vong ở nam giới trung niên. Nguyên nhân chủ yếu là do diện tích vòng họng hoặc khoang mũi bị thu hẹp như viêm xoang, các khối u, bệnh phì đại tuyến lưỡi, amydal, phì đại tuyến mõ (đặc biệt ở trẻ em), béo phì hoặc đến từ các bệnh lý: tiểu đường, huyết áp cao, các bệnh tim mạch v.v [45]. Ngoài ra, có thể đến từ thói quen không lành mạnh của con người như là sử dụng các chất kích thích, hút thuốc, ngáy khi ngủ [46][47]. Bên cạnh đó, các yếu tố không giải phẫu như hoạt động kém của cơ gián họng, nồng độ thức giấc thấp và sự điều hòa hô hấp không ổn định cũng góp phần quan trọng vào cơ chế bệnh sinh. Sự tương tác giữa các yếu tố này tạo nên tính đa dạng trong biểu hiện và mức độ nặng của OSA.

Phần lớn bệnh nhân mắc hội chứng ngưng thở khi ngủ tắc nghẽn (OSA) không tự nhận thức được các rối loạn hô hấp xảy ra trong lúc ngủ. Điều này đặc biệt đúng với những người sống hoặc ngủ một mình, do thiếu sự quan sát từ bên ngoài. Đáng lưu ý, hơn 80% các trường hợp OSA được phát hiện ở những bệnh nhân mắc các bệnh lý liên quan đến béo phì như tiểu đường, bệnh thận, rối loạn lipid máu, v.v. [45]. Hội chứng OSA ảnh hưởng nghiêm trọng đến chất lượng cuộc sống. Những hệ lụy thường gặp bao gồm: suy giảm trí nhớ, giảm tinh táo, dễ cáu gắt, trầm cảm, đau đầu và giảm khả năng tập trung [48]. Các tác động này làm giảm hiệu suất làm việc, gây rối loạn trong các mối quan hệ xã hội và làm tăng nguy cơ tai nạn giao thông. Một nghiên cứu bởi Moore và cộng sự [49] thực hiện trên nam giới bị bệnh mạch vành (Coronary Artery Disease –

CAD) cho thấy có tới 37% bệnh nhân có chỉ số AHI vượt quá 10. Trong khi đó, nghiên cứu của Young và cộng sự (1997) đã phát hiện rằng chỉ số AHI tăng tỉ lệ thuận với huyết áp tâm thu và tâm trương, với mức ý nghĩa lần lượt là  $p = 0.003$  và  $p = 0.01$  [50].

Trong điều kiện hiện tại, đa số bệnh nhân nghi ngờ mắc hội chứng ngưng thở tắc nghẽn khi ngủ được khám bởi bs chuyên khoa Tai Mũi Họng và bác sĩ chuyên gia về ngủ ngáy. Khám tổng quát kết hợp khai thác bệnh sử liên quan, sử dụng các thang điểm đánh giá buồn ngủ và nguy cơ ngưng thở khi ngủ, như Epworth Sleepiness Scale, STOP-BANG (đã được dịch sang tiếng Việt) được chấp thuận tại Việt Nam như một phương án sàng lọc bệnh nhân OSA. hoặc có thể khám nội soi Tai Mũi Họng để tìm nguyên nhân. Vì đa số các trường hợp ngáy, ngưng thở khi ngủ là do tắc nghẽn ngoại biên, nguyên nhân từ Mũi – Họng – Màn hầu , VA và amidan, và những bất thường về hàm mặt khác. Việc đánh giá ngưng thở khi ngủ bắt đầu thường bắt đầu bằng một khảo sát giấc ngủ toàn diện, bao gồm khai thác bệnh sử liên quan đến các triệu chứng lâm sàng đặc trưng, sau đó tiến hành đánh giá khách quan thông qua đa ký giấc ngủ (PSG) [51][52]. Phương pháp do dùng đa ký giấc ngủ (Polysomnography) với sự giám sát của các bác sĩ chuyên môn được coi là tiêu chuẩn vàng trong chẩn đoán chứng ngưng thở khi ngủ.

Polysomnography là một phương pháp ghi đa kênh liên tục trong suốt một đêm, bao gồm nhiều thông số sinh lý nhằm đánh giá toàn diện hoạt động hô hấp và thần kinh khi ngủ. Các thành phần chính trong một đánh giá polysomnography bao gồm: điện não đồ (EEG) để ghi lại hoạt động điện của não; điện cơ ký (EMG) nhằm đo trương lực cơ, đặc biệt là ở cẳng và chân; điện động mắt (EOG) để theo dõi chuyển động của nhãn cầu, giúp xác định các giai đoạn của giấc ngủ; và điện tâm đồ (ECG) để theo dõi hoạt động điện của tim. Bên cạnh đó, quá trình đo cũng bao gồm theo dõi độ bão hòa oxy trong máu ( $\text{SpO}_2$ ), đo lưu lượng khí thở qua mũi và miệng, đánh giá nồng độ hô hấp thông qua chuyển động của ngực và bụng, đo áp lực khí thở qua mũi, và ghi nhận cường độ tiếng ngáy. Tư thế ngủ là một tín hiệu quan trọng trong polysomnography (PSG), đặc biệt có giá trị trong chẩn đoán và phân loại hội chứng ngưng thở khi ngủ tắc nghẽn phụ thuộc tư thế (positional OSA – pOSA). Trong quá trình ghi đa ký giấc ngủ, việc theo dõi liên tục tư thế cơ thể giúp xác định mối liên hệ giữa tư thế nằm (như nằm ngửa, nằm nghiêng hoặc nằm sấp) với tần suất và mức độ nghiêm trọng của các rối loạn hô hấp. Tập hợp các thông số này cho phép bác sĩ chẩn đoán chính xác hội chứng ngưng thở khi ngủ tắc nghẽn (OSA).

Một trong những hạn chế của phương pháp đánh giá sử dụng (PSG) là sự bất tiện, chi phí cao và khả năng phổ biến thấp, nhất là đối với phần lớn người bệnh có thu nhập thấp. Việc yêu cầu bệnh nhân phải lưu trú qua đêm tại cơ sở y tế, cùng với việc gắn nhiều thiết bị theo dõi sinh lý lên cơ thể, không chỉ gây cảm giác khó chịu mà còn tiềm ẩn nguy cơ ảnh hưởng đến chất lượng và tính chính xác của dữ liệu thu thập được. Chính những bất cập này đã thúc đẩy sự phát triển của các thiết bị theo dõi giấc ngủ ngoài trung tâm (Out-of-Center devices) hay còn gọi là thiết bị kiểm tra giấc ngủ tại nhà (Home Sleep Test – HST). Những thiết bị này thường được thiết kế với số lượng cảm biến tối giản hơn so với PSG truyền thống, đồng thời tích hợp các thuật toán phân tích tự động – được xử lý trực tiếp trên thiết bị hoặc thông qua phần mềm chuyên dụng – nhằm hỗ trợ chẩn đoán ngưng thở khi ngủ do tắc nghẽn (OSA) một cách thuận tiện và tiết kiệm hơn. Những thông số SCOPERA được coi là cơ sở để xây dựng thiết bị HST trong đó giấc ngủ (Sleep - S), tim mạch (Cardiovascular - C), oxi trong máu (Oximetry - O), cỗ gắng thở (Effort - E), luồng không khí lưu thông (Respiratory - R), âm thở (Audio - A).

Thiết bị đeo hỗ trợ theo dõi giấc ngủ (wearable Health Sleep Technology – HST) đang trở thành một xu hướng chủ đạo trong nghiên cứu và ứng dụng lâm sàng nhờ khả năng thu thập liên tục dữ liệu sinh lý một cách không xâm lấn, thuận tiện và có thể triển khai tại nhà. Dựa trên đặc điểm hình thái và vị trí gắn trên cơ thể, các thiết bị này có thể được phân thành các nhóm: vòng tay (bracelet), đai ngực (chest band), miếng dán (adhesive patch), tai nghe (headset), nhẫn thông minh (ring), v.v. Các thiết bị này có thể là sản phẩm thương mại sẵn có hoặc được thiết kế riêng cho mục đích nghiên cứu.

Bảng 1.2: Phân loại thiết bị đeo trong phát hiện OSA và tài liệu tham khảo liên quan

<b>Loại thiết bị đeo</b>	<b>Tài liệu tham khảo</b>
Vòng tay (Bracelet)	[53], [54] [14] [24]
Đai ngực (Chest band)	[55], [56] [14] [24]
Miếng dán (Adhesive patch)	[31], [57], [58], [59] [24]
Dạng khác	[33], [19] [24] [15] [16] [19]

Jeon và cộng sự [53] đã đề xuất một hệ thống chẩn đoán và dự đoán hội chứng ngưng thở khi ngủ dựa trên thiết bị đeo. Nghiên cứu giới thiệu hệ thống chỉ sử dụng một thiết bị đeo duy nhất – Sleep Care Kit (SCK) – có khả năng đo các thông số như nhịp thở, độ bão hòa oxy, nhịp tim và gia tốc ba trục. Thiết bị được đeo ở cổ tay, đảm bảo tiếp

xúc trực tiếp với da để thu thập tín hiệu sinh lý một cách chính xác. Sau một giai đoạn học ban đầu, hệ thống tiến hành phân tích mối tương quan giữa nhịp tim và gia tốc ba trục nhằm dự đoán nguy cơ ngưng thở khi ngủ. Trong nghiên cứu [56], Chen và cộng sự sử dụng thiết bị đeo dạng vòng tay thu tín hiệu PPG để phát hiện ngưng thở khi ngủ ở 100 tình nguyện viên. Thiết bị được thiết kế tối ưu về bộ nhớ, độ trễ và năng lượng, phù hợp triển khai trên các hệ thống tính toán giới hạn. Dữ liệu thu được được đồng bộ với PSG nhằm đảm bảo độ chính xác, đồng thời hướng tới ứng dụng giám sát dài hạn tại nhà. Trong các nghiên cứu [57, 58], Yeo và cộng sự sử dụng thiết bị dán T-REX TR100A để ghi điện tâm đồ (ECG) một kênh từ vùng bụng trên. Thiết bị được dán trực tiếp lên da, đảm bảo tiếp xúc ổn định và tín hiệu thu nhận chính xác, giúp theo dõi liên tục và hạn chế nguy cơ bị bong tróc trong quá trình sử dụng. Một thiết bị HST dạng miếng dán cổ đã được phát triển, tích hợp cảm biến gia tốc ba trục LIS2DH12 và vi điều khiển nRF5232, cho phép truyền dữ liệu không dây qua Bluetooth Low Energy (BLE) với tần số lấy mẫu 100 Hz [33]. Thiết bị có kích thước nhỏ gọn (~3207 mm<sup>3</sup>), được dán trực tiếp lên vùng cổ bằng băng dính hai mặt, giúp đảm bảo tiếp xúc ổn định với da. Thiết kế này cho phép ghi nhận chính xác các tư thế ngủ phổ biến như nằm ngửa, nằm nghiêng và nằm sấp, phù hợp với mục tiêu theo dõi tại nhà và hỗ trợ đánh giá nguy cơ mắc pOSA. Nghiên cứu[55] chứng minh rằng tín hiệu chuyển động ngực (Thoracic movement signal - THO) và bụng (Abdominal movement signal - ABD), thu từ các dải piezoelectric đeo được, có thể được sử dụng hiệu quả để phân loại các dạng rối loạn thở khi ngủ thông qua mô hình thuật toán SVM. Kết quả cho thấy khi kết hợp cả hai tín hiệu, độ chính xác phân loại đạt trung bình 81.8%, khẳng định tiềm năng ứng dụng của phương pháp này trong sàng lọc và theo dõi OSA tại nhà hoặc trong lâm sàng.

Theo tìm hiểu của tác giả, thiết bị HST vẫn có cấu hình khá phức tạp với nhiều cảm biến và thao thác cũng chưa hoàn toàn đơn giản, thêm vào đó giá trung bình của thiết bị vào khoảng 2300 USD làm hạn chế khả năng tiếp cận của người sử dụng, đặc biệt là những người có thu nhập trung bình hoặc thấp [60].

Hiện nay, đã có nhiều nghiên cứu và sản phẩm thương mại được phát triển nhằm mục đích theo dõi tư thế ngủ. Trong đó, iSleePost là một hệ thống thiết bị đeo được phát triển bởi Po-Yuan Jeng và cộng sự [61], gồm hai thiết bị đeo độc lập sử dụng cảm biến gia tốc để theo dõi và phân loại tư thế ngủ. Trong đó, một thiết bị được đeo ở cổ tay nhằm ghi nhận chuyển động, còn thiết bị thứ hai được gắn ở ngực để thu thập nhãn tư thế một

cách tự động phục vụ huấn luyện mô hình. Dữ liệu từ cổ tay được xử lý bằng kỹ thuật cửa sổ trượt để trích xuất đặc trưng, sau đó ánh xạ với tư thế cơ thể dựa trên dữ liệu từ thiết bị ngực. Một hướng tiếp cận khác, Zhang và cộng sự sử dụng duy nhất một thiết bị đeo gắn ở ngực, có tích hợp cảm biến gia tốc ba trục, để theo dõi cả tư thế ngủ và các chỉ số sinh lý như nhịp tim và nhịp thở [62]. Trong nghiên cứu được thực hiện trên 7 tình nguyện viên khỏe mạnh trong điều kiện phòng lab, hệ thống sử dụng bộ phân loại tuyến tính (LDA) để nhận diện bốn tư thế ngủ phổ biến trong trạng thái tĩnh, kết hợp với thuật toán phát hiện chuyển động hiệu quả nhằm phân biệt giữa tư thế tĩnh và vận động. Một hệ thống thiết bị đeo theo dõi tư thế ngủ (Wearable Sleep System – WSS), được Kwasnicki và cộng sự phát triển với thiết kế riêng biệt, gồm các cảm biến đeo trên mỗi cánh tay và vùng ngực, kết nối không dây với bộ xử lý trung tâm (trong nghiên cứu là máy tính xách tay) thông qua bộ thu phát sóng vô tuyến [63]. Nền tảng phần cứng của hệ thống sử dụng bộ vi xử lý tiêu thụ điện năng cực thấp TI MSP430, kết hợp với mô-đun truyền thông không dây Chipcon CC2420, cùng pin Li-ion polymer nhẹ. Mỗi nút cảm biến được tích hợp cảm biến gia tốc ba trục ADXL330, con quay hồi chuyển số ITG-3200, và cảm biến từ trường ba trục HMC5843. Toàn bộ mô-đun có kích thước 20x30x17 mm, trọng lượng 10 g. Trong nghiên cứu của Asma Channa và cộng sự [64], một hệ thống theo dõi tư thế ngủ dựa trên công nghệ Internet vạn vật (IoT) đã được đề xuất, sử dụng hai cảm biến áp lực thương mại để thu thập dữ liệu từ 13 người tham gia ở các tư thế ngủ khác nhau. Dữ liệu được xử lý bằng nhiều thuật toán học máy giám sát, trong đó các mô hình như Weighted KNN và Linear SVM đạt độ chính xác nhận dạng tư thế lên tới 98,7%.

Các nghiên cứu hiện nay đã phát triển nhiều hệ thống theo dõi tư thế ngủ với độ chính xác cao, sử dụng đa dạng nền tảng như thiết bị đeo tích hợp cảm biến gia tốc, PPG, ECG hoặc thảm cảm biến áp lực. Nhiều hệ thống đã chứng minh hiệu quả trong việc phân loại tư thế ngủ và ghi nhận các chỉ số sinh lý liên quan đến hội chứng ngưng thở khi ngủ tắc nghẽn (OSA).

Tuy nhiên, để đáp ứng yêu cầu triển khai thực tế tại nhà, các giải pháp cần được tiếp tục hoàn thiện theo hướng tối giản phần cứng, giảm số lượng cảm biến, đồng thời tối ưu mô hình học máy cho nền tảng tính toán giới hạn (TinyML). Việc xây dựng một quy trình thu thập và xử lý dữ liệu rõ ràng, có thể lặp lại, cũng đóng vai trò quan trọng trong việc đảm bảo tính ổn định và khả năng áp dụng rộng rãi.

Bám sát định hướng này, luận văn đề xuất một hệ thống sử dụng duy nhất một cảm



Hình 1.1: Các tư thế ngủ cơ bản của con người

biến gia tốc dán dưới hõm ức để phát hiện các tư thế ngủ liên quan đến OSA. Trên cơ sở dữ liệu thu được, mô hình học máy nhẹ sẽ được xây dựng và tối ưu, hướng tới việc phát triển thiết bị IoT nhỏ gọn, chi phí thấp, có khả năng ước lượng chỉ số AHI – phục vụ cho sàng lọc và theo dõi OSA tại nhà một cách hiệu quả.

## 1.2. Ứng dụng cảm biến gia tốc trong đánh giá tư thế ngủ của người mắc OSA tại nhà

Tư thế ngủ của con người thường được phân loại thành bốn nhóm chính: nằm ngửa, nghiêng trái, nghiêng phải và nằm sấp (Hình 1.1) [65]. Việc phân biệt rõ ràng các tư thế này giúp nâng cao độ chính xác trong việc phân tích ảnh hưởng của tư thế đến các chỉ số sinh lý trong giấc ngủ.

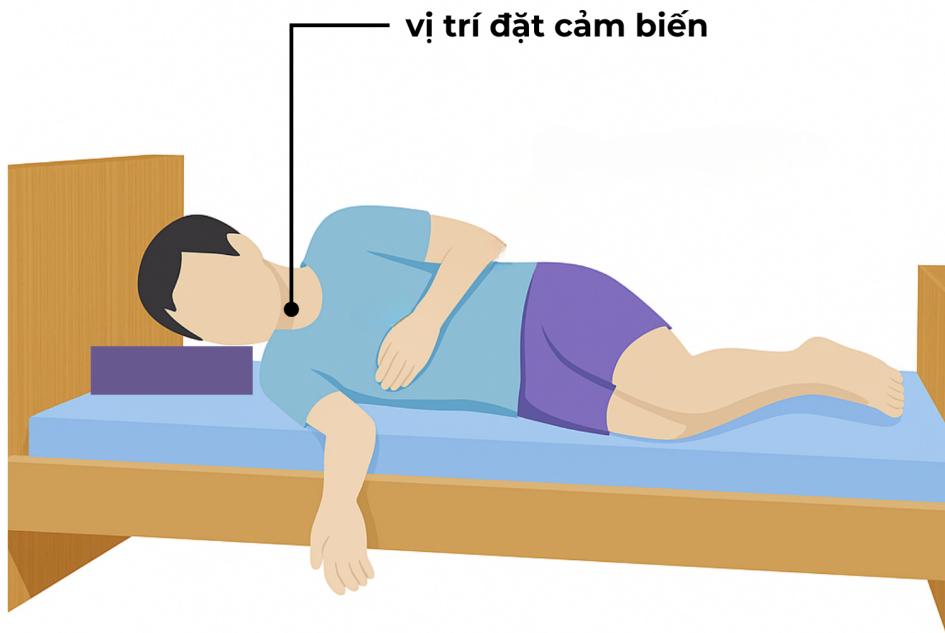
Việc theo dõi tư thế cơ thể đặc biệt hữu ích trong phát hiện và điều trị hội chứng ngưng thở khi ngủ phụ thuộc tư thế (positional OSA). Hiểu được mối quan hệ giữa tư

thê ngủ và rối loạn hô hấp sẽ mở ra hướng điều trị cá thể hóa, chẳng hạn như liệu pháp định hướng tư thế. Việc tích hợp cảm biến đeo được như miếng dán, vòng tay hoặc nhẫn thông minh không chỉ tăng sự tiện lợi khi theo dõi tại nhà mà còn cung cấp góc nhìn toàn diện về hướng cơ thể và chuyển động hô hấp trong suốt thời gian ngủ. Các đặc trưng như mức độ chuyển động khí quản và chu kỳ nỗ lực hô hấp có thể được sử dụng để ước lượng mức độ nghiêm trọng của OSA, từ đó hướng tới phát hiện chính xác hơn và quản lý cá nhân hóa cho từng bệnh nhân.

Nhiều phương pháp kỹ thuật đã được phát triển nhằm ghi nhận và phân tích tư thế ngủ một cách chính xác. Các hệ thống ghi hình sử dụng camera hồng ngoại có khả năng thu thập toàn bộ quá trình ngủ trong điều kiện ánh sáng thấp, trong khi đó, các cảm biến gia tốc ba trục (triaxial accelerometers) cho phép nhận diện sự thay đổi tư thế dựa trên dao động và gia tốc của cơ thể. Bên cạnh đó, các thiết bị tích hợp cảm biến áp suất cung cấp thông tin về sự phân bố trọng lực và áp lực tiếp xúc, từ đó suy luận tư thế ngủ một cách gián tiếp nhưng hiệu quả. Những hệ thống tiên tiến hơn còn kết hợp đa cảm biến và tích hợp nhiều phương pháp đồng thời, nhằm nâng cao độ tin cậy, tính định lượng và khả năng ứng dụng trong cả môi trường lâm sàng lẫn tại nhà. Theo S. Akbarian và đồng các tác giả đã đề cập đến phương pháp giám sát tư thế ngủ bằng máy ảnh hồng ngoại kết hợp với công nghệ học sâu (Deep learning) [66] có kết quả tốt nhưng có khó khăn để xác định các góc các nhau của khuôn mặt. Còn theo A. Channa, M. Yousuf và N. Popescu đã sử dụng cảm biến áp suất được gắn dưới đệm để theo dõi thư thế ngủ với 2048 điểm cảm biến [64]. Trong đó cảm biến gia tốc 3 trục được đánh giá là phương pháp hiệu quả, tiết kiệm chi phí và độ chính xác cao. Jeng PY và đồng nghiệp đã thực hiện phát triển chế tạo thiết bị đeo tay sử dụng cảm biến gia tốc kết hợp với thiết bị ở ngực để lấy nhãn cho dữ liệu. Các phương pháp học máy truyền thống được sử dụng với độ chính xác đánh giá 4 tư thế khi ngủ trên 85% [61]. Trong [67], Ji et al. và cộng sự phát triển một dây đeo ngực tích hợp vào dây an toàn máy bay nhằm theo dõi giấc ngủ và sức khỏe hành khách. Hệ thống kết hợp cảm biến ECG mềm, dải đai áp điện và cảm biến gia tốc 3 trục để ghi nhận ECG, hô hấp và tư thế cơ thể. Việc tiếp xúc da là cần thiết để đảm bảo thu nhận chính xác các tín hiệu sinh lý.

Cách đặt và vị trí đặt cảm biến ảnh hưởng rất lớn đến chất lượng, độ chính xác của phép đo. Theo đó vị trí xương ức cổ được xem là vị trí có thể thu được tín hiệu chính xác để đặt đơn cảm biến [62]. Việc sử dụng nhiều cảm biến ở những vị trí khác như cổ tay,

trán, ... sẽ có thêm nhiều dữ liệu hữu ích để phân tích, đánh giá. Ngoài ra, hiện nay với sự phát triển vượt bậc của điện thoại di động, việc tận dụng cảm biến gia tốc ở ngay trên chính chiếc điện thoại cũng là giải pháp hữu hiệu [68]. Nhóm tác giả trong [69] đã báo cáo nghiên cứu đánh giá tư thế ngủ của bệnh nhân sử dụng thiết bị di động đeo ở xương ức kết hợp với phần mềm trên nền tảng Android để thu thập lại dữ liệu kể cả khi tắt màn hình. Trong một nghiên cứu tiêu biểu, Natale và cộng sự đã khai thác các cảm biến tích hợp sẵn trên điện thoại iPhone để ước lượng các thông số liên quan đến chất lượng giấc ngủ, bao gồm tổng thời gian ngủ (Total Sleep Time – TST), độ trễ vào giấc (Sleep Onset Latency – SOL) và hiệu quả giấc ngủ (Sleep Efficiency – SE). Phương pháp tiếp cận này cho thấy tiềm năng trong việc sử dụng thiết bị di động như một công cụ theo dõi giấc ngủ tiện lợi và dễ tiếp cận, đặc biệt trong các nghiên cứu cộng đồng và ứng dụng tại nhà[70]. Đặc điểm của sử dụng tích hợp cảm biến gia tốc trên điện thoại là rất tiện lợi, sử dụng trực tiếp mà không cần phát triển phần cứng. Tuy nhiên, việc tiếp xúc điện thoại trực tiếp với cơ thể trực tiếp trong thời gian lâu cũng có gây những ảnh hưởng nhất định đến người dùng.



Hình 1.2: Vị trí tối ưu để đặt cảm biến gia tốc

Trong khuôn khổ luận văn, tác giả đề xuất thiết kế một thiết bị đeo tiếp xúc sử dụng cảm biến gia tốc được đặt tại vị trí xương ức cổ nhằm theo dõi và phân tích tư thế ngủ của người dùng. Vị trí này được lựa chọn không chỉ do tính ổn định trong quá trình

ngủ mà còn thuận lợi để tích hợp thêm các cảm biến khác như cảm biến âm thanh và cảm biến nhiệt độ – phục vụ cho các mục tiêu nghiên cứu mở rộng của nhóm. Tín hiệu từ cảm biến gia tốc sẽ được thu thập dưới dạng ba trục không gian (x, y, z), phản ánh chuyển động và hướng trọng lực tương ứng với tư thế cơ thể trong suốt thời gian ngủ. Sau quá trình thu thập, dữ liệu gia tốc sẽ được xử lý sơ cấp bao gồm hiệu chỉnh, lọc nhiễu, và chuẩn hóa nhằm đảm bảo tính chính xác và đồng nhất giữa các mẫu đo. Tiếp theo, các đặc trưng định lượng (features) trong miền thời gian sẽ được trích xuất để phục vụ cho bài toán phân loại tư thế ngủ (ngửa, nghiêng trái, nghiêng phải, sấp). Các đặc trưng này cùng với dữ liệu gốc sẽ được lưu trữ trong hệ thống để phục vụ cho các bước phân tích tiếp theo, bao gồm huấn luyện mô hình học máy hoặc tích hợp với các chỉ số sinh lý khác trong đánh giá rối loạn giấc ngủ, đặc biệt là hội chứng ngưng thở khi ngủ (OSA) **Hình 1.2.**

Cảm biến gia tốc là một thiết bị đo lường có khả năng phát hiện và ghi nhận gia tốc – tức là sự thay đổi vận tốc theo thời gian – của một vật thể trong không gian ba chiều. Với ưu điểm nhỏ gọn, tiêu thụ năng lượng thấp và chi phí hợp lý, cảm biến gia tốc được ứng dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực như điện tử tiêu dùng, ô tô, công nghiệp, và đặc biệt là y học, trong các thiết bị theo dõi hoạt động và giấc ngủ.

**Nguyên lý hoạt động của cảm biến gia tốc dựa trên Định luật II Newton:**

$$F = ma \quad (1.1)$$

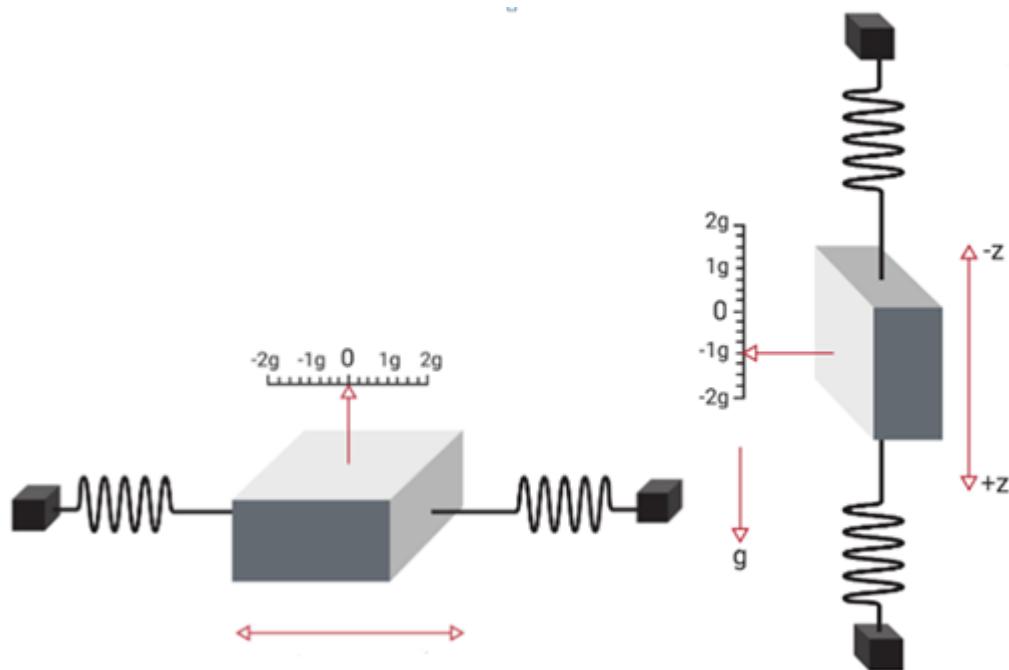
Trong đó,  $F$  là lực tác động lên một khối lượng  $m$ , tạo ra gia tốc  $a$ . Trong cấu trúc vi cơ điện tử (MEMS) của cảm biến gia tốc, một khối lượng nhỏ được treo bằng các thanh đàn hồi. Khi cảm biến chịu tác động gia tốc, khối lượng này dịch chuyển, gây ra sự thay đổi về đặc tính điện, chẳng hạn như: 01) thay đổi điện dung trong cảm biến kiểu điện dung (capacitive type); 02) thay đổi điện tích do hiệu ứng áp điện trong cảm biến kiểu áp điện (piezoelectric type); và 03) thay đổi điện áp trong các cảm biến điện trở áp (piezoresistive type).

Tín hiệu điện sinh ra từ quá trình này được khuếch đại và số hóa để xử lý trong các ứng dụng khác nhau. Chính khả năng chuyển đổi giữa năng lượng cơ học và điện học giúp cảm biến gia tốc hoạt động hiệu quả trong việc ghi nhận các trạng thái động học của vật thể, bao gồm: 01) dịch chuyển tuyến tính (linear movement), 02) góc nghiêng

(tilt), 03) rung động (vibration), và 04) va chạm (shock) hoặc rơi tự do (free fall).

Trong lĩnh vực y sinh, đặc biệt là trong nghiên cứu về giấc ngủ và ngưng thở khi ngủ (OSA), cảm biến gia tốc được sử dụng để: 01) theo dõi tư thế ngủ (supine, prone, lateral); 02) ghi nhận chu kỳ chuyển động hô hấp; và 03) phát hiện dao động vùng khí quản nhằm xác định sự kiện ngưng thở hoặc giảm thở.

Nhờ khả năng tích hợp dễ dàng vào các thiết bị đeo (vòng tay, miếng dán, nhẫn), cảm biến gia tốc trở thành thành phần cốt lõi trong các hệ thống theo dõi không xâm lấn, hỗ trợ hiệu quả cho việc sàng lọc và đánh giá OSA tại nhà hoặc trong môi trường lâm sàng.



Hình 1.3: Nguyên lý cơ bản của cảm biến gia tốc

Như minh họa trong Hình 1.3, khi cảm biến gia tốc chịu tác động từ một chuyển động, khối gia trọng (proof mass) sẽ dịch chuyển, làm lò xo kết nối bị biến dạng. Sự biến dạng này tạo ra một lực đàn hồi theo định luật Hooke, tỷ lệ thuận với độ giãn của lò xo. Áp dụng định luật II Newton, ta có mối quan hệ giữa lực, khối lượng và gia tốc như sau:

$$F = m \cdot a \Rightarrow a = \frac{k \cdot \Delta l}{m} \quad (1.2)$$

Trong đó:

- $F$  là lực đàn hồi tác dụng lên khối gia trọng (N)
- $m$  là khối lượng của khối gia trọng (kg)
- $k$  là hệ số đàn hồi của lò xo (N/m)
- $\Delta l$  là độ biến dạng (thay đổi chiều dài) của lò xo (m)

Phương trình trên cho thấy gia tốc có thể được tính toán gián tiếp thông qua độ biến dạng của lò xo, từ đó cho phép cảm biến gia tốc chuyển đổi dao động cơ học thành tín hiệu điện phục vụ cho việc đo đặc và phân tích chuyển động. Trong hệ tọa độ của cảm biến gia tốc ba trục, trục z thường nằm theo phương vuông góc với mặt phẳng ngang và sẽ chịu thêm tác dụng của trọng lực. Do đó, ở trạng thái cân bằng (khi thiết bị đứng yên và không có chuyển động nào khác), giá trị gia tốc đo được tại trục z sẽ xấp xỉ bằng gia tốc trọng trường  $g$  (khoảng  $9.81 \text{ m/s}^2$ ). Đặc điểm này có thể được khai thác trong việc hiệu chuẩn cảm biến cũng như xác định tư thế không gian tương đối của thiết bị.

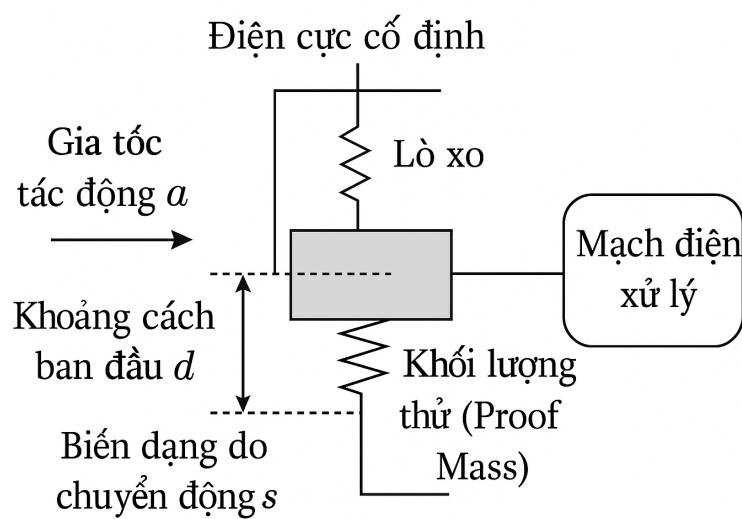
Trong khuôn khổ luận văn này, tác giả tập trung tìm hiểu và ứng dụng cảm biến gia tốc được chế tạo dựa trên công nghệ vi cơ điện tử (Micro-Electro-Mechanical Systems – MEMS). Đây là một công nghệ tiên tiến cho phép tích hợp các thành phần phần cứng siêu nhỏ và linh kiện điện tử ngay trên cùng một chip bán dẫn, với kích thước cấu trúc có thể dưới 10 micromet. Một trong những ưu điểm nổi bật của cảm biến gia tốc MEMS là khả năng tích hợp trực tiếp lên bo mạch in (Printed Circuit Board – PCB), qua đó giảm thiểu thể tích chiếm dụng, tiết kiệm chi phí sản xuất và đơn giản hóa thiết kế hệ thống nhúng. Nhờ đó, công nghệ này đặc biệt phù hợp cho các ứng dụng trong thiết bị đeo cá nhân, điện thoại di động, và các hệ thống theo dõi sức khỏe thế hệ mới.

Dựa trên nguyên lý hoạt động, cảm biến gia tốc MEMS hiện được phân thành ba loại chính, mỗi loại ứng dụng một cơ chế vật lý khác nhau để chuyển đổi dao động cơ học thành tín hiệu điện [71][72].

Hiện nay, cảm biến gia tốc MEMS được chia thành ba loại chính dựa trên nguyên lý hoạt động. 01) Cảm biến gia tốc dựa trên hiệu ứng điện dung (Capacitive accelerometers): Đây là loại cảm biến phổ biến nhất trong các thiết bị điện tử tiêu dùng như điện thoại thông minh và thiết bị đeo. Nguyên lý hoạt động dựa trên sự thay đổi điện dung giữa các bản cực khi khối gia trọng dịch chuyển dưới tác dụng của gia tốc. Sự thay đổi này được chuyển đổi thành tín hiệu điện tỷ lệ với mức gia tốc tác động. 02) Cảm biến gia

tốc dựa trên hiệu ứng áp điện trở (Piezoresistive accelerometers): Trong loại cảm biến này, ứng suất cơ học tác động lên vật liệu bán dẫn sẽ làm thay đổi điện trở của nó – hiện tượng gọi là hiệu ứng áp điện trở. Đặc tính tuyến tính giữa lực và điện trở giúp loại cảm biến này hoạt động ổn định trong môi trường có điều kiện khắc nghiệt, đặc biệt là nhiệt độ cao.

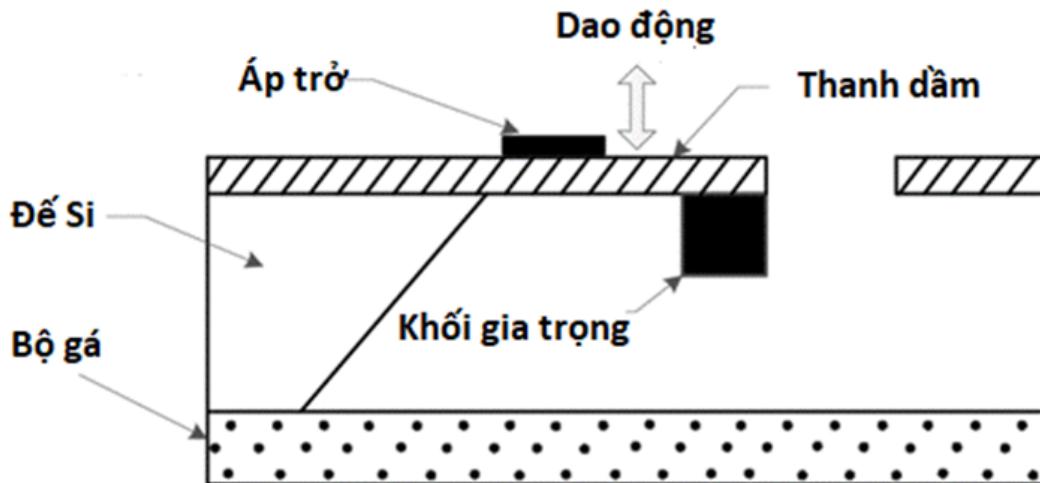
03) Cảm biến gia tốc dựa trên hiệu ứng áp điện (Piezoelectric accelerometers): Loại cảm biến này dựa trên khả năng sinh điện tích của các tinh thể áp điện khi bị nén hoặc kéo. Điện tích sinh ra tỷ lệ với lực tác động, cho phép ghi nhận các dao động cơ học có tần số cao. Cảm biến áp điện thường được sử dụng trong các ứng dụng yêu cầu đo rung động chính xác.



Hình 1.4: Cấu trúc cảm biến gia tốc điện dung

### Cảm biến gia tốc kiểu điện dung (Capacitive Accelerometers)

*Nguyên lý hoạt động:* Cảm biến gia tốc kiểu điện dung hoạt động dựa trên nguyên lý biến thiên điện dung giữa các bản cực trong cấu trúc tụ điện khi chịu tác động bởi gia tốc. Cấu hình cơ bản của cảm biến bao gồm một khối lượng vi mô (proof mass) được treo bằng hệ thống lò xo vi cơ (MEMS spring system), trong đó một đầu được cố định và đầu còn lại liên kết với bản cực di động của tụ điện. Khi có gia tốc tác động theo một phương nhất định, khối lượng này sẽ lệch khỏi vị trí cân bằng, làm thay đổi khoảng cách giữa các bản cực và kéo theo sự biến đổi điện dung. Biến thiên này được phát hiện thông qua mạch đo nhạy điện dung, sau đó được chuyển đổi thành tín hiệu điện tử tỷ lệ với độ lớn của gia tốc. Quá trình này cho phép cảm biến ghi nhận gia tốc theo thời gian thực với độ chính xác cao và độ nhiễu thấp. Hình 1.4 minh họa nguyên lý dịch chuyển khối



Hình 1.5: Cấu trúc cảm biến áp trớ

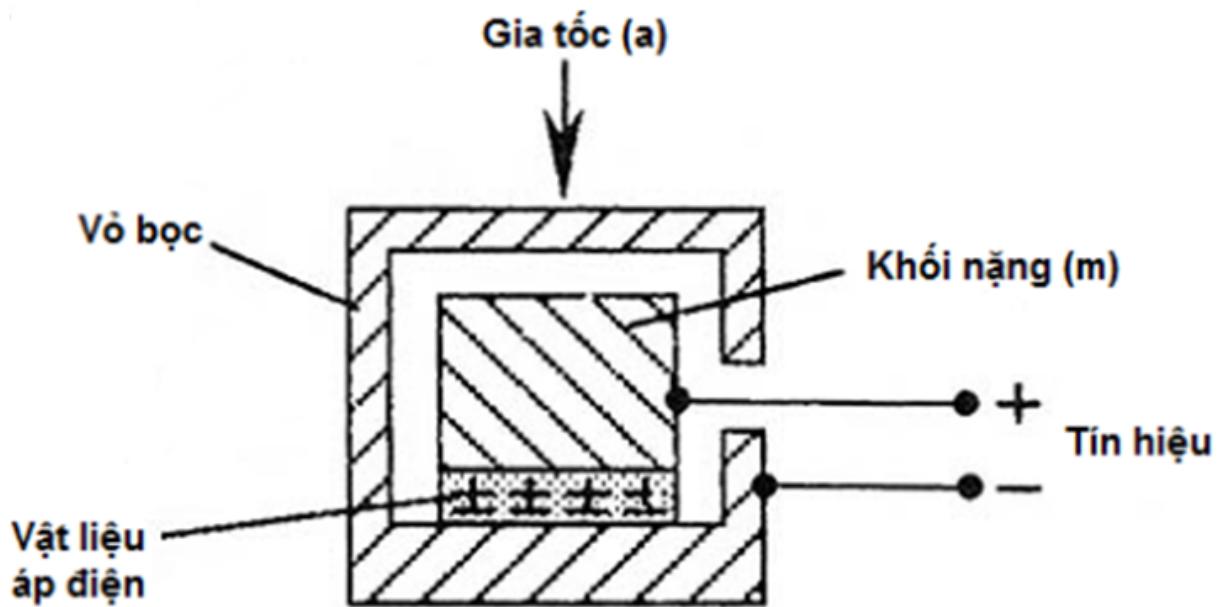
lượng và sự thay đổi điện dung trong cấu trúc cảm biến gia tốc MEMS kiểu điện dung.

### Cảm biến gia tốc kiểu áp điện trớ (Piezoresistive Accelerometers)

*Nguyên lý hoạt động:* Cảm biến gia tốc kiểu áp điện trớ hoạt động dựa trên hiện tượng thay đổi điện trớ của các phần tử nhạy cảm khi chịu ứng suất cơ học. Trong cấu hình tiêu chuẩn, các phần tử áp điện trớ được gắn trực tiếp lên thanh dầm (cantilever) liên kết với một khối gia trọng được treo trong vùng đo. Khi có gia tốc tác động lên hệ thống, lực quán tính gây ra sự biến dạng cơ học của thanh dầm, từ đó làm thay đổi điện trớ của các phần tử cảm biến. Để tăng độ chính xác và khuếch đại tín hiệu, cấu hình cảm biến thường được tích hợp trong một mạch cầu Wheatstone, giúp tối đa hóa độ nhạy và cải thiện tỷ số tín hiệu trên nhiễu (Signal-to-Noise Ratio – SNR) của phép đo (xem Hình 1.5).

Cảm biến áp điện trớ có ưu điểm nổi bật trong việc ghi nhận các biến đổi gia tốc chậm và có thể hoạt động hiệu quả trong một dải đo rộng. Nhờ đó, loại cảm biến này đặc biệt phù hợp cho các ứng dụng cần đo dao động có biên độ hoặc tần số lớn, chẳng hạn như trong thử nghiệm va chạm, đo động học kết cấu, hoặc môi trường công nghiệp có điều kiện phức tạp. Ngoài ra, cảm biến cũng thể hiện khả năng ổn định tốt trước các dao động nhiệt của môi trường xung quanh.

Tuy nhiên, hạn chế chính của cảm biến kiểu áp điện trớ nằm ở độ nhạy tương đối thấp khi đo các tín hiệu yếu hoặc biên độ dao động nhỏ. Điều này có thể làm giảm độ chính xác trong các ứng dụng yêu cầu độ phân giải cao. Bên cạnh đó, chi phí chế tạo và



Hình 1.6: Cấu trúc cảm biến áp điện

triển khai cảm biến áp điện trở thường cao hơn so với các cảm biến điện dung MEMS, khiến việc tích hợp vào các hệ thống nhúng hoặc thiết bị tiêu dùng gặp nhiều giới hạn về mặt kinh tế.

### Cảm biến gia tốc kiểu áp điện (Piezoelectric Accelerometers)

*Nguyên lý hoạt động:* Cảm biến gia tốc kiểu áp điện hoạt động dựa trên hiệu ứng áp điện của một số vật liệu đặc biệt như gốm sứ hoặc thạch anh. Khi các vật liệu này chịu ứng suất cơ học, chúng sẽ bị biến dạng và tạo ra điện thế trên bề mặt. Lượng điện tích sinh ra có độ lớn tỉ lệ thuận với lực tác động lên cảm biến, trong khi cực tính phụ thuộc vào hướng của lực. Một trong những ưu điểm nổi bật của cảm biến áp điện so với các loại cảm biến gia tốc khác là khối lượng nhẹ và khả năng đáp ứng tần số rất cao, có thể đạt đến mức hàng megahertz. Nhờ đó, cảm biến áp điện đặc biệt phù hợp cho các ứng dụng yêu cầu đo dao động nhanh, ngắn hạn trong môi trường khắc nghiệt hoặc cần độ chính xác cao về thời gian và tần số.

Tuy nhiên, cảm biến kiểu áp điện có trễ kháng đầu ra rất cao và chỉ tạo ra điện áp nhỏ, điều này khiến tín hiệu dễ bị suy giảm hoặc nhiễu nếu không được xử lý đúng cách. Để đảm bảo chất lượng tín hiệu và giảm thiểu sai số do tải (loading error), hệ thống đo thường được tích hợp thêm các bộ khuếch đại chuyển đổi trễ kháng chuyên dụng, chẳng

hạn như bộ khuếch đại điện tích (charge amplifier) (xem Hình 1.6).

Trong khuôn khổ luận văn này, cảm biến gia tốc MEMS kiểu điện dung được lựa chọn vì có độ nhạy cao với chuyển động chậm và biên độ nhỏ – đặc trưng của thay đổi tư thế khi ngủ. Loại cảm biến này có kích thước nhỏ, tiêu thụ điện năng thấp, dễ tích hợp vào thiết bị đeo và cho tín hiệu ổn định trong theo dõi dài hạn. So với các loại cảm biến khác, điện dung MEMS có chi phí hợp lý, phù hợp với yêu cầu kỹ thuật và tính khả thi triển khai trong hệ thống theo dõi tư thế ngủ.

### **1.3. Ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong đánh giá tư thế ngủ và hỗ trợ chẩn đoán hội chứng ngưng thở khi ngủ (OSA)**

Trong những năm gần đây, các mô hình học máy và mạng nơ-ron đã được ứng dụng rộng rãi trong lĩnh vực y sinh, đặc biệt là trong bài toán phân loại tư thế ngủ và hỗ trợ chẩn đoán hội chứng ngưng thở khi ngủ (OSA). Trong các hệ thống học máy ứng dụng cho y sinh, quy trình phân tích tín hiệu thường tuân theo một chuỗi các bước: (1) thu thập dữ liệu cảm biến, (2) xử lý tín hiệu thô, (3) trích xuất đặc trưng có ý nghĩa, (4) lựa chọn mô hình học máy phù hợp, và cuối cùng là (5) đánh giá hiệu năng của mô hình trên tập kiểm thử. Mỗi bước trong quy trình này đều có ảnh hưởng trực tiếp đến độ chính xác và tính ổn định của hệ thống. Đặc biệt, trong bối cảnh thiết bị đeo và hệ thống IoT có tài nguyên tính toán hạn chế, việc tối ưu hóa lựa chọn đặc trưng và sử dụng các mô hình nhẹ là yếu tố then chốt để đảm bảo khả năng triển khai thực tế mà vẫn duy trì hiệu quả phân loại tư thế ngủ phục vụ đánh giá OSA.

Nhìn chung, việc chẩn đoán hội chứng ngưng thở khi ngủ — đặc biệt pOSA — đòi hỏi một hệ thống giám sát có khả năng thu thập liên tục dữ liệu sinh lý, phân tích chính xác tư thế ngủ, và đưa ra cảnh báo kịp thời trong thời gian thực. Điều này đặt ra yêu cầu ngày càng cao đối với tính tối ưu của mô hình, tính gọn nhẹ của thiết bị phần cứng, và khả năng triển khai thực tế tại nhà. Trong bối cảnh đó, các mô hình học máy đang trở thành công cụ đắc lực để phân loại mức độ nghiêm trọng của OSA thông qua chỉ số AHI hoặc nhận diện tư thế ngủ dựa trên tín hiệu cảm biến. Đây là hướng tiếp cận liên ngành, kết hợp giữa y học giấc ngủ và trí tuệ nhân tạo ứng dụng [24].

### 1.3.1. Quy trình tổng quát trong hệ thống ứng dụng AI cho đánh giá OSA và phân loại tư thế ngủ

Bảng 1.3: Các bước chính trong hệ thống ứng dụng AI cho phân tích tư thế ngủ và hỗ trợ chẩn đoán OSA

STT	Giai đoạn	Mô tả tổng quát
1	<b>Thu thập tín hiệu</b> (Data Acquisition)	Ghi nhận tín hiệu từ cảm biến như gia tốc ba trục, PPG, ECG hoặc áp lực. Thiết bị đeo nhỏ gọn, truyền dữ liệu qua BLE, tốc độ lấy mẫu 10–100 Hz.
2	<b>Tiền xử lý tín hiệu</b> (Preprocessing)	Lọc nhiễu (notch, bandpass), loại bỏ trôi nền, phân đoạn theo cửa sổ thời gian. Mục tiêu là làm sạch và ổn định dữ liệu đầu vào.
3	<b>Trích xuất đặc trưng</b> (Feature Extraction)	Tính toán các đặc trưng thời gian (mean, std, energy...) và tần số (FFT, wavelet), đại diện cho nội dung sinh lý trong từng đoạn tín hiệu.
4	<b>Lựa chọn và huấn luyện mô hình</b> (Model Selection & Training)	Lựa chọn thuật toán học máy (SVM, RF, LR, NN nhẹ) phù hợp với bài toán phân loại tư thế và/hoặc đánh giá OSA.
5	<b>Đánh giá hiệu năng</b> (Evaluation)	Sử dụng các chỉ số đánh giá mô hình như Accuracy, Precision, Recall, F1-Score, AUC, confusion matrix.
6	<b>Tối ưu mô hình</b> (Model Optimization)	Ứng dụng kỹ thuật pruning, quantization (8-bit) để giảm kích thước và độ phức tạp mô hình nhằm phục vụ triển khai biên.
7	<b>Triển khai thực tế</b> (Deployment)	Triển khai mô hình trên vi điều khiển (MCU) hỗ trợ TinyML, tích hợp trong thiết bị đeo nhằm theo dõi tư thế ngủ và ước lượng AHI tại nhà.

Quy trình này có thể được điều chỉnh tùy theo loại tín hiệu đầu vào và mục tiêu phân tích cụ thể (nhận diện tư thế, phát hiện ngưng thở, theo dõi nhịp thở,...). Tuy nhiên, nguyên tắc cơ bản là đảm bảo tín hiệu đầu vào chất lượng cao và mô hình đủ nhẹ để triển khai thực tế (xem Bảng 1.3).

**Thu thập tín hiệu** là bước đầu tiên và đóng vai trò nền tảng trong toàn bộ quy trình

phân tích tư thế ngủ, chẩn đoán hội chứng ngưng thở khi ngủ (OSA) bằng trí tuệ nhân tạo. Trong các hệ thống theo dõi tại nhà (HST), quá trình này được thực hiện thông qua các thiết bị đeo hoặc cảm biến gắn ngoài, với mục tiêu ghi nhận liên tục các tín hiệu sinh lý phản ánh hoạt động hô hấp, tuần hoàn và chuyển động cơ thể trong suốt giấc ngủ. Tín hiệu được ghi nhận có thể bao gồm: gia tốc ba trục nhằm phát hiện chuyển động và tư thế nằm; tín hiệu PPG để đo nhịp tim và độ bão hòa oxy; tín hiệu ECG để đánh giá hoạt động điện tim; hoặc tín hiệu từ cảm biến hô hấp, cảm biến áp lực gắn trên giường để xác định tư thế ngủ qua phân bố trọng lực. Tuỳ vào mục tiêu nghiên cứu và cấu hình thiết bị, các tín hiệu này được lấy mẫu với tần số phù hợp, thường dao động từ 10 Hz đến 500 Hz [33, 61, 62, 69, 73, 24]. Một trong những yêu cầu quan trọng của bước thu thập là đảm bảo tính ổn định và chất lượng của dữ liệu. Các cảm biến cần được gắn chắc chắn tại những vị trí tối ưu, chẳng hạn như vùng ngực, cổ tay hoặc hõm ức, để giảm thiểu nhiễu do chuyển động và duy trì tiếp xúc ổn định trong suốt quá trình theo dõi. Ngoài ra, hệ thống cũng cần đảm bảo khả năng lưu trữ hoặc truyền dữ liệu hiệu quả thông qua các giao thức không dây như Bluetooth Low Energy (BLE) hoặc Wi-Fi [21, 19]. Trong một số nghiên cứu gần đây, các hệ thống HST hiện đại đã sử dụng vi điều khiển công suất thấp tích hợp cảm biến gia tốc, cho phép truyền dữ liệu liên tục với mức tiêu thụ năng lượng tối ưu. Ví dụ, trong nghiên cứu [33], thiết bị dán cổ tích hợp cảm biến gia tốc LIS2DH12 và vi điều khiển nRF5232 đã được sử dụng để thu tín hiệu ở tần số 100 Hz và truyền không dây qua BLE, đảm bảo dữ liệu ổn định và chính xác trong điều kiện thực tế tại nhà.

Chất lượng của dữ liệu thu được trong bước này ảnh hưởng trực tiếp đến hiệu quả của toàn bộ hệ thống. Do đó, quá trình thu thập tín hiệu cần được thiết kế sao cho vừa đáp ứng được yêu cầu về độ chính xác sinh lý, vừa đảm bảo tính khả thi khi triển khai lâu dài trong môi trường ngoài lâm sàng. Tuy nhiên, trong nhiều nghiên cứu hiện nay, cấu trúc phần mềm cho quá trình thu thập và lưu trữ dữ liệu vẫn chưa được trình bày một cách đầy đủ và thống nhất. Các yếu tố như kiến trúc hệ thống (ứng dụng di động, web, hay máy chủ trung tâm), giao thức truyền thông (MQTT, HTTP), phương thức lưu trữ (cục bộ, cloud, hoặc cơ sở dữ liệu liên kết), cũng như các vấn đề liên quan đến mã hóa – bảo mật dữ liệu sức khỏe – và tuân thủ quy định của cơ quan chuyên môn (chuẩn HIPAA, GDPR, hoặc quy định y tế quốc gia) thường chưa được đề cập rõ ràng. Những yếu tố này có thể ảnh hưởng đến khả năng mở rộng, tích hợp, và ứng dụng thực tiễn của hệ thống trong môi trường chăm sóc sức khỏe tại nhà.

## Tiền xử lý dữ liệu

**Tiền xử lý dữ liệu** là một giai đoạn quan trọng nhằm cải thiện chất lượng tín hiệu, chuẩn hóa định dạng đầu vào và đảm bảo tính đồng nhất của dữ liệu trước khi đưa vào mô hình học máy. Các kỹ thuật tiền xử lý phổ biến bao gồm lọc tín hiệu (filtering), nội suy (interpolation), chuẩn hóa dữ liệu (normalization), phân đoạn tín hiệu (Segmentation – Epoch Creation).

**Lọc tín hiệu** là bước đầu tiên trong tiền xử lý nhằm loại bỏ nhiễu khỏi các tín hiệu sinh lý như EEG, ECG, EMG, SpO<sub>2</sub> và gia tốc. Các loại nhiễu thường gặp bao gồm: nhiễu điện lưới (50–60 Hz), chuyển động cơ thể (motion artifacts), nhiễu tần số cao và trôi đường cơ sở (baseline drift) [sheta2021osa , 74]. Trong nghiên cứu của Sheta và cộng sự [75], tác giả đã sử dụng bộ lọc notch IIR bậc hai nhằm loại bỏ nhiễu điện lưới 60 Hz khỏi tín hiệu ECG — vốn là loại nhiễu phổ biến gây khó khăn cho việc phân tích và trích xuất đặc trưng hình thái. Kết quả cho thấy tín hiệu sau lọc cho chất lượng cao hơn đáng kể và cải thiện hiệu năng của các mô hình học máy trong chẩn đoán OSA. Các kỹ thuật lọc phổ biến bao gồm notch filter (đặc biệt là IIR notch filter bậc hai) để loại bỏ nhiễu điện lưới, bandpass filter để giữ lại dải tần sinh lý, và các bộ lọc mượt như Butterworth bậc ba, median filter hoặc moving average filter. Đối với tín hiệu gia tốc, các bộ lọc cần đảm bảo vừa loại bỏ nhiễu vừa bảo toàn các đặc trưng chuyển động. Trong đó, Kalman filter được sử dụng rộng rãi để làm mượt chuỗi tín hiệu thời gian và giảm nhiễu ngẫu nhiên, còn total variation filter được đánh giá cao trong việc bảo toàn biên chuyển động rõ nét [76, 68]. Việc lựa chọn bộ lọc phù hợp cần dựa trên đặc điểm của từng loại tín hiệu và mục tiêu phân tích cụ thể.

**Nội suy** là bước cần thiết để chuẩn hóa chuỗi thời gian. Các phương pháp như cubic spline, piecewise cubic Hermite (PCHIP) hay linear interpolation thường được áp dụng để điều chỉnh các chuỗi dữ liệu về cùng tần số chuẩn, đảm bảo đầu vào đồng bộ cho mô hình học máy hoặc mạng nơ-ron. Ngoài ra, đối với các chuỗi tín hiệu rời rạc như nhịp RR từ ECG hoặc các chuỗi SpO<sub>2</sub> có thể bị gián đoạn hoặc mất mẫu, kỹ thuật nội suy còn đóng vai trò quan trọng trong việc làm đầy các giá trị bị thiếu (missing/null values) và tái cấu trúc tín hiệu thành chuỗi liên tục, giúp mô hình học được đặc trưng đầy đủ hơn từ dữ liệu [77]. Trong nghiên cứu [78], cả hai tín hiệu gia tốc (ACC) và xung quang học (PPG) đều được nội suy để tạo thành chuỗi thời gian đồng nhất với tần số lấy mẫu 32 Hz. Đối với các tín hiệu có tần số cao hơn 32 Hz, một bộ lọc thông thấp (lowpass filter) được áp

dụng trước khi giảm tần số (down-sampling) nhằm hạn chế hiện tượng aliasing. Ngược lại, các tín hiệu có tần số lấy mẫu thấp hơn 32 Hz được nội suy bằng phương pháp đa thức Hermite từng đoạn (PCHIP – Piecewise Cubic Hermite Interpolation Polynomial) để khớp với tần số mong muốn.

**Chuẩn hóa dữ liệu** giúp đưa các đặc trưng đầu vào về cùng một miền giá trị, tránh hiện tượng các đặc trưng có biên độ lớn chi phối quá trình học. Một số phương pháp phổ biến bao gồm: Z-score normalization (chuẩn hóa về trung bình 0 và độ lệch chuẩn 1), min-max scaling (đưa về khoảng [0,1]), và robust scaling (dựa trên trung vị và IQR, phù hợp với dữ liệu có nhiễu hoặc ngoại lệ). Trong các nghiên cứu về OSA, chuẩn hóa đã được áp dụng cho nhiều loại tín hiệu như SpO<sub>2</sub>, PPG và gia tốc, giúp tăng độ ổn định mô hình và cải thiện tốc độ hội tụ khi huấn luyện mạng nơ-ron [33, 31, 74].

**Phân đoạn tín hiệu** là một bước thiết yếu trong xử lý tín hiệu sinh lý, đặc biệt trong các hệ thống theo dõi vị trí giấc ngủ và phát hiện ngưng thở khi ngủ (OSA). Mục tiêu của bước này là chia chuỗi dữ liệu liên tục thành các đoạn thời gian ngắn cố định (epoch), giúp mô hình học máy nhận diện hiệu quả các đặc trưng biến đổi theo thời gian. Thời lượng epoch thường phụ thuộc vào loại tín hiệu và mục tiêu phân tích: 30 giây cho EEG, 60 giây cho ECG và SpO<sub>2</sub>, 5 phút cho HRV, hoặc các cửa sổ trượt ngắn để phát hiện sự kiện ngắn hạn. Trong một số trường hợp, việc phân đoạn còn dựa vào các đặc điểm sinh lý như đỉnh sóng R trong ECG. Sau khi phân đoạn, các bước tiền xử lý như lọc nhiễu, chuẩn hóa hoặc làm mượt được áp dụng trong từng đoạn để nâng cao chất lượng dữ liệu đầu vào cho mô hình học máy [33, 31, 32, 77, 24].

Tóm lại, tiền xử lý tín hiệu không chỉ giúp nâng cao chất lượng dữ liệu mà còn đảm bảo tính nhất quán đầu vào cho hệ thống học máy. Việc lựa chọn kỹ thuật tiền xử lý cần phù hợp với đặc điểm của từng loại tín hiệu và mục tiêu phân tích cụ thể.

### **Trích xuất đặc trưng**

**Trích xuất đặc trưng** là một bước quan trọng nhằm biến đổi dữ liệu cảm biến thành tập hợp các đặc trưng có ý nghĩa, phản ánh các mẫu hình sinh lý liên quan đến mục đích của nghiên cứu. Quá trình này giúp làm nổi bật những thông tin cốt lõi từ tín hiệu sinh học như ECG, PPG, SpO<sub>2</sub>, gia tốc hay tín hiệu hô hấp, phục vụ cho các mô hình học máy trong việc phân loại tư thế ngủ hoặc phát hiện hội chứng ngưng thở khi ngủ (OSA) [15,

32, 64, 79, 73]. Các đặc trưng thường được sử dụng bao gồm biến thiên nhịp tim (HRV), khoảng RR, biên độ sóng R từ tín hiệu ECG; các chỉ số thông kê, tần số và entropy từ tín hiệu SpO<sub>2</sub>; hoặc các đặc trưng phi tuyến và miền tần số như năng lượng phổ, thông số Hjorth từ EEG. Ngoài ra, các đặc trưng từ tín hiệu PPG và gia tốc như entropy, phương sai hoặc số lượng chuyển động cũng đóng vai trò quan trọng trong việc phản ánh mức độ rối loạn hô hấp trong giấc ngủ. Ngoài các đặc trưng truyền thống trong miền thời gian và tần số, các đặc trưng hỗn hợp như biến đổi wavelet đã chứng minh vai trò đặc biệt quan trọng trong việc mô tả tín hiệu sinh lý một cách toàn diện hơn. Cụ thể, biến đổi wavelet cho phép phân tích tín hiệu ở nhiều thang thời gian khác nhau, đồng thời bảo toàn được cả thông tin về thời điểm và cấu trúc tần số của tín hiệu. Điều này đặc biệt hữu ích trong bối cảnh tín hiệu sinh lý thường không ổn định (non-stationary), như tín hiệu ECG, PPG hoặc tín hiệu gia tốc trong quá trình theo dõi tư thế ngủ. Các hệ số wavelet thu được từ tín hiệu gốc có thể phản ánh rõ ràng sự thay đổi chu kỳ hô hấp, chuyển động cơ thể, cũng như các đặc điểm bất thường liên quan đến cơn ngưng thở khi ngủ. Nhờ đó, việc trích xuất đặc trưng wavelet đóng góp quan trọng vào hiệu suất của các mô hình phân loại tư thế ngủ và phát hiện OSA [33].

**Gán nhãn (labeling)** được thực hiện nhằm liên kết các phân đoạn tín hiệu với nhãn sự kiện hô hấp tương ứng như “Apnea”, “Hypopnea”, hoặc phân mức độ nặng của OSA như “Mild”, “Moderate”, “Severe”. Một số nghiên cứu còn mở rộng sang các nhãn liên quan đến chất lượng tín hiệu (“Good” vs. “Poor”), kiểu hô hấp (“Bình thường”, “Bất thường”), các nhãn liên quan đến tư thế ngủ. Việc gán nhãn đúng đắn giúp huấn luyện mô hình AI chính xác và đánh giá mức độ nghiêm trọng của OSA một cách hiệu quả. Tùy theo thiết kế nghiên cứu, nhãn có thể được gán thủ công dựa trên chuyên gia hoặc tự động đồng bộ với thiết bị tham chiếu như camera, hệ thống PSG.

**Phát hiện đỉnh (peak detection)** là kỹ thuật thường được áp dụng để trích xuất thông tin từ tín hiệu dạng sóng, đặc biệt là ECG và PPG. Trong các nghiên cứu về OSA, đỉnh sóng R từ ECG thường được xác định để tính toán HRV, sử dụng các thuật toán như Pan-Tompkins, Hamilton hoặc ngưỡng thích nghi (adaptive threshold) [24]. Với tín hiệu PPG, đỉnh tâm thu được phát hiện thông qua các thuật toán lặp hoặc wavelet nhị phân để xác định các khoảng thời gian giữa hai đỉnh (peak-to-peak intervals). Kỹ thuật này giúp nâng cao độ chính xác trong việc phát hiện các thay đổi sinh lý, góp phần cải thiện năng lực chẩn đoán tự động OSA trong các hệ thống ứng dụng trí tuệ nhân tạo.

## Lựa chọn và huấn luyện mô hình

Các kỹ thuật học máy và kiến trúc mạng nơ-ron nhân tạo đã được ứng dụng hiệu quả trong các bài toán phân loại tư thế ngủ và chẩn đoán hội chứng ngưng thở khi ngủ (OSA). Học máy (Machine Learning – ML) cung cấp một tập hợp đa dạng các thuật toán cho phép khai thác mẫu hình từ dữ liệu cảm biến, hỗ trợ phát hiện những thay đổi trong tư thế cơ thể và các rối loạn hô hấp liên quan đến giấc ngủ. Trong khi đó, mạng nơ-ron nhân tạo (Artificial Neural Networks – ANN), đặc biệt là các kiến trúc sâu như CNN, LSTM hoặc hybrid CNN-LSTM, thể hiện ưu thế trong việc xử lý tín hiệu sinh lý phi tuyến, phức tạp, có độ biến thiên cao theo thời gian như ECG, SpO<sub>2</sub> hay tín hiệu gia tốc ba trục.

Trong số các **thuật toán học máy truyền thống** được sử dụng phổ biến, Random Forest (RF) [25] nổi bật nhờ khả năng kháng chống lại quá khớp và độ chính xác cao. Trong nghiên cứu [26], Wang và cộng sự đã ứng dụng RF để phân loại các trường hợp ngưng thở khi ngủ, đạt độ chính xác 93.88%, độ nhạy 89.93% và độ đặc hiệu 91.8%. Một nghiên cứu khác [58], Yeo và cộng sự sử dụng RF cho nhiệm vụ phân loại sự kiện hô hấp, thu được độ chính xác 83%, độ nhạy 99% và F1-score 81%. Mặc dù có sự khác biệt về nguồn dữ liệu và phương pháp trích chọn đặc trưng, RF vẫn cho thấy hiệu quả vượt trội khi so sánh với các thuật toán khác như SVM, LDA hay QDA [26], [58], [80].

Bên cạnh đó, thuật toán SVM [27] cũng đã được áp dụng nhằm xác định siêu phẳng tối ưu để phân loại các nhóm trong không gian đặc trưng. Trong nghiên cứu [26], Wang cũng sử dụng thêm mô hình SVM và đạt độ chính xác 88,28%, độ đặc hiệu 91,69% và độ nhạy 83,94%, cho thấy hiệu quả cao trong phát hiện ngưng thở khi ngủ, dù mô hình Random Forest thường có kết quả cao hơn. Ở nghiên cứu [58], SVM đạt độ chính xác 83% và hệ số Cohen's kappa 0,53 trong phân loại sự kiện hô hấp theo từng phút. Trong [80], SVM được huấn luyện trên tín hiệu ECG một kênh, đạt độ chính xác 69,13%, góp phần cải thiện hiệu suất của hệ thống phân loại khi tích hợp trong mô hình tổ hợp. Những kết quả này cho thấy SVM vẫn là một phương pháp có giá trị trong ứng dụng học máy cho chẩn đoán ngưng thở khi ngủ.

K-Nearest Neighbors (KNN) [28] là một thuật toán khác cũng thường xuyên được áp dụng trong các nghiên cứu về phát hiện ngưng thở khi ngủ [26], [53]. Dựa trên nguyên lý đo độ tương đồng trong không gian đặc trưng, KNN phân loại một điểm dữ liệu mới

dựa trên nhãn của các điểm lân cận gần nhất. Wang và cộng sự đã dùng mô hình KNN xử lý tín hiệu quang học PPG và đạt độ chính xác 85.06%, với độ đặc hiệu 86.11% và độ nhạy 83.72% [26]. Trong khi đó, nghiên cứu [53] báo cáo hiệu quả vượt trội hơn với accuracy lên đến 95%, đồng thời vẫn đảm bảo thời gian thực thi đáp ứng yêu cầu hệ thống. Thành công này được cho là đến từ khả năng đo lường chính xác độ tương đồng giữa dữ liệu quan sát và dữ liệu đã học, giúp mô hình KNN đưa ra dự đoán phù hợp với mức độ nghiêm trọng của OSA.

Bên cạnh các thuật toán truyền thống, mô hình XGBoost [30] cũng được đưa vào thử nghiệm trong nghiên cứu [26] nhằm đánh giá khả năng phân loại các mức độ ngưng thở khi ngủ. Là một biến thể của thuật toán boosting, XGBoost được thiết kế tối ưu cho hiệu suất tính toán và có khả năng xử lý hiệu quả cả bài toán hồi quy và phân loại. Kết quả cho thấy XGBoost đạt độ chính xác 82.05%, độ đặc hiệu 84.91% và độ nhạy 78.42%, cho thấy tiềm năng lớn của mô hình này trong ứng dụng lâm sàng, đặc biệt trong các hệ thống đòi hỏi cân bằng giữa độ chính xác và tốc độ huấn luyện. Trong nghiên cứu [58], thuật toán Linear Discriminant Analysis (LDA) [29] được đánh giá là một phương pháp quan trọng. LDA sử dụng trung bình và ma trận hiệp phương sai của từng lớp để xác định ranh giới quyết định tối ưu, nhằm tối đa hóa sự phân biệt giữa các lớp và giảm thiểu phương sai nội bộ. Trong bối cảnh nghiên cứu, LDA cho thấy hiệu quả vượt trội trong phát hiện sự kiện hô hấp với độ chính xác 81%, độ nhạy 88%, độ đặc hiệu 79% và điểm F1 đạt 81%.

**Học sâu (Deep learning - DL)** là một lĩnh vực thuộc học máy tập trung vào việc khai thác các mạng nơ-ron nhân tạo nhiều lớp để trích xuất đặc trưng và mô hình hóa dữ liệu phức tạp. Các mô hình học sâu đã chứng minh hiệu quả trong việc phát hiện tư thế ngủ, đánh giá tình trạng OSA. Học sâu cho phép phân tích các tín hiệu sinh lý không tuyến tính, có nhiễu và mang tính thời gian, chẳng hạn như tín hiệu PPG, ECG, SpO<sub>2</sub> và gia tốc kế.

Khác với các mô hình học máy truyền thống vốn đòi hỏi kỹ thuật trích xuất đặc trưng thủ công, các mạng học sâu có khả năng tự động học các đặc trưng biểu diễn từ dữ liệu đầu vào thông qua quá trình huấn luyện. Điều này đặc biệt hữu ích trong phát hiện hội chứng ngưng thở khi ngủ (OSA – *Obstructive Sleep Apnea*), nơi tín hiệu thu nhận từ thiết bị đeo thường biến thiên theo tư thế, giai đoạn ngủ và tình trạng sinh lý của từng bệnh nhân.

Trong các ứng dụng chẩn đoán OSA, nhiều kiến trúc học sâu đã được đề xuất và triển khai, bao gồm mạng nơ-ron tích chập (Convolutional Neural Networks – CNN), mạng nơ-ron hồi tiếp (Recurrent Neural Networks – RNN) với các biến thể như LSTM (Long Short-Term Memory) và GRU (Gated Recurrent Unit), mạng nơ-ron truyền thẳng (Feedforward Neural Networks – FNN), và mạng perceptron đa tầng (Multilayer Perceptron – MLP). Ngoài ra, các mô hình học chuyển tiếp (Transfer Learning) sử dụng các kiến trúc sâu như ResNet và ResNeXt cũng được chứng minh mang lại hiệu quả cao trong bối cảnh dữ liệu hạn chế [24, 26, 74, 78]. Gần đây, các mô hình kết hợp giữa học sâu và phương pháp phân cụm phân cấp (Hierarchical Deep Clustering – HDC) cũng được áp dụng nhằm giảm chi phí tính toán và mở rộng khả năng triển khai trên các thiết bị vi xử lý nhúng.

Trong [74], Rossi và cộng sự đã phát triển một mô hình mạng nơ-ron sâu (DNN) được phát triển để xử lý tín hiệu siêu âm thu từ cảm biến đeo ngực, theo hướng kết hợp đa cảm biến. Mô hình được thiết kế cho bài toán phân loại ba chiều: chất lượng tín hiệu, các mẫu hô hấp và các mẫu giấc ngủ. Mô hình đạt độ chính xác 96% trong phân biệt tín hiệu nhiễu và bình thường, với độ chính xác cao hơn trong dự đoán mẫu hô hấp (0.93) so với mẫu giấc ngủ (0.76). Trong [78], một mạng nơ-ron tích chập sâu (CNN) được triển khai nhằm phân loại các giai đoạn ngủ và phát hiện ngưng thở khi ngủ từ thiết bị CST (consumer sleep technologies) đeo tay, sử dụng tín hiệu từ cảm biến gia tốc và PPG. Mô hình gồm hai luồng xử lý riêng biệt, và kết quả cho thấy hiệu suất được cải thiện khi sử dụng dữ liệu thô, đặc biệt trong phát hiện sự kiện apnea trong giấc ngủ REM. Ji et al và cộng sự triển khai mô hình Long Short-Term Memory (LSTM) – một dạng mạng nơ-ron hồi tiếp (RNN) – nhằm phân tích chuỗi tín hiệu sinh lý phục vụ phát hiện hội chứng ngưng thở – giảm thở khi ngủ (SAHS) [67]. Mô hình gồm ba lớp lặp LSTM kết hợp với bốn lớp kết nối đầy đủ, có số nút lần lượt là 128, 64, 32 và 1. Kết quả cho thấy mô hình đạt độ chính xác trung bình từ 84–85%, khẳng định tính hiệu quả của kiến trúc LSTM trong việc nhận dạng các đặc trưng liên quan từ dữ liệu tuần tự. Tổng thể, các mô hình học sâu như CNN, LSTM và các biến thể kết hợp đã chứng minh hiệu quả vượt trội trong việc phát hiện OSA từ các tín hiệu sinh lý đa dạng. Tuy nhiên, thách thức về chi phí tính toán, dung lượng bộ nhớ và khả năng triển khai thực tế trên thiết bị đeo yêu cầu các hướng nghiên cứu tối ưu hóa mô hình và giảm độ phức tạp.

Tập trung vào mục tiêu phát hiện các hoạt động thường ngày và tư thế ngủ của con

người, rất nhiều nghiên cứu gần đây đã ứng dụng các phương pháp học máy và trí tuệ nhân tạo để xây dựng hệ thống nhận dạng từ dữ liệu cảm biến đeo được. *Bảng 1.4* dưới đây tổng hợp một số nghiên cứu tiêu biểu trong lĩnh vực này, bao gồm cả các mô hình học máy truyền thống (như cây quyết định, KNN, SVM) và các phương pháp học sâu (CNN, LSTM). Các hệ thống được triển khai với mục đích phân loại tư thế ngủ hoặc hoạt động thể chất, sử dụng nhiều loại dữ liệu cảm biến khác nhau như gia tốc ba trục, tín hiệu quang học (PPG) hoặc đặc trưng miền thời gian. Nhiều nghiên cứu cũng đã chú trọng đến việc triển khai mô hình trên thiết bị nhúng (on-chip), nhằm hướng đến khả năng theo dõi tại nhà trong thời gian thực với chi phí và mức tiêu thụ năng lượng thấp.

**Bảng 1.4:** Hiệu quả mô hình học máy và khả năng triển khai biên trong nhận diện tư thế ngủ

Tài liệu	Dữ liệu	Nhiệm vụ	Đặc trưng	Mô hình	Độ chính xác	Phần mềm	On-chip
[81]	18 đối tượng	Tư thế ngủ	12 đặc trưng miền thời gian	DT, Extra-Trees, LSTM-NN	>98%	NM	Có
[61]	Không nêu	Tư thế ngủ	NM	RF, SVM	85%	Có	Không
[82]	561.859 mẫu	Tư thế ngủ	NM	LSTM_sq, CNN, MLP, LSTM_con	>99%	Không	Không
[63]	16 đối tượng	Tư thế ngủ	Trung bình, 3 trục	Ngưỡng cố định	99.5%	Không	Không
[83]	5 đối tượng	Tư thế ngủ	NM	Ngưỡng cố định	>99.2%	Không	Không
[84]	8 đối tượng	Hoạt động người dùng	Trung bình, Độ lệch chuẩn (6)	KNN, RF, SVM	97%	Không	Không
[85]	Public + 20 private	Hoạt động người dùng	31 đặc trưng miền thời gian	RF	97%	Có	Không
[86]	10 đối tượng (public)	Hoạt động người dùng	11 đặc trưng miền thời gian	KNN, NB, SVM, CTree, RF	98%	Không	Không

NM = Không đề cập; DT = Decision Tree; CNN = Convolutional Neural Network; MLP = Multilayer Perceptron;

LSTM = Long Short-Term Memory; RF = Random Forest; SVM = Support Vector Machine; NB = Naive Bayes; CTree = Conditional Inference Tree.

Sự phát triển nhanh chóng của trí tuệ nhân tạo (AI) trong lĩnh vực y học đã mở ra nhiều hướng tiếp cận mới trong việc đánh giá tư thế ngủ và chẩn đoán OSA. Các hệ thống AI đang dần chứng minh hiệu quả vượt trội trong việc xử lý dữ liệu cảm biến lớn và phức tạp, từ đó cung cấp các phân tích chính xác về hành vi giấc ngủ của bệnh nhân. Các mô hình học máy được huấn luyện trên tập dữ liệu cảm biến từ accelerometer, gyroscope hoặc thiết bị đeo thông minh có thể tự động phân loại các tư thế ngủ theo thời gian thực, với độ chính xác lên đến trên 90% trong nhiều nghiên cứu gần đây [33][31][32].

**Tiny Machine Learning (TinyML)** là lĩnh vực nghiên cứu và ứng dụng các mô

hình học máy có kích thước nhỏ gọn, tiêu thụ năng lượng thấp, được triển khai trực tiếp trên các thiết bị nhúng như vi điều khiển (microcontrollers – MCU) hoặc thiết bị đeo (wearables) [34]. Không giống như các mô hình học máy truyền thống thường yêu cầu nền tảng phần cứng mạnh và tính toán trên cloud, TinyML cho phép xử lý dữ liệu tại chỗ (on-device inference) mà không cần kết nối internet, nhờ đó nâng cao tính riêng tư, độ phản hồi thời gian thực và khả năng hoạt động ngoại tuyến.

Trong lĩnh vực chăm sóc sức khỏe, TinyML ngày càng được ứng dụng rộng rãi để phân tích các tín hiệu sinh lý như nhịp tim, hô hấp, chuyển động và tư thế ngủ. Với ưu điểm là tiết kiệm năng lượng và chi phí, các mô hình TinyML rất phù hợp cho các hệ thống theo dõi lâu dài, ví dụ như phát hiện ngưng thở khi ngủ (OSA) bằng cảm biến đeo tại nhà. Các thuật toán thường được sử dụng trong TinyML bao gồm các biến thể đơn giản hóa của CNN, LSTM hoặc các mô hình cây quyết định nhẹ như Decision Tree, Random Forest và Gradient Boosting đã được tối ưu hóa cho các nền tảng hạn chế tài nguyên. Gần đây, các công cụ như TensorFlow Lite for Microcontrollers, Edge Impulse, và TinyML EON Compiler cho phép huấn luyện, chuyển đổi và triển khai các mô hình AI chỉ trong vài kilobyte bộ nhớ, mở ra cơ hội mới cho chẩn đoán y tế cá nhân hóa dựa trên thiết bị đeo thông minh.

Nhờ vào khả năng học và tự hiệu chỉnh, các thuật toán này có thể phân biệt hiệu quả giữa các trạng thái nằm nghiêng trái, nghiêng phải, nằm ngửa và nằm sấp – ngay cả khi có sự biến đổi nhẹ về góc độ hoặc cử động cơ thể. Hơn nữa, AI còn cho phép tích hợp thông tin về tư thế ngủ với các chỉ số sinh lý khác như nhịp tim, nhịp thở, SpO<sub>2</sub> và dữ liệu âm thanh để xây dựng mô hình chẩn đoán OSA đa chiều. Việc kết hợp các nguồn dữ liệu này giúp phát hiện chính xác các giai đoạn ngưng thở và giảm thở, đồng thời đánh giá được mức độ ảnh hưởng của từng tư thế đến tình trạng hẹp đường thở trong khi ngủ. Đây là một bước tiến quan trọng hướng đến cá nhân hóa chẩn đoán và điều trị OSA – điều mà các phương pháp truyền thống như đa ký giấc ngủ (polysomnography) còn nhiều hạn chế do chi phí cao và điều kiện thực hiện phức tạp. Đặc biệt, các hệ thống AI có thể được triển khai trong các thiết bị đeo thông minh tại nhà, hỗ trợ theo dõi lâu dài và liên tục mà không gây xâm lấn hay gián đoạn giấc ngủ. Nhờ đó, dữ liệu thu thập được phản ánh chính xác hơn về hành vi giấc ngủ trong môi trường tự nhiên của người bệnh, từ đó nâng cao giá trị lâm sàng của các kết quả phân tích. Ngoài ra, sự tích hợp AI trong các thiết bị di động, cùng với công nghệ điện toán biên (edge computing), có thể

cho phép xử lý dữ liệu tại chỗ và phản hồi thời gian thực – mở ra tiềm năng to lớn trong việc sàng lọc, theo dõi và cá nhân hóa chiến lược quản lý OSA.

## **Chương 2**

# **XÂY DỰNG HỆ THỐNG THU THẬP DỮ LIỆU, HUẤN LUYỆN MÔ HÌNH VÀ CHUẨN BỊ TRIỂN KHAI TRÊN THIẾT BỊ BIÊN.**

### **2.1. Phần cứng thực nghiệm**

#### **2.1.1. Cảm biến**

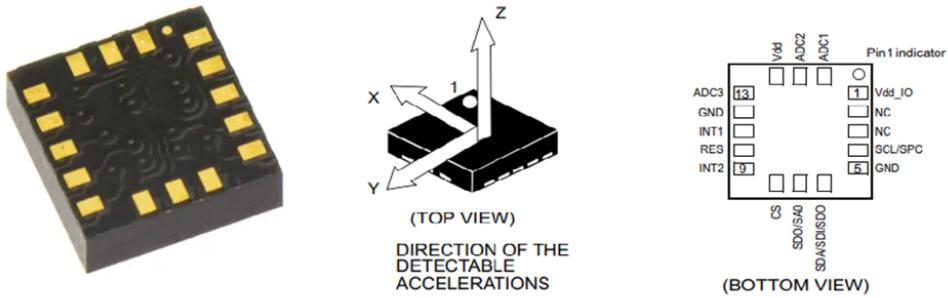
Trong quá trình ngủ, các chuyển động thân thể chủ yếu là chuyển động chậm, với biên độ nhỏ và không mang tính đột ngột. Các chuyển động thân thể chủ yếu mang tính chậm và thường xảy ra trong giai đoạn ngủ không chuyển động mắt nhanh (NREM), khi cơ thể có khả năng tự do thay đổi tư thế. Ngược lại, trong giai đoạn ngủ REM, hiện tượng ức chế trương lực cơ khiến cơ thể gần như bất động. Do đó, việc ghi nhận chính xác các thay đổi tư thế ngủ đòi hỏi cảm biến có độ nhạy cao, khả năng phân giải tốt và ổn định với nhiều nền thấp. Như đã trình bày trong Chương I, các cảm biến gia tốc MEMS sử dụng

nguyên lý điện dung hiện đang được ứng dụng rộng rãi trong giám sát tư thế và chuyển động khi ngủ nhờ vào đặc điểm nổi bật là kích thước nhỏ gọn, tiêu thụ năng lượng thấp, tần số lấy mẫu phù hợp và đặc biệt là độ nhạy cao với chuyển động cường độ thấp.

Trong nghiên cứu của Vu và cộng sự (2023), dữ liệu tư thế ngủ được thu thập thông qua một thiết bị đeo đặt tại vùng bụng của người tham gia. Thiết bị này tích hợp cảm biến gia tốc ba trục ADXL345, bộ điều khiển ESP8266 và pin Lithium, tất cả được đóng gói trong một hộp nhựa nhỏ gọn [82]. Trong nghiên cứu của Boiko và cộng sự, cảm biến gia tốc ba trục ADXL355z được sử dụng để thu nhận tín hiệu hô hấp từ vùng ngực và bụng, với tần số lấy mẫu 62 Hz. Đây là cảm biến có độ nhiễu thấp, độ trôi nhiệt nhỏ và phù hợp với các ứng dụng y sinh. Trước đó, dòng cảm biến này cũng đã được ứng dụng thành công trong các phép đo tim-phổi [23]. Dữ liệu từ ADXL355z được đối chiếu với tín hiệu chuẩn thu từ dây đeo hô hấp của hệ thống SOMNO HD eco PSG, nhằm đảm bảo độ chính xác trong đánh giá tín hiệu sinh lý trong khi ngủ. Trong nghiên cứu của Abdulsadig và cộng sự, dữ liệu gia tốc được thu thập bằng bo mạch điện tử thiết kế riêng tích hợp cảm biến gia tốc ba trục LIS2DH12 (STMicroelectronics) và vi điều khiển nRF5232 (Nordic Semiconductor) [33].

Dựa trên khảo sát thực tế và đánh giá các tiêu chí kỹ thuật phù hợp với đặc thù đo chuyển động chậm khi ngủ, luận văn lựa chọn hai dòng cảm biến gia tốc phổ biến là LIS3DH và LSM6DS3, đều do hãng STMicroelectronics sản xuất. Cả hai cảm biến đều tích hợp khả năng đo gia tốc ba trục, hỗ trợ các chuẩn giao tiếp I<sup>2</sup>C và SPI, đồng thời có thể hoạt động trong chế độ tiêu thụ điện năng siêu thấp (*ultra-low power mode*), đáp ứng yêu cầu sử dụng lâu dài trong các thiết bị đeo cá nhân hoạt động liên tục suốt đêm.

Trong các ứng dụng theo dõi tư thế ngủ, độ nhạy của cảm biến là một trong những tiêu chí quan trọng hàng đầu, bởi nó quyết định khả năng phát hiện các chuyển động nhỏ đặc trưng với biên độ thấp và tốc độ thay đổi chậm. Cảm biến **LIS3DH** cho phép lập trình dải đo động từ  $\pm 2g$  đến  $\pm 16g$ , mang lại tính linh hoạt cao trong thiết kế hệ thống. Tuy nhiên, khi mở rộng dải đo, độ nhạy và độ phân giải sẽ giảm đáng kể. Ví dụ, đối với cảm biến 16-bit, nếu cấu hình ở dải  $\pm 100g$ , độ phân giải chỉ đạt khoảng 0,003g/LSB, điều này có thể làm suy giảm khả năng nhận biết các chuyển động vi mô trong khi ngủ - một yếu tố then chốt trong phân loại chính xác tư thế ngủ.



Hình 2.1: Cảm biến gia tốc LIS3DH và sơ đồ chân kết nối

### 2.1.2. Vi xử lý

Với sự phát triển vượt bậc và đa dạng của công nghệ chế tạo, có rất nhiều cấu hình phần cứng được nhiều nhóm tác giả lựa chọn phù hợp với các mục đích khác nhau. Trong đó, [87] các tác giả đã sử dụng máy tính đơn Raspberry Pi kết hợp các điện trở cảm biến lực để phát hiện 4 tư thế ngủ với sự lấy nhãn từ video theo dõi người bệnh trong suốt quá trình lấy mẫu. Kwasnicki và cộng sự đã phát triển hệ thống ngủ có thể đeo (wearable sleep system) sử dụng bộ xử lý công suất thấp TI MSP430 và mô-đun RF Chipcon CC2420 cho truyền thông không dây kết hợp với cảm biến gia tốc 3 trục ADXL330, con quay hồi chuyển InvenSense ITG-3200, Honeywell HMC5843 để đo từ trường xác định 99.5% chính xác 4 tư thế ngủ [63]. Tuy nhiên, các thiết bị vẫn yêu cầu một nguồn năng lượng khiêm cho tính liên tục bị hạn chế đáng kể. I.Yun và cộng sự đã phát triển thiết bị theo dõi tư thế ngủ của trẻ nhỏ sử dụng vi xử lý ATmega328P-PU cùng module Bluetooth kết hợp cảm biến gia tốc ADXL335 được đặt trên bụng đã nhưng lựa chọn về mặt cấu hình thiết bị và chế tạo ra mạch cung cấp năng lượng cho những thành phần cần thiết [59]. Từ đó, giảm thiểu đáng kể mức tiêu thụ năng lượng và vẫn giữ nguyên độ chính xác nhưng khá bất tiện cho trẻ nhỏ. Trong nghiên cứu của Abdulsadig và cộng sự, hệ thống thu thập dữ liệu được xây dựng dựa trên một bo mạch tùy chỉnh tích hợp vi điều khiển nRF5232 (Nordic Semiconductor) – một SoC thuộc dòng ARM Cortex-M4F, hỗ trợ truyền thông không dây thông qua giao thức Bluetooth Low Energy (BLE). Vi điều khiển này đảm nhiệm đồng thời cả việc lấy mẫu dữ liệu từ cảm biến gia tốc ba trục LIS2DH12 (STMicroelectronics) với tần số 100 Hz và truyền dữ liệu không dây theo thời gian thực [33, 81]. Trong nghiên cứu của Vũ Hoàng Diệu và cộng sự, mô-đun ESP32 được lựa chọn làm đơn vị xử lý trung tâm nhờ tích hợp bộ vi điều khiển hiệu năng

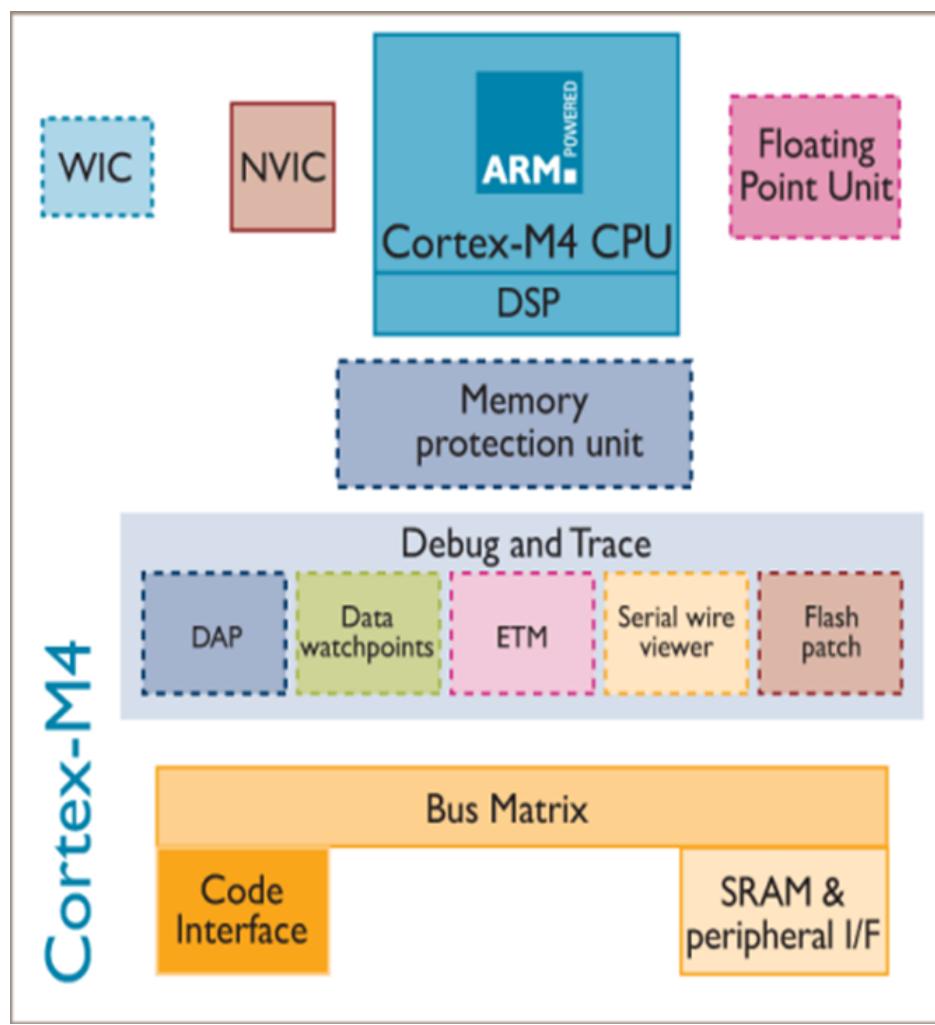
cao, kết nối không dây Wi-Fi và khả năng mở rộng linh hoạt [82]. Với thiết kế nhỏ gọn, chi phí hợp lý và mức tiêu thụ điện năng thấp, ESP32 đáp ứng tốt yêu cầu của hệ thống thu thập dữ liệu từ thế ngũ theo thời gian thực. Thiết bị không chỉ cho phép truyền dữ liệu trực tiếp lên máy chủ hoặc nền tảng đám mây thông qua Wi-Fi, mà còn hỗ trợ lưu trữ cục bộ trên thẻ nhớ microSD, đảm bảo tính liên tục và an toàn dữ liệu trong điều kiện mất kết nối mạng.

Tuy nhiên, qua phân tích các nghiên cứu trên có thể thấy rằng phần lớn các cấu hình phần cứng hiện tại hoặc có chi phí triển khai cao, hoặc tiêu tốn năng lượng, hoặc gặp giới hạn trong khả năng tích hợp mô hình học máy tại thiết bị. Do đó, việc lựa chọn một kiến trúc vi xử lý vừa đảm bảo hiệu suất xử lý tín hiệu sinh lý thời gian thực, vừa tối ưu năng lượng và có khả năng triển khai mô hình TinyML là cần thiết. Trong số các kiến trúc hiện nay, dòng ARM Cortex-M4 nổi bật nhờ tính cân bằng giữa hiệu năng, mức tiêu thụ năng lượng thấp và khả năng hỗ trợ xử lý tín hiệu số, phù hợp với các hệ thống đeo được trong theo dõi tư thế ngũ.

Kiến trúc ARM có nhiều dòng vi xử lý khác nhau, được phát triển và nâng cấp liên tục nhằm đáp ứng nhu cầu đa dạng trong lĩnh vực công nghệ nhúng. Trong đó, dòng Cortex-M thuộc kiến trúc ARMv7 đã trở thành nền tảng phổ biến cho các hệ thống nhúng sử dụng vi điều khiển nhờ vào hiệu suất cao, khả năng mở rộng và mức tiêu thụ năng lượng tối ưu. Dòng Cortex-M bao gồm nhiều phiên bản như Cortex-M0, Cortex-M0+, Cortex-M1, Cortex-M3, Cortex-M4 và Cortex-M7, mỗi phiên bản được thiết kế để phục vụ cho các mức độ yêu cầu hiệu năng khác nhau [88]. Các vi xử lý thuộc họ Cortex-M chủ yếu được ứng dụng trong các hệ thống nhúng thời gian thực, nơi yêu cầu sự cân bằng giữa hiệu suất xử lý, tiêu thụ năng lượng và chi phí. Một số vi xử lý ARM khác, không thuộc họ Cortex-M, được sử dụng trong các thiết bị hiệu suất cao như điện thoại thông minh và máy tính bảng, vốn yêu cầu cấu hình phần cứng mạnh hơn và khả năng xử lý đa tác vụ cao hơn. Theo tài liệu [89], vi xử lý Cortex-M4 là một bộ xử lý 32-bit sử dụng kiến trúc tập lệnh rút gọn (RISC), được xây dựng theo kiến trúc Harvard, trong đó bus dữ liệu và bus lệnh được tách biệt nhằm tối ưu hiệu suất truy xuất bộ nhớ. Vi xử lý này hỗ trợ đầy đủ cả tập lệnh Thumb-1 (16-bit) và Thumb-2 (hỗn hợp 16/32-bit), mang lại sự linh hoạt trong mã hóa lệnh và tiết kiệm không gian bộ nhớ chương trình.

Về hiệu năng, Cortex-M4 đạt từ 1,25 đến 1,95 DMIPS/MHz (Dhrystone Million Instructions Per Second per MHz), cho thấy khả năng xử lý hiệu quả trong các ứng dụng

nhúng yêu cầu độ chính xác và độ phản hồi thời gian thực cao. Bên cạnh đó, vi xử lý hỗ trợ tối đa 240 tín hiệu ngắn, bao gồm cả ngắn không thể bị chặn (Non-Maskable Interrupts – NMI), cùng khả năng cấu hình từ 8 đến 256 mức ưu tiên ngắn, giúp hệ thống hoạt động ổn định trong môi trường có nhiều sự kiện cạnh tranh đồng thời. Ngoài ra, hiện nay ứng dụng trí tuệ nhân tạo (AI) tại thiết bị biên (Edge AI) đang ngày càng phổ biến, đặc biệt trong các lĩnh vực như nhà thông minh, thiết bị đeo, giám sát an ninh và công nghiệp 4.0. Với khả năng xử lý tín hiệu số (DSP) và hỗ trợ các mạng nơ-ron nhỏ gọn, các vi xử lý Cortex-M, đặc biệt là dòng Cortex-M4, đang được khai thác để triển khai các mô hình học sâu nhẹ (tinyML) ngay trên vi điều khiển [90][91].



Hình 2.2: Thành phần chính của vi điều khiển Cortex-M4

Kết nối bus được mô tả trong Hình 2.2 cho phép truyền dữ liệu đồng thời trên nhiều bus khác nhau, đồng thời cung cấp khả năng quản lý truyền dữ liệu hiệu quả, chẳng hạn như sử dụng bộ đếm ghi và điều khiển hướng bit hoạt động (bit-banding). Hệ thống cũng

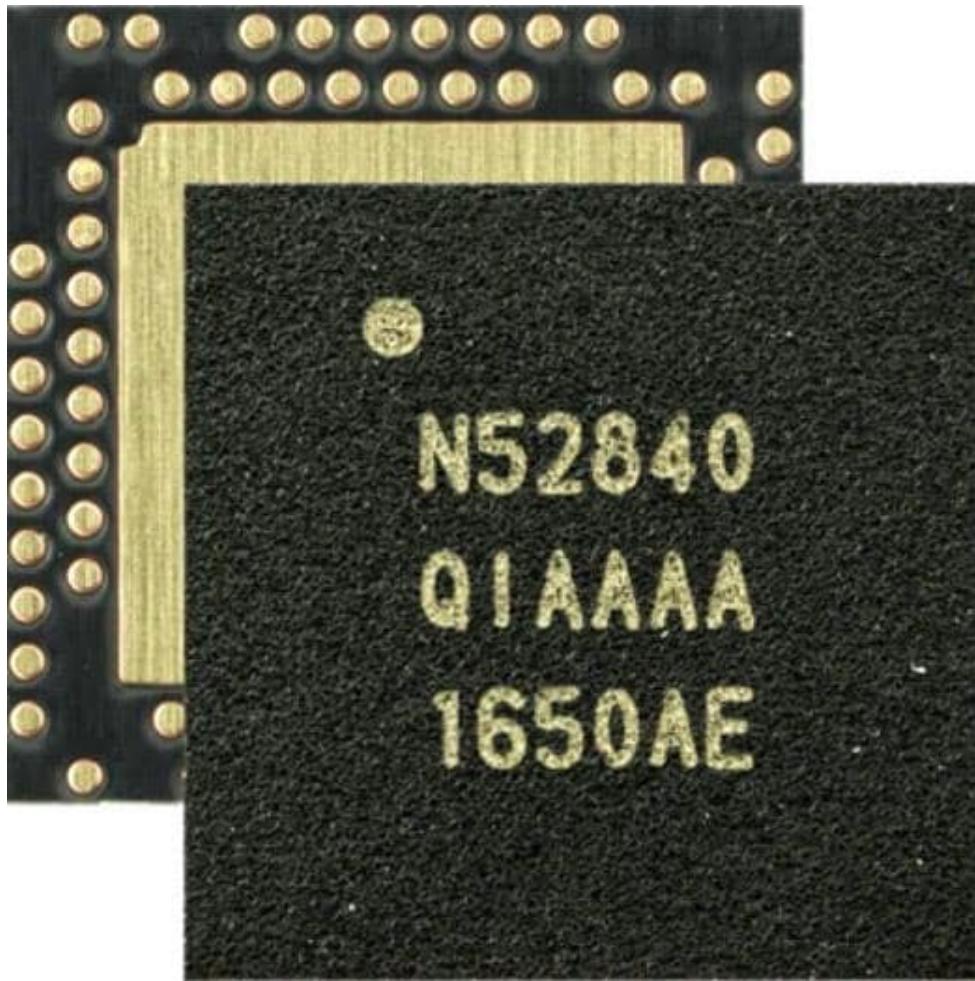
có thể bao gồm các cầu bus (bus bridges) nhằm kết nối nhiều loại bus vào một mạng duy nhất sử dụng chung không gian bộ nhớ. Ngoài ra, bộ xử lý được trang bị hệ thống hỗ trợ gỡ lỗi tích hợp, bao gồm khả năng kiểm soát gỡ lỗi, thiết lập điểm ngắt (breakpoint) chương trình và điểm theo dõi dữ liệu (watchpoint). Khi xảy ra sự kiện gỡ lỗi, hệ thống có thể tạm dừng trạng thái hoạt động của lỗi xử lý để phục vụ việc phân tích và xử lý lỗi.

Bên cạnh đó, kiến trúc Cortex-M4 tích hợp Bộ điều khiển ngắt vectored lồng nhau (Nested Vectored Interrupt Controller – NVIC) với khả năng hỗ trợ lên đến 240 tín hiệu yêu cầu ngắt, bao gồm cả ngắt không chắn được (NMI). NVIC hỗ trợ xử lý ngắt lồng nhau một cách tự động bằng cách so sánh mức ưu tiên giữa các yêu cầu ngắt với mức ưu tiên hiện tại đang được xử lý.

Đối với các ứng dụng yêu cầu tiết kiệm năng lượng, hệ thống còn được trang bị bộ đánh thức ngắt (Wake-up Interrupt Controller – WIC), cho phép đưa bộ vi điều khiển vào chế độ nghỉ bằng cách tắt hầu hết các thành phần không cần thiết, đồng thời duy trì khả năng đánh thức hệ thống khi phát hiện một yêu cầu ngắt. Ngoài ra, cơ chế bảo vệ bộ nhớ cũng được tích hợp nhằm đảm bảo an toàn cho hệ thống, ví dụ như chỉ cho phép truy cập đọc tại một số vùng bộ nhớ hoặc ngăn người dùng truy cập vào các vùng dữ liệu đặc quyền của hệ điều hành hoặc ứng dụng hệ thống.

Sau quá trình khảo sát và so sánh các dòng vi xử lý phổ biến, tác giả lựa chọn nRF52840 (Nordic Semiconductor) làm nền tảng phần cứng cho hệ thống đề xuất, nhờ vào các ưu điểm nổi bật như kích thước nhỏ, tiêu thụ năng lượng thấp và tích hợp sẵn giao tiếp Bluetooth Low Energy (BLE). Đây là vi xử lý cao cấp nhất trong dòng nRF52, thuộc loại hệ thống trên một vi mạch (System-on-Chip – SoC), được thiết kế chuyên biệt cho các ứng dụng không dây tầm ngắn và tiết kiệm năng lượng [92].

**nRF52840** tích hợp bộ thu phát đa giao thức hoạt động ở băng tần 2.4 GHz và bộ xử lý trung tâm Arm Cortex-M4F chạy ở xung nhịp 64 MHz, kèm bộ xử lý dấu phẩy động (FPU). Vi xử lý này được trang bị bộ nhớ 1 MB Flash và 256 KB RAM, hỗ trợ chuẩn Bluetooth 5.3 cùng khả năng giao tiếp đa giao thức (multiprotocol), cho phép cải thiện tốc độ, phạm vi truyền và độ tin cậy của kết nối không dây. Hệ thống bảo mật tích hợp đầy đủ, bao gồm các tính năng mã hóa phần cứng, đáp ứng yêu cầu khắt khe về bảo vệ dữ liệu. Ngoài khả năng hoạt động trong dải điện áp rộng từ +1.7 V đến +5.5 V (tương thích với nguồn pin và USB), nRF52840 còn cung cấp các giao tiếp ngoại vi phong phú: tối đa hai giao diện I2C, bốn SPI master, ba SPI slave, bốn kênh PWM hỗ trợ EasyDMA,



Hình 2.3: Nordic Semiconductor NRF52840

cùng với năm bộ định thời 32-bit, phù hợp cho các ứng dụng đòi hỏi xử lý thời gian thực chính xác. Tất cả các đặc điểm trên khiến nRF52840 trở thành lựa chọn lý tưởng cho các hệ thống nhúng đeo được tích hợp AI nhẹ và kết nối không dây thông minh.

Ngoài ra, nRF52840 hỗ trợ một hệ sinh thái phần mềm mạnh mẽ, bao gồm SDK của Nordic và nền tảng TensorFlow Lite for Microcontrollers, giúp rút ngắn thời gian phát triển và triển khai hệ thống TinyML. Thiết bị còn sở hữu khả năng quản lý năng lượng linh hoạt, tương thích tốt với nguồn pin hoặc USB.

### 2.1.3. Bluetooth năng lượng thấp

Với mục tiêu tối ưu hóa năng lượng và đảm bảo khả năng hoạt động lâu dài cho thiết bị đeo sử dụng pin, Bluetooth Low Energy (BLE) được lựa chọn làm chuẩn kết nối không

dây chính trong hệ thống phần cứng.

	nRF52805	nRF52810	nRF52811	nRF52820	nRF52832	nRF52833	nRF52840	nRF5340
Bluetooth 5.3	X	X	X	X	X	X	X	X
Bluetooth 2 Mbps	X	X	X	X	X	X	X	X
Bluetooth Long Range				X	X	X	X	X
Bluetooth Direction Finding				X	X	X		X
Bluetooth LE Audio								X
Bluetooth mesh				X	X	X	X	X
Thread			X	X		X	X	X
Zigbee				X		X	X	X
Matter							X	X

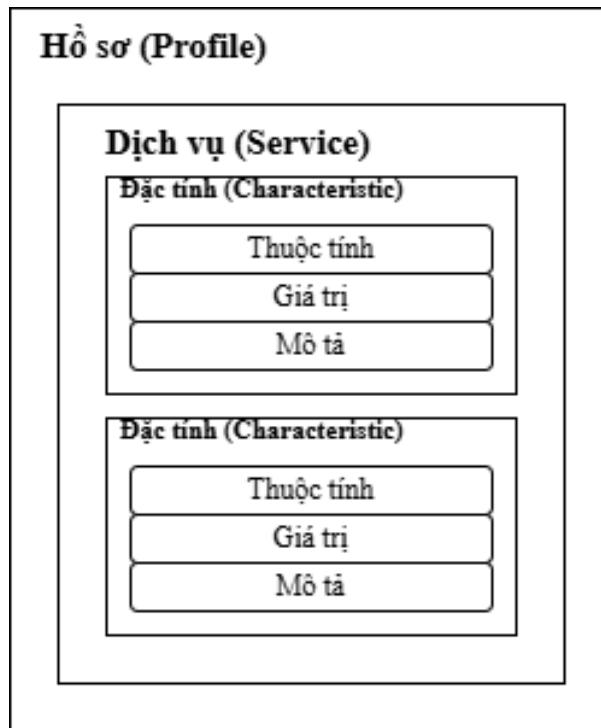
Hình 2.4: Các kiểu kết nối không dây trong họ chip nRF52

BLE là giao thức kết nối không dây được thiết kế chuyên biệt cho các ứng dụng năng lượng thấp, hoạt động ở băng tần ISM 2.4 GHz, hỗ trợ thông lượng ứng dụng lên đến 1.4 Mbps. Với ưu thế tiêu thụ năng lượng tối thiểu nhưng vẫn đảm bảo tốc độ truyền phù hợp, BLE đặc biệt thích hợp cho các thiết bị y sinh hoạt động liên tục bằng pin có dung lượng hạn chế. BLE hiện được hỗ trợ phổ biến trên hầu hết các hệ điều hành như iOS, Android, macOS, Windows 10 và Linux, cũng như trong các thiết bị di động hiện đại.

Về mặt bảo mật, BLE tích hợp các cơ chế mã hóa và xác thực nhằm đảm bảo tính bí mật, toàn vẹn và riêng tư của dữ liệu truyền qua mạng. Công nghệ này đã trở thành một phần tiêu chuẩn trong hầu hết các thiết bị di động hiện đại như smartphone, máy tính bảng, và laptop, đồng thời được hỗ trợ đầy đủ trên các hệ điều hành phổ biến bao gồm iOS, Android, macOS, Windows 10 và Linux. Bluetooth 5 là bước phát triển đột

phá tiếp theo kể từ khi BLE được giới thiệu trong chuẩn Bluetooth 4.0, mang đến hàng loạt cải tiến đáng kể giúp mở rộng phạm vi ứng dụng và nâng cao hiệu suất hệ thống. Một trong những cải tiến nổi bật là chế độ 2 Mbps, cho phép tăng gấp đôi tốc độ truyền lý thuyết, tương ứng với thông lượng thực tế lên đến 1.4 Mbps. Quan trọng hơn, chế độ này còn giúp giảm đáng kể mức tiêu thụ năng lượng – cụ thể là giảm một nửa năng lượng tiêu thụ trên mỗi bit dữ liệu – từ đó kéo dài thời gian hoạt động của thiết bị hoặc cho phép sử dụng các nguồn năng lượng nhỏ và chi phí thấp hơn [93].

Bên cạnh đó, tính năng Advertising Extensions (mở rộng quảng cáo) đã cách mạng hóa cơ chế phát sóng của BLE. Các gói quảng cáo giờ đây có thể chứa lượng dữ liệu gấp 8 lần so với phiên bản trước, cho phép truyền tải các khối dữ liệu lớn hơn mà không cần thiết lập kết nối ngay lập tức. Đồng thời, các gói quảng cáo có thể được xâu chuỗi để tạo thành các tập tin quảng cáo phức hợp. Tính năng lựa chọn kênh được tối ưu hóa giúp tăng cường độ ổn định và khả năng chống nhiễu trong các môi trường có mật độ thiết bị cao. Đặc biệt, chế độ Long Range mở rộng phạm vi truyền thông của BLE, cho phép các thiết bị duy trì kết nối trong toàn bộ không gian của một ngôi nhà thông minh hoặc trong các ứng dụng IoT công nghiệp quy mô vừa và nhỏ.



Hình 2.5: Cấu trúc của GATT

BLE tổ chức logic giao tiếp dựa trên mô hình GATT (Generic Attribute Profile).

GATT quy định cách hai thiết bị BLE trao đổi dữ liệu thông qua các đơn vị logic: dịch vụ (services) và đặc tính (characteristics). Giao thức nền tảng là Attribute Protocol (ATT) – nơi mỗi đặc tính được định danh bằng UUID 16-bit hoặc 128-bit, với quyền truy cập như chỉ đọc, chỉ ghi, hoặc hỗ trợ thông báo (notify).

Một điểm quan trọng trong mô hình GATT là tính kết nối độc quyền: tại một thời điểm, thiết bị ngoại vi chỉ có thể duy trì một kết nối duy nhất với thiết bị trung tâm. Khi kết nối được thiết lập, thiết bị ngừng quảng cáo, điều này hạn chế khả năng kết nối đồng thời từ nhiều thiết bị.

Ngoài ra, vì xử lý nRF52840 còn hỗ trợ Bluetooth Mesh, cho phép thiết lập mạng lưới nhiều-nút (many-to-many), sử dụng BLE làm lớp truyền tải vật lý. Mỗi nút trong mạng có thể đóng vai trò chuyển tiếp (relay), cho phép dữ liệu lan truyền đến các vùng rộng hơn theo mô hình phân tán – phù hợp với các ứng dụng IoT quy mô lớn như nhà thông minh, chiếu sáng công nghiệp hoặc giám sát phân tán. Trong mạng Mesh, các gói dữ liệu có thể được đóng gói qua advertising packet hoặc qua các giao tiếp GATT tùy tình huống sử dụng.

Các profile BLE là tập hợp các dịch vụ được chuẩn hóa bởi Bluetooth SIG hoặc định nghĩa tùy chỉnh, ví dụ như dịch vụ UART tùy chỉnh gồm hai đặc tính RX và TX, tương ứng với kênh nhận và truyền.

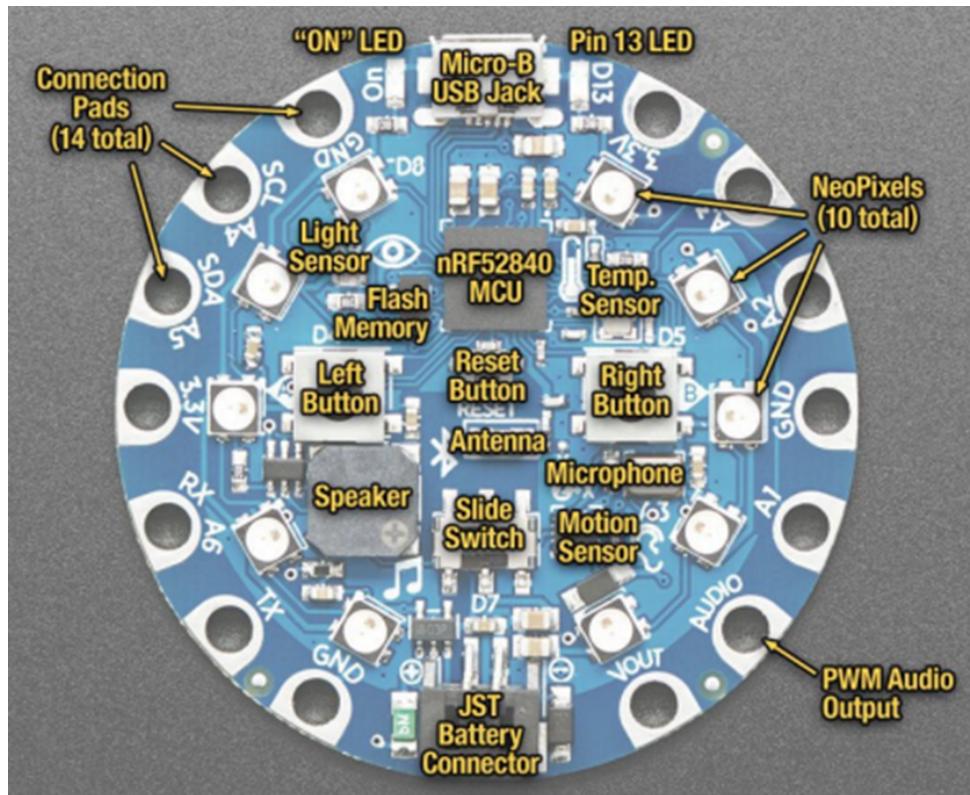
#### 2.1.4. Thiết bị thực nghiệm

Trong khuôn khổ của khóa luận, nhằm đảm bảo tiến độ triển khai và tính an toàn trong giai đoạn thử nghiệm, tác giả lựa chọn sử dụng bộ kit thương mại Adafruit Playground để tiến hành thực nghiệm sơ bộ. Bộ kit này tích hợp sẵn cảm biến gia tốc MEMS LIS3DH được gắn tại vị trí trung tâm, cho phép đo gia tốc theo ba trục không gian X, Y và Z với độ chính xác cao. Theo tài liệu từ nhà sản xuất, chi phí cho mỗi bộ kit Adafruit vào khoảng 25 USD [94]. Trong bộ kit, cảm biến LIS3DH được kết nối với vi điều khiển thông qua giao thức SPI, với chân chọn thiết bị (CS) được gán tại chân số 8 và đầu ra ngắn tùy chọn (IRQ) tại chân số 7 (IRQ #4). Theo sơ đồ bố trí tiêu chuẩn của kit, trục X định hướng theo chiều giác USB, trục Y hướng sang bên trái, và trục Z vuông góc theo hướng mặt trên của thiết bị.

Bên cạnh đó, để mở rộng khả năng nghiên cứu và đánh giá tính khả thi khi tích

hợp học máy nhẹ (TinyML) cũng như kết nối không dây, nhóm nghiên cứu sử dụng thêm nền tảng Arduino Nano 33 BLE Sense. Đây là vi điều khiển hiện đại tích hợp vi xử lý nRF52840 (ARM Cortex-M4F), hỗ trợ Bluetooth Low Energy (BLE) và nhiều cảm biến tích hợp (IMU, microphone, nhiệt độ, độ ẩm, v.v.), đồng thời tương thích với nền tảng TensorFlow Lite for Microcontrollers [95].

Đáng chú ý, bên cạnh việc sử dụng các bộ kit sẵn có, một thành viên khác trong nhóm đang tiến hành phát triển và xây dựng bản mạch phần cứng tùy chỉnh dựa trên các thông số kỹ thuật đã được phân tích ở các phần trước. Hướng tiếp cận này không chỉ giúp nhóm triển khai nhanh chóng hệ thống thử nghiệm trong giai đoạn đầu, mà còn mở ra khả năng thiết kế một thiết bị nhúng chuyên dụng, tối ưu hơn về chi phí, hiệu năng và khả năng tích hợp trong các ứng dụng thực tiễn.



Hình 2.6: Cấu trúc các thành phần trên Circuit PlayGround

## 2.2. Hệ thống thu thập, xử lý, lưu trữ dữ liệu

Phần này trình bày tổng quan kiến trúc hệ thống bao gồm: lập trình firmware trên vi điều khiển để thu thập dữ liệu cảm biến, thiết kế ứng dụng di động làm cầu nối giữa phần cứng và hệ thống đám mây, cùng với backend và cơ sở dữ liệu lưu trữ phục vụ huấn luyện mô hình. Nội dung cũng đề cập đến các yêu cầu chức năng, phi chức năng và thiết kế hệ thống ở mức cao nhằm đảm bảo khả năng triển khai thực tế và mở rộng trong tương lai.

### 2.2.1. Lập trình vi xử lý

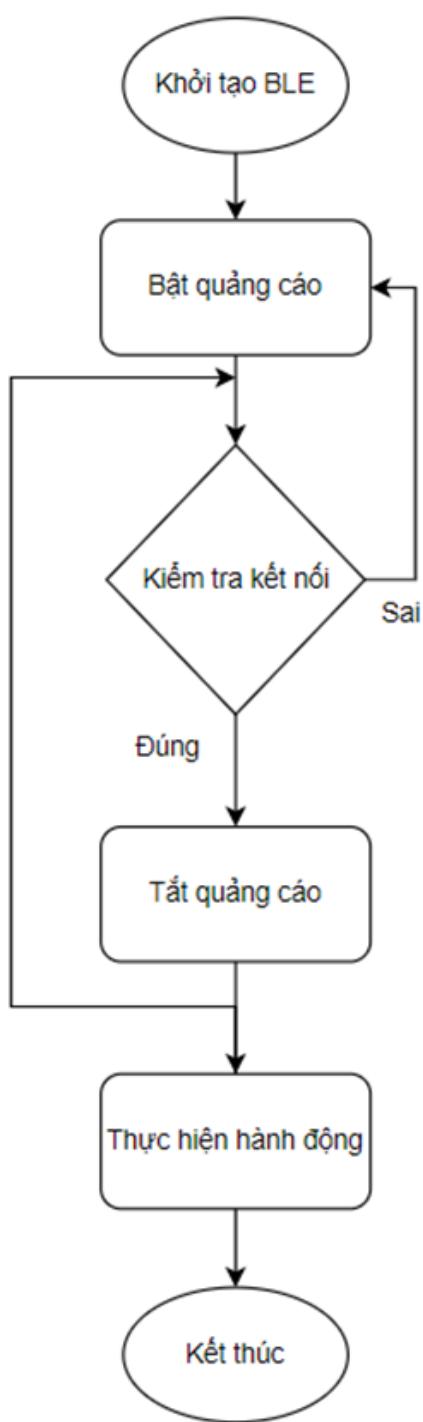
Thiết bị được lập trình trên nền tảng Arduino IDE, sử dụng thư viện Adafruit Circuit Playground. Trong hàm `setup()`, thiết bị khởi tạo các bản tin quảng cáo (advertising), cấu hình kết nối/ngắt kết nối, và thiết lập cấu trúc dịch vụ theo giao thức GATT của BLE, như được minh họa trong Hình 2.7.

Trong đoạn mã 2.1, hàm `startAdv()` đảm nhiệm cấu hình quảng bá BLE cho thiết bị. Quá trình này bao gồm: thiết lập cờ kết nối tổng quát, chèn thông tin công suất truyền (Tx Power), thêm UUID của dịch vụ tư thế (`positionService`) và tên thiết bị vào gói quảng bá. Các thông số quảng bá được cấu hình theo khuyến nghị của Apple nhằm đảm bảo khả năng tương thích với thiết bị iOS: chế độ nhanh với chu kỳ 20ms, chế độ chậm 152.5ms, và thời gian chuyển chế độ sau 30 giây. Thiết bị sẽ tiếp tục phát tín hiệu quảng bá cho đến khi có kết nối được thiết lập.

Trong cấu trúc dịch vụ, tác giả định nghĩa một dịch vụ chính với UUID là 0x1821, kèm theo hai đặc tính cảm biến: gia tốc (UUID 0x2713, đơn vị  $m/s^2$ ) và gia tốc góc (UUID 0x2744, đơn vị  $rad/s^2$ ). Tuy hệ thống hỗ trợ cả hai loại dữ liệu, trong khuôn khổ khoá luận này, tác giả chỉ tập trung vào giá trị gia tốc thu được từ cảm biến để phục vụ bài toán phân loại tư thế ngũ.

Ngoài các thao tác khởi tạo dịch vụ, thư viện BLE của Adafruit còn cung cấp các phương thức cấu hình đặc tính (*characteristics*) nhằm kiểm soát hành vi và bảo mật của kết nối BLE.

Cụ thể, phương thức `setProperties` cho phép cấu hình quyền truy cập của đặc tính, với các lựa chọn phổ biến như:



Hình 2.7: Lưu đồ hoạt động của thiết bị BLE

---

```
1 void startAdv(void)
2 {
3     // Advertising packet
4     Bluefruit.Advertising.addFlags(BLE_GAP_ADV_FLAGS_LE_ONLY_GENERAL_DISC_MODE);
5     Bluefruit.Advertising.addTxPower();
6
7     // Include HRM Service UUID
8     Bluefruit.Advertising.addService(positionService);
9
10    // Include Name
11    Bluefruit.Advertising.addName();
12
13    /* Start Advertising
14     * - Enable auto advertising if disconnected
15     * - Interval: fast mode = 20 ms, slow mode = 152.5 ms
16     * - Timeout for fast mode is 30 seconds
17     * - Start(timeout) with timeout = 0 will advertise forever (until
18       connected)
19
20     * For recommended advertising interval
21     * https://developer.apple.com/library/content/qa/qa1931/\_index.html
22     */
23
24     Bluefruit.Advertising.restartOnDisconnect(true);
25     Bluefruit.Advertising.setInterval(32, 244); // in unit of 0.625 ms
26     Bluefruit.Advertising.setFastTimeout(30); // number of seconds in
         fast mode
27
28     Bluefruit.Advertising.start(0);           // 0 = Don't stop
         advertising after n seconds
29 }
```

---

Mã nguồn 2.1: Tập lệnh khởi tạo và kết nối Bluetooth từ thư viện của AdaFruit

---

```
1 void setupPosition(void)
2 {
3
4     positionService.begin();
5
6     accelerometerCharacter.setProperties(CHR_PROPS_NOTIFY+CHR_PROPS_READ+CHR_PROPS_WRITE);
7     accelerometerCharacter.setPermission(SECMODE_OPEN,
8             SECMODE_NO_ACCESS);
9     accelerometerCharacter.setFixedLen(9);
10    accelerometerCharacter.setCccdWriteCallback(cccd_callback); // Optionally capture CCCD updates
11
12    accelerometerCharacter.begin();
13
14    uint8_t accelerometerData[9] = { 0b00000000, 0b00000000,
15        0b00000000,0b00000000,0b00000000,0b00000000,0b00000000,0b00000000,0b00000000}
16
17    // Set the characteristic to use 8-bit values, with the sensor
18    // connected and detected
19
20    accelerometerCharacter.write(accelerometerData, 9);
21
22
23    gyroscopeCharacter.setProperties(CHR_PROPS_READ);
24    gyroscopeCharacter.setPermission(SECMODE_OPEN, SECMODE_NO_ACCESS);
25    gyroscopeCharacter.setFixedLen(1);
26    gyroscopeCharacter.begin();
27    gyroscopeCharacter.write8(2); // Set the characteristic to 'Wrist'
28            (2)
29 }
```

---

Mã nguồn 2.2: Gửi dữ liệu từ BLE

CHR\_PROPS\_BROADCAST phát sóng đặc tính (bit 0)

CHR\_PROPS\_READ cho phép thiết bị đọc (bit 1)

CHR\_PROPS\_WRITE\_WO\_RESP ghi không cần phản hồi (bit 2)

CHR\_PROPS\_WRITE ghi với phản hồi (bit 3)

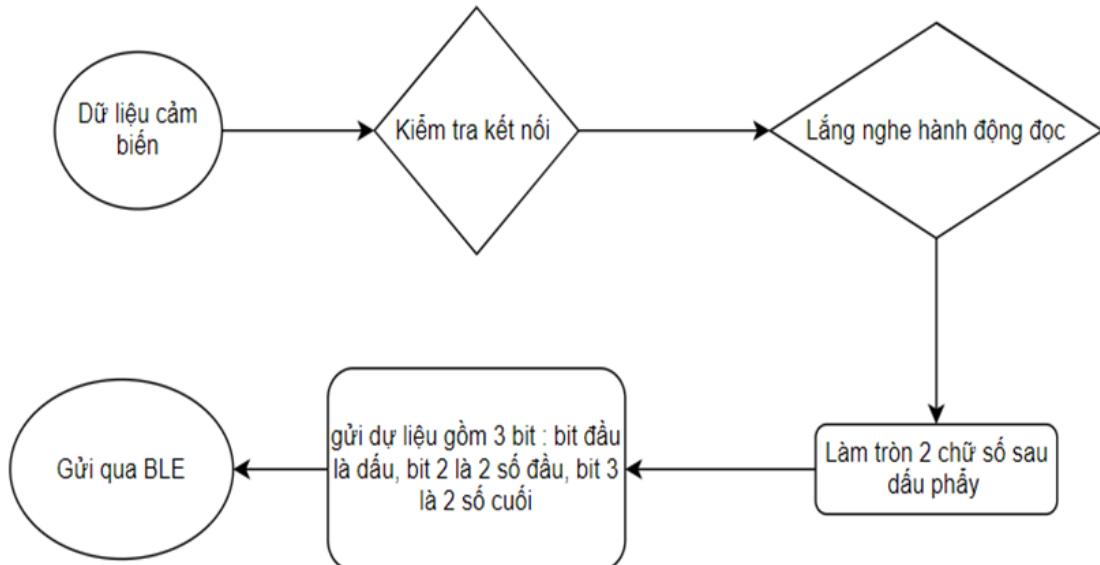
CHR\_PROPS\_NOTIFY gửi thông báo không xác nhận (bit 4)

CHR\_PROPS\_INDICATE gửi thông báo có xác nhận (bit 5)

Ngoài ra, một số phương thức bổ trợ khác bao gồm:

setPermission thiết lập quyền truy cập và mức độ bảo mật (ví dụ: không cần xác thực, cần mã hoá, v.v.)

setFixedLen xác định độ dài cố định của dữ liệu truyền



Hình 2.8: Lưu đồ luồng gửi thông tin BLE

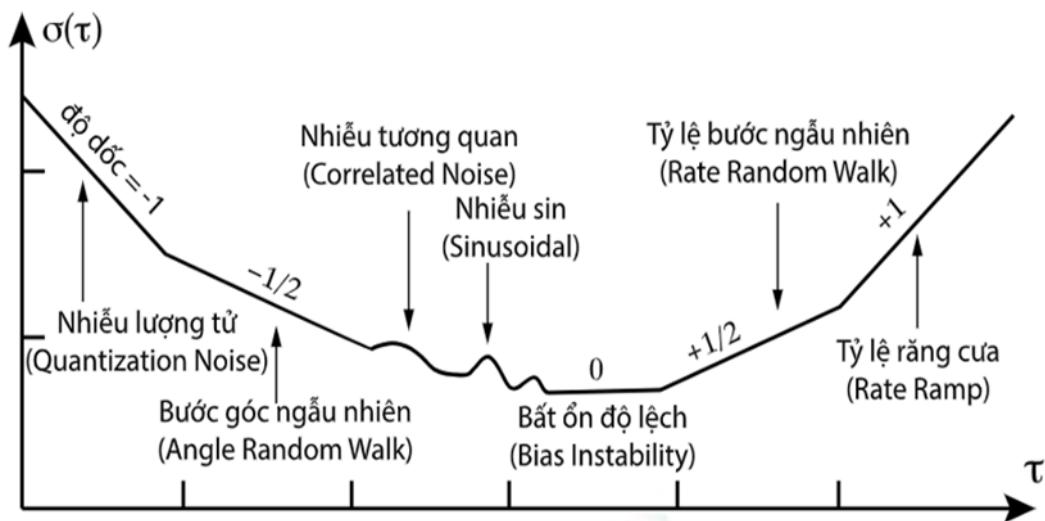
Luồng xử lý dữ liệu BLE được minh họa tại Hình 2.8. Sau khi thu nhận dữ liệu cảm biến, thiết bị kiểm tra trạng thái kết nối BLE. Nếu kết nối hợp lệ, nó sẽ tiếp tục lắng

nghe hành động đọc từ phía thiết bị trung tâm. Dữ liệu sau đó được làm tròn đến hai chữ số thập phân và mã hoá thành ba byte: byte đầu tiên lưu dấu, byte thứ hai chứa hai chữ số đầu, và byte cuối là hai chữ số cuối của giá trị gia tốc. Chuỗi dữ liệu này được gửi qua BLE theo đặc tính đã định nghĩa trước đó.

### 2.2.2. Hiệu chuẩn cảm biến

Việc thu nhận và tiền xử lý dữ liệu là bước quan trọng trong các hệ đo lường. Mặc dù cảm biến thường được hiệu chuẩn từ nhà sản xuất, nhưng vẫn cần được hiệu chuẩn lại trong môi trường đo thực tế để cải thiện hiệu năng và giảm thiểu sai số. Các sai số này được chia thành hai loại chính: (i) sai số hệ thống (mặc định) và (ii) sai số ngẫu nhiên.

**Hiệu chuẩn sai số hệ thống.** Tác giả sử dụng gia tốc trọng trường để hiệu chuẩn cảm biến theo hướng tĩnh. Khi xoay cảm biến sao cho một trục hướng lên vuông góc với mặt phẳng nằm ngang, giá trị đo được là  $-1g$ ; khi hướng xuống dưới, giá trị là  $+1g$ . Bằng cách xoay cảm biến lần lượt qua sáu vị trí tĩnh tương ứng với các hướng trục chính, có thể xác định được các điểm chuẩn, từ đó nội suy để xác định giá trị  $0g$  một cách chính xác và đáng tin cậy.

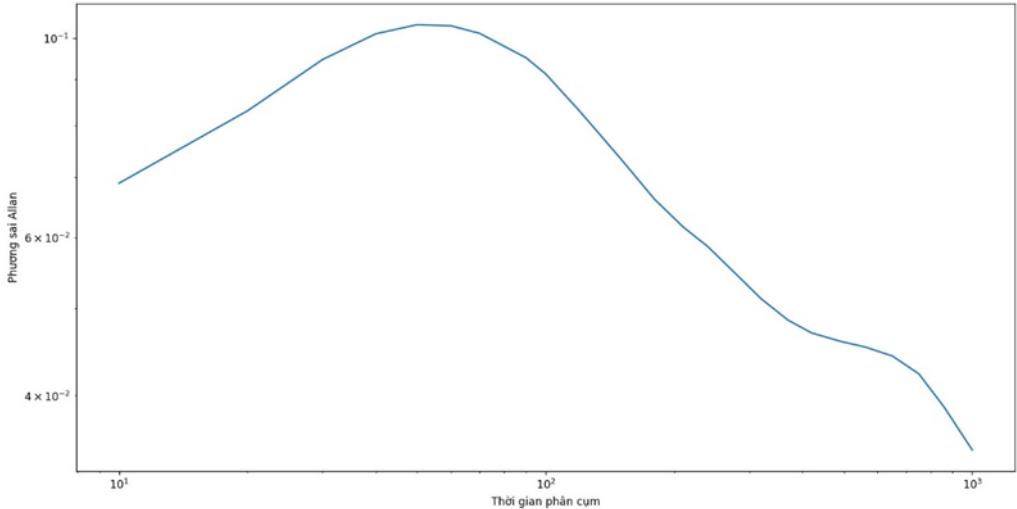


Hình 2.9: Minh họa kết quả phân tích đường cong Allan

**Phân tích sai số ngẫu nhiên.** Tác giả sử dụng phương sai Allan để phân tích các thành phần nhiễu trong dữ liệu cảm biến [96]. Đây là phương pháp phân tích miền thời

gian phổ biến nhằm đánh giá độ ổn định tần số và định lượng các loại nhiễu khác nhau như nhiễu trắng, trôi ngẫu nhiên, và nhiễu lượng tử. Biểu đồ Allan log-log cho phép nhận diện các thành phần nhiễu thông qua độ dốc của từng đoạn đường cong.

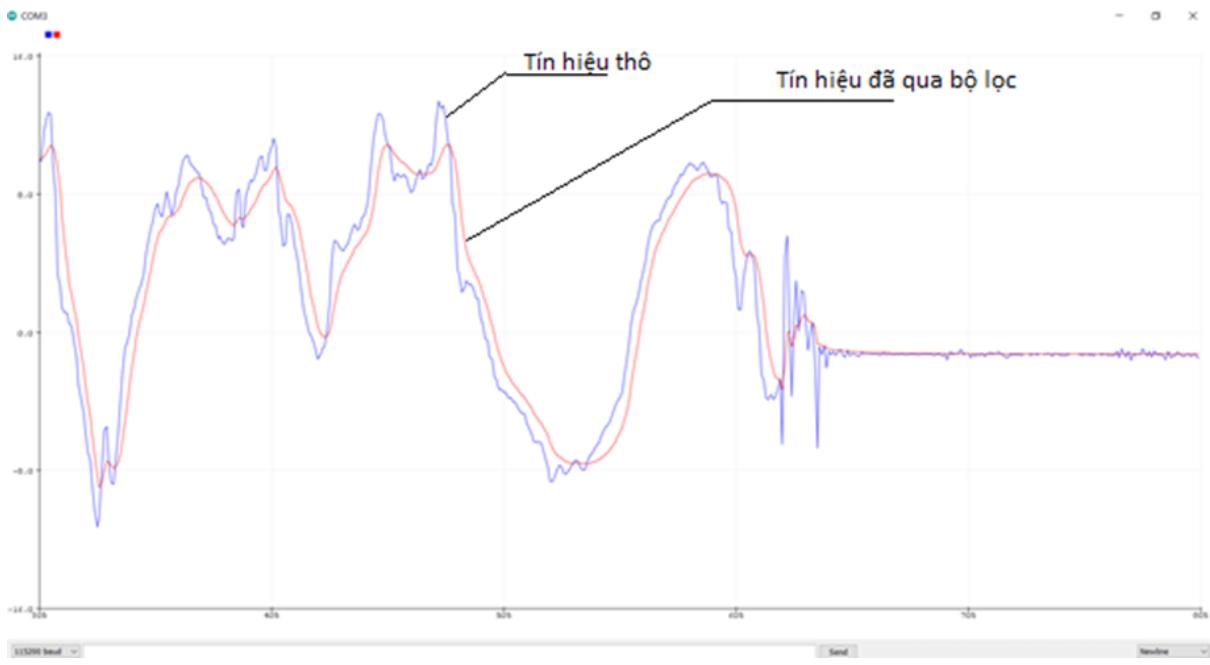
Trong thử nghiệm, cảm biến được đặt cố định trong phòng ở điều kiện nhiệt độ ổn định, với tần số lấy mẫu 10 Hz, thu được tổng cộng 1.211.210 mẫu. Kết quả biểu diễn trong Hình 2.10 cho thấy nhiễu chiếm ưu thế là nhiễu lượng tử (quantization noise), đặc trưng bởi hệ số góc tương ứng trong đồ thị.



Hình 2.10: Biểu đồ phương sai Allan của trục X

**Lọc nhiễu bằng bộ lọc Kalman.** Để xử lý nhiễu, đặc biệt là nhiễu lượng tử, tác giả sử dụng bộ lọc Kalman [76]. Đây là một bộ lọc đệ quy có khả năng ước lượng trạng thái tối ưu của hệ thống từ các chuỗi đo lường bị nhiễu. Bộ lọc Kalman không chỉ phù hợp cho hệ thống tuyến tính mà còn có thể áp dụng cho hệ thống phi tuyến thông qua tuyến tính hóa cục bộ.

Trong hệ thống đề xuất, tín hiệu sau khi được cảm biến thu nhận sẽ được lọc trực tiếp tại vi điều khiển trước khi truyền đến ứng dụng để hiển thị và lưu trữ. Kết quả sau lọc được minh họa trong Hình 2.11, cho thấy sự cải thiện đáng kể về độ mượt và ổn định của tín hiệu.



Hình 2.11: Kết quả bộ lọc Kalman cho dữ liệu trục X của cảm biến gia tốc

### 2.2.3. Xây dựng phần mềm ứng dụng

Phần mềm ứng dụng được xây dựng với mục tiêu hỗ trợ người dùng trong việc kết nối với thiết bị phần cứng và trực quan hóa dữ liệu cảm biến. Ứng dụng đảm nhiệm vai trò là cầu nối giữa người dùng và hệ thống nhúng, đồng thời cung cấp các chức năng tương tác, cấu hình và theo dõi dữ liệu theo thời gian thực.

Các công nghệ và thành phần sử dụng được tóm tắt như sau:

- 01)** Ngôn ngữ lập trình: Dart
- 02)** Framework: Flutter
- 03)** Nền tảng triển khai: Android
- 04)** Giao tiếp phần cứng: Bluetooth Low Energy (BLE)
- 05)** Chức năng chính: kết nối thiết bị, nhận dữ liệu, hiển thị, lưu trữ và cá nhân hóa trải nghiệm người dùng

Ứng dụng được thiết kế xoay quanh ba nhóm chức năng chính như minh họa trong Hình 2.12:

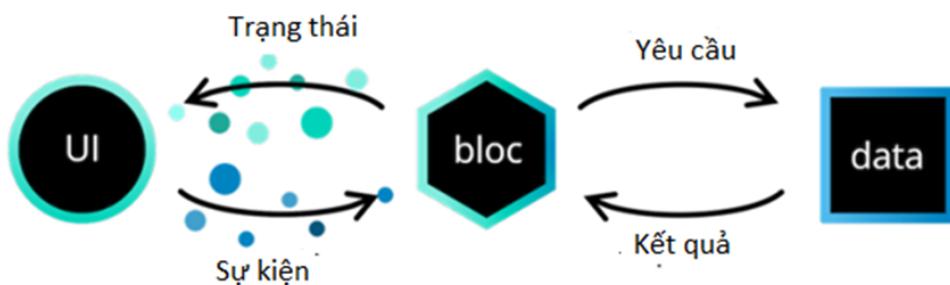
Nhóm	Chức năng	Mô tả
Bảo mật	Đăng ký	Người dùng đăng ký thông tin và được gửi xác thực qua email
	Đăng nhập	Sử dụng tài khoản mật khẩu đã được đăng ký để đăng nhập vào hệ thống
	Quên mật khẩu	Lấy lại tài khoản của người dùng
Chức năng chung	Kết nối Bluetooth	Kết nối ứng dụng với phần cứng thông qua BLE
	Chọn cảm biến	Lựa chọn cảm biến như (gia tốc , âm thanh , ...)
	Câu hỏi STOPBANG	Trả lời câu hỏi STOP BANG để đánh giá OSA và hiển thị lịch sử các lần trả lời
	Theo dõi thông tin từ cảm biến	Dữ liệu thời gian thực thông qua màn hình giao diện và có đánh giá về tư thế ngủ
Cá nhân	Đổi thông tin cá nhân, mật khẩu	Sửa đổi thông tin cá nhân trên ứng dụng
	Thêm người dùng phụ	Thêm người dùng phụ ví dụ trong cùng 1 gia đình
	Đăng xuất	Thoát khỏi ứng dụng

Hình 2.12: Các nhóm chức năng chính của ứng dụng

- 01) Nhóm bảo mật: đăng nhập, xác thực và khôi phục tài khoản.
- 02) Nhóm chức năng chung: kết nối với thiết bị phần cứng, thu thập và hiển thị dữ liệu cảm biến.
- 03) Nhóm cá nhân hóa: theo dõi chỉ số sức khỏe, khai báo STOP-BANG, lưu hồ sơ người dùng.

## Kiến trúc phần mềm

Ứng dụng sử dụng mô hình **BLoC** (**Business Logic Component**) để tách biệt giao diện người dùng và logic xử lý. BLoC hoạt động dựa trên nguyên tắc nhận sự kiện đầu vào và trả về trạng thái phù hợp, giúp quản lý luồng dữ liệu hiệu quả. Cấu trúc tổng thể của kiến trúc BLoC gồm ba lớp chính được mô tả trong Hình 2.13.



Hình 2.13: Cấu trúc kiến trúc BLoC trong ứng dụng Flutter

Sau khi kết nối BLE được thiết lập thành công, ứng dụng truy xuất đối tượng đặc tính cảm biến (characteristic instance) và liên tục gửi yêu cầu đọc (read) đến vi điều khiển. Thiết bị phản hồi bằng cách trả về dữ liệu cảm biến dưới dạng mảng UInt8. Các giá trị này được ứng dụng giải mã, chuyển đổi sang dạng số thực tương ứng với giá tốc trên ba trục (X, Y, Z), và gắn nhãn thời gian thực.

Quá trình xử lý này được thực hiện trong một vòng lặp có kiểm soát độ trễ ngắn nhằm đảm bảo khả năng cập nhật liên tục nhưng vẫn tối ưu hiệu suất hệ thống.

Mã 2.3 minh họa toàn bộ quy trình xử lý: từ kết nối BLE, truy xuất đặc tính giá tốc, đọc giá trị nhị phân thô từ thiết bị, đến việc chuẩn hóa và gửi dữ liệu lên backend. Trong đoạn mã này, dữ liệu dạng Uint8List nhận từ cảm biến được tách và chuyển đổi thành ba thành phần tương ứng với ba trục giá tốc. Dữ liệu sau khi được xử lý sẽ được đóng gói theo định dạng JSON và gửi đến máy chủ thông qua phương thức POST, sử dụng thư viện http trong Flutter.

---

```
1 StreamBuilder<List<BluetoothService>>(
2     stream: device.services,
3     initialData: [],
4     builder: (c, snapshot) {
5         if (snapshot.data!.length > 0) {
6             isService = true;
7         }
8         BluetoothService serviceAcclerometer;
9         if (snapshot.data == null || snapshot.data!.length == 0) {
10             return Text("Please contact customer Service");
11         }
12         for (int i = 0; i < snapshot.data!.length; i++) {
13             if (snapshot.data![i].uuid.toString() ==
14                 Constants.ACCLEROMETER_SERVICE) {
15                 accelerometerService = snapshot.data![i];
16             }
17         }
18         if (accelerometerService == null) {
19             return Text("Please contact customer Service");
20         }
21         for (int i = 0;
22             i < accelerometerService!.characteristics.length;
23             i++) {
24             print(accelerometerService!.characteristics[i].uuid);
25             if (accelerometerService!.characteristics[i].uuid
26                 .toString() ==
27                 Constants.ACCLEROMETER_CHARACTION) {
28                 accelerometerCharactis =
29                     accelerometerService!.characteristics[i];
30             }
31         }
32     });

```

---

Mã nguồn 2.3: Tập lệnh để tìm kiếm dịch vụ cảm biến

---

```
1 {  
2   "value":  
3     "0.88%0.66%0.99@2022-01-01/0.88%0.66%0.99@2022-01-01/0.88%0.66%0.99@2022-01-01/  
4   "customer": "62a5f5672ad9c724ef117d76"  
}
```

---

Mã nguồn 2.4: "Cấu trúc dữ liệu của phần nội dung đẩy lên máy chủ"

Định dạng dữ liệu BLE được chuẩn hoá như trong Mã 2.4, với trường "value" là chuỗi liên tục các giá trị cảm biến (phân tách bằng ký tự đặc biệt) và trường "customer" để định danh người dùng.

Việc tối ưu hóa cả quá trình đọc BLE và đẩy dữ liệu HTTP theo lô như vậy giúp giảm độ trễ, tránh tình trạng nghẽn băng thông, đồng thời vẫn đảm bảo độ chính xác và toàn vẹn của dữ liệu cảm biến.

Ngoài các chức năng thu thập và truyền dữ liệu cảm biến, ứng dụng còn tích hợp các công cụ hỗ trợ đánh giá y học lâm sàng ban đầu nhằm phục vụ cho việc sàng lọc và phân loại nguy cơ mắc hội chứng ngưng thở khi ngủ (OSA). Trong đó, ba thành phần quan trọng được triển khai bao gồm:

**01) Bộ câu hỏi STOP-BANG:** Đây là một bảng sàng lọc lâm sàng được sử dụng phổ biến trong y học giấc ngủ để đánh giá nguy cơ mắc OSA. Dữ liệu từ bảng này được lưu trữ cùng với dữ liệu cảm biến và đóng vai trò như đầu vào bổ sung cho các mô hình học máy dự đoán chỉ số AHI (Apnea–Hypopnea Index).

**02) Thang điểm Epworth Sleepiness Scale (ESS):** Tác giả triển khai thêm bảng câu hỏi ESS nhằm đánh giá mức độ buồn ngủ ban ngày của người dùng. Thang điểm này giúp phát hiện tình trạng buồn ngủ quá mức và có thể hỗ trợ phân tầng nguy cơ trong mô hình phân loại rối loạn giấc ngủ.

**03) Đánh giá BMI (Body Mass Index):** BMI được tự động tính toán dựa trên chiều cao và cân nặng người dùng nhập vào. Chỉ số này đóng vai trò là một trong các yếu tố nguy cơ chính trong chẩn đoán OSA, đặc biệt khi kết hợp cùng STOP-BANG.

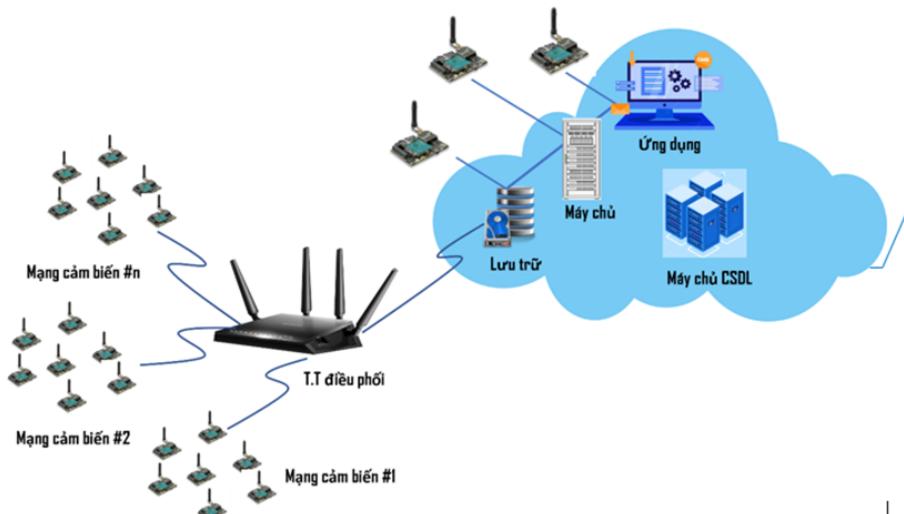
Ngoài ra, nhằm cải thiện trải nghiệm người dùng và hỗ trợ trả lời câu hỏi liên quan đến giấc ngủ, tác giả phát triển thêm tính năng **chatbot y học giấc ngủ** dựa trên kỹ thuật

**Retrieval-Augmented Generation (RAG).** Chatbot này được xây dựng từ cơ sở dữ liệu gồm hơn 2000 câu hỏi và câu trả lời chuyên sâu liên quan đến giấc ngủ được biên tập bởi GS.TS Dương Quý Sỹ, bao gồm cả tài liệu lâm sàng, nghiên cứu khoa học và các hướng dẫn thực hành. Người dùng có thể đặt câu hỏi tự nhiên như “Tôi có nên lo nếu ngủ ngáy liên tục?” hoặc “STOP-BANG > 5 có ý nghĩa gì?”, và chatbot sẽ phản hồi dựa trên kiến thức được truy xuất từ tài liệu nền và được tổng hợp lại bằng mô hình ngôn ngữ.

Hệ thống RAG kết hợp khả năng truy vấn ngữ nghĩa từ tập văn bản lớn (document retrieval) và khả năng sinh văn bản linh hoạt từ mô hình ngôn ngữ lớn (LLM), từ đó cung cấp các câu trả lời chính xác, có căn cứ và dễ hiểu cho người dùng không chuyên.

**Tính năng quản lý người dùng** cũng được mở rộng. Người dùng có thể tạo tài khoản một lần và sử dụng lại trong các lần đăng nhập sau. Cơ chế này giúp rút ngắn thao tác, đồng thời vẫn đảm bảo tính bảo mật và khả năng khôi phục dữ liệu khi quên tài khoản hoặc mật khẩu. Dữ liệu người dùng (câu hỏi, chỉ số BMI, lịch sử cảm biến) được liên kết thống nhất qua một ID định danh duy nhất, hỗ trợ tốt cho việc phân tích, theo dõi tiến triển và huấn luyện mô hình học máy cá nhân hóa trong tương lai.

#### 2.2.4. Thiết kế và xây dựng hệ thống lưu trữ



Hình 2.14: Mô hình tích hợp giữa mạng cảm biến và cấu trúc dữ liệu đám mây

Trong hệ thống đề xuất, dữ liệu cảm biến đóng vai trò trung tâm trong việc huấn luyện và triển khai các mô hình trí tuệ nhân tạo (AI). Tuy nhiên, bộ nhớ của vi điều khiển và thiết bị đầu cuối thường bị giới hạn, do đó giải pháp lưu trữ dữ liệu trên nền tảng đám

mây là lựa chọn phù hợp và linh hoạt. Việc triển khai dữ liệu lên cloud không chỉ giúp loại bỏ rào cản về địa lý, mà còn hỗ trợ truy cập, phân tích và chia sẻ dữ liệu từ bất kỳ đâu miễn có kết nối Internet. Đồng thời, hệ thống hỗ trợ xuất dữ liệu dưới dạng văn bản (text), CSV hoặc JSON, phục vụ nhu cầu chia sẻ giữa các nhóm nghiên cứu.

Về dài hạn, mục tiêu của hệ thống là tích luỹ một tập dữ liệu lớn và đa dạng nhằm huấn luyện các mô hình học máy hỗ trợ chẩn đoán và ra quyết định trong sàng lọc hội chứng ngưng thở khi ngủ (OSA).

**Cơ sở dữ liệu sử dụng là MongoDB Atlas** với các đặc điểm kỹ thuật nổi bật như sau: 01) Hỗ trợ lưu trữ hiệu quả dữ liệu lớn, phân tán trên nhiều cụm máy chủ, cho phép mở rộng theo chiều ngang. 02) Tối ưu hóa truy vấn theo thời gian thực với dữ liệu dạng timestamp. 03) Cơ chế đánh chỉ mục linh hoạt giúp tăng tốc độ truy vấn và giảm dung lượng lưu trữ. 04) Hỗ trợ tự động xoá dữ liệu cũ dựa trên TTL (Time To Live index), đồng thời tích hợp trực tiếp với nền tảng MongoDB Atlas.

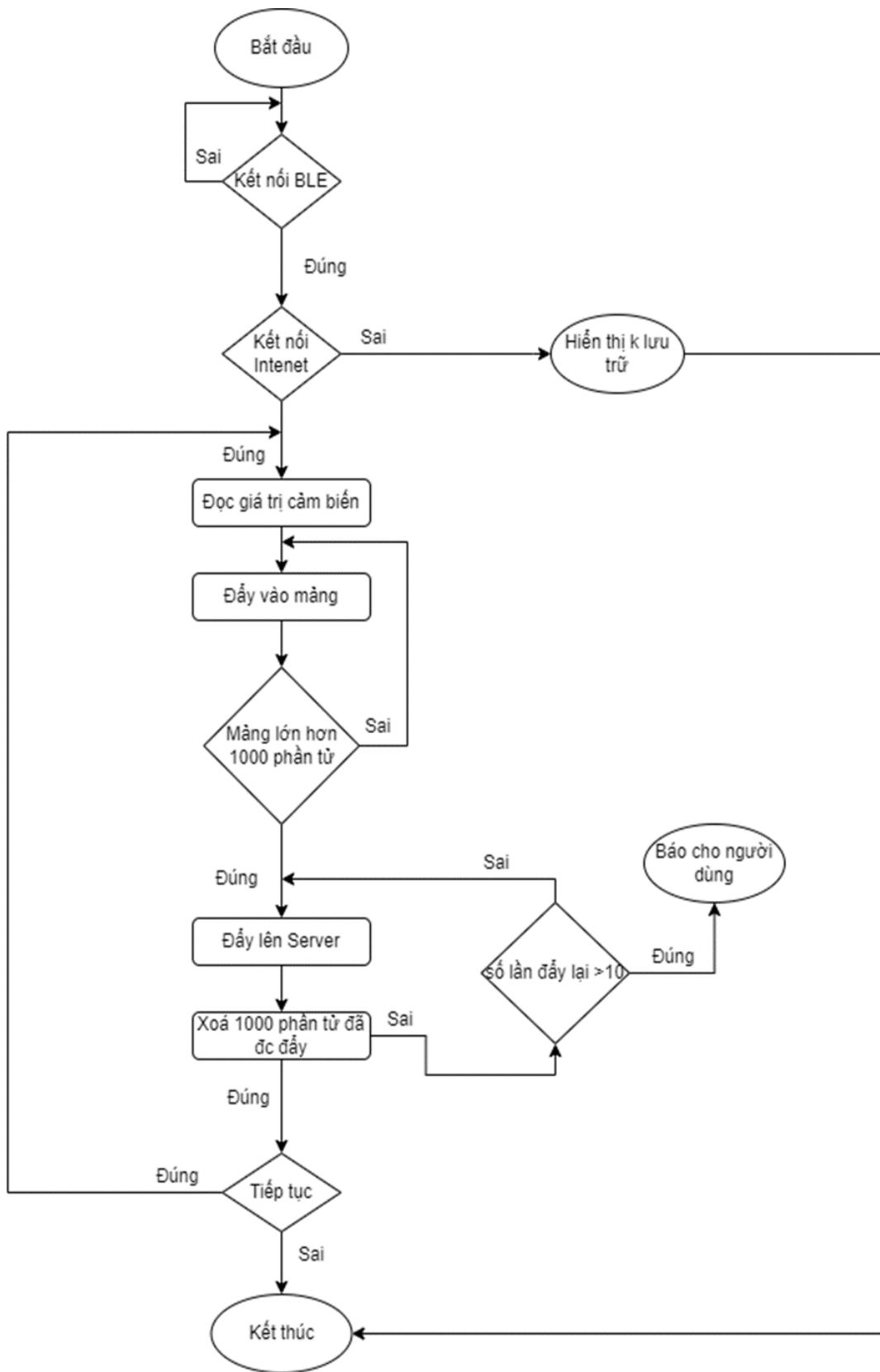
Phía máy chủ của hệ thống được xây dựng bằng nền tảng Node.js và triển khai trên Amazon Web Services (AWS), cho phép triển khai nhanh, dễ mở rộng và tối ưu chi phí trong giai đoạn thử nghiệm. MongoDB Atlas được lựa chọn là hệ quản trị cơ sở dữ liệu chính, hỗ trợ gói miễn phí dung lượng 500MB – phù hợp cho việc thu thập và đánh giá dữ liệu ở quy mô ban đầu.

Để tránh tình trạng quá tải server khi có nhiều yêu cầu truy cập đồng thời, ứng dụng không thực hiện gửi từng mẫu riêng lẻ. Thay vào đó, dữ liệu cảm biến sẽ được tích luỹ theo từng lô gồm 1000 mẫu, sau đó mới được gửi lên backend. Mỗi mẫu bao gồm ba thành phần giá tốc ( $x$ ,  $y$ ,  $z$ ) và thời gian ghi nhận tương ứng, bảo đảm tính toàn vẹn và khả năng truy xuất ngược theo dòng thời gian.

Lưu đồ thuật toán lưu trữ dữ liệu được thể hiện trong Hình 2.15, gồm hai trường hợp chính:

**1)** Khi người dùng không có kết nối mạng, hệ thống vẫn cho phép kết nối BLE và hiển thị dữ liệu cảm biến theo thời gian thực, tuy nhiên sẽ không tiến hành lưu trữ lên cloud.

**2)** Khi người dùng đã đăng nhập và có kết nối Internet, ứng dụng sẽ tự động lưu trữ dữ liệu sau mỗi 1000 mẫu thu thập. Trong trường hợp thao tác gửi dữ liệu thất bại liên tục quá 10 lần, hệ thống sẽ thông báo lỗi và ngừng tiến trình lưu trữ để đảm bảo độ tin cậy.



Hình 2.15: Lưu đồ thuật toán lưu trữ dữ liệu cảm biến

Ngoài dữ liệu cảm biến thời gian thực được lưu trữ trên MongoDB Atlas, hệ thống còn sử dụng cơ sở dữ liệu quan hệ MySQL để quản lý các dữ liệu định danh và nghiệp vụ quan trọng khác. Cụ thể:

- 1) Thông tin người dùng như tài khoản đăng nhập, mật khẩu mã hoá (hash), email, số điện thoại, lịch sử đăng nhập và phân quyền được lưu trữ trong hệ quản trị cơ sở dữ liệu MySQL. Cấu trúc dữ liệu dạng bảng (table) của MySQL giúp đảm bảo tính toàn vẹn quan hệ và dễ dàng thực hiện các truy vấn xác thực người dùng nhanh chóng, an toàn.
- 2) Các dữ liệu khảo sát lâm sàng như bảng điểm STOP-BANG, thang điểm Epworth, chỉ số BMI, tiền sử bệnh nền và lịch sử đánh giá lặp lại theo từng thời điểm cũng được lưu trong MySQL nhằm đảm bảo tính liên kết logic giữa các thực thể (người dùng – biểu mẫu – kết quả – thời gian).
- 3) Việc phân chia lưu trữ theo đặc thù dữ liệu (NoSQL cho dữ liệu cảm biến lớn và động, SQL cho dữ liệu người dùng có cấu trúc ổn định) giúp tối ưu hoá hiệu suất truy xuất, tính mở rộng và khả năng bảo trì hệ thống trong dài hạn.

Sự kết hợp giữa MongoDB (dành cho dữ liệu cảm biến, thời gian thực) và MySQL (dành cho thông tin người dùng và nghiệp vụ) tạo thành một kiến trúc lưu trữ lai (hybrid storage architecture) đáp ứng linh hoạt cả hai loại dữ liệu – phi cấu trúc và có cấu trúc – vốn là đặc trưng phổ biến trong các hệ thống y tế ứng dụng trí tuệ nhân tạo hiện đại.

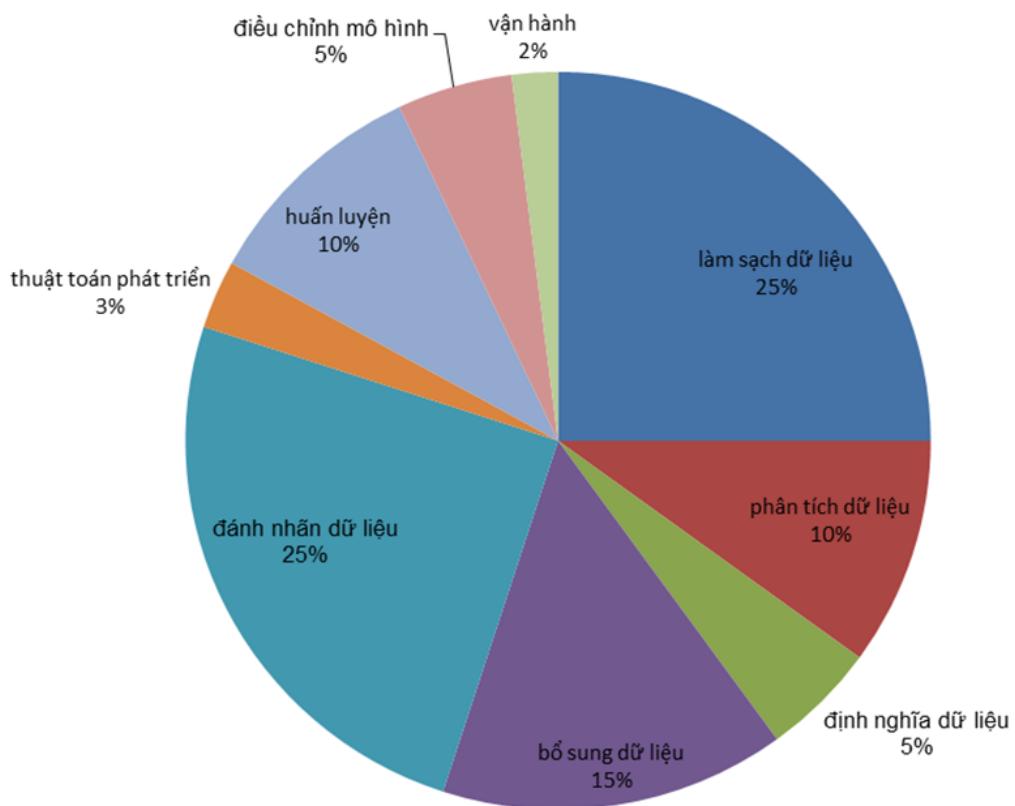
### **2.2.5. Tìm hiểu, ứng dụng phân loại tư thế ngủ bằng học máy**

Tác giả cũng đã tìm hiểu nhiều mô hình, phương pháp để phân loại các tư thế ngủ, tư thế cơ bản của con người và đánh giá chỉ số AHI dự trên các tín hiệu cảm biến thu được. Các bước cơ bản để tiến hành dự án học máy liên quan đến các tín hiệu cảm biến:

- Thu thập dữ liệu (bao gồm thu thập và gắn nhãn cho dữ liệu)
- Khám phá dữ liệu (đánh giá cân bằng dữ liệu, tỉ lệ dữ liệu có ý nghĩa)
- Chuẩn bị dữ liệu (làm sạch dữ liệu, tạo ra các đặc tính trên miền thời gian và miền tần số)
- Mô hình hóa dữ liệu (lựa chọn ra các mô hình phù hợp)

- Lựa chọn tính năng (lựa chọn ra các tính năng có ý nghĩa cao đối với mô hình)
- Tinh chỉnh mô hình

Jeng PY và cộng sự đã đề xuất chế tạo 2 thiết bị đeo ở cổ và ở cổ tay để đánh giá tư thế ngủ ở người [61]. Trong dự án này, tín hiệu thu được ở thiết bị đeo ở tay được chia thành những cửa sổ 1 giây rồi trích xuất các tính năng trên cửa sổ đó. Cảm biến đeo ở cổ sẽ được sử dụng để lấy nhãn tín hiệu theo phương pháp lấy đa số của tín hiệu trong cửa sổ. Nhóm tác giả đã sử dụng mô hình SVM và RF để đánh giá và đạt được kết quả có độ chính xác lần lượt là 82% và 72%. Nhóm của Saha S., Kabir M và cộng sự đã tiến hành nghiên cứu 1 thiết bị đeo được sử dụng bao gồm cảm biến gia tốc, cảm biến âm trên 31 đối tượng thử nghiệm. Sau đó họ tiến hành loại bỏ các bộ dữ liệu có độ dài dưới 2 giờ và cuối cùng sử dụng so sánh ngưỡng để xác định chứng OSA bằng việc phân chia các cửa sổ 10s với độ lặp 80% [97]. Trong khi đó, nhóm của Syeda Zuriat-e-Zehra Ali và cộng sự đã nghiên cứu và thử nghiệm thiết bị gối ngủ để tự điều chỉnh hoặc báo hiệu khi

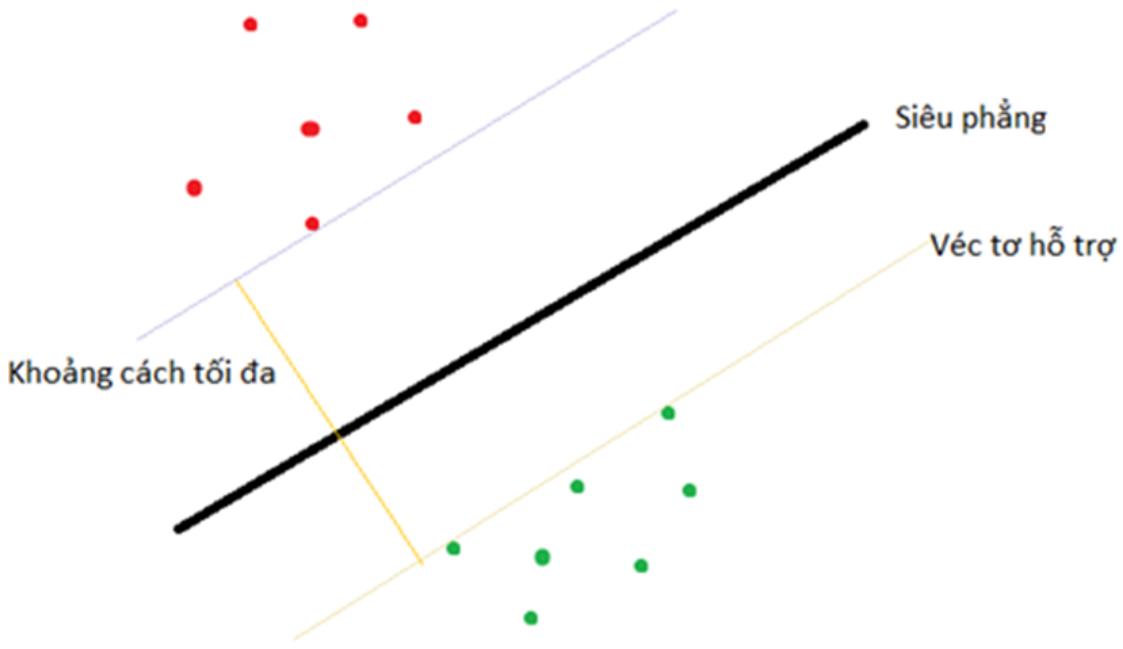


Hình 2.16: Phân bố thời gian sử dụng đối với dự án học máy

có chứng ngưng thở khi ngủ dựa trên các tín hiệu thô như nồng độ Oxi trong máu, nhịp tim [27]. Jarvis L, Moninger S và cộng sự đã trình bày hệ thống phát hiện đánh giá 5 tư thế gồm nằm, nằm tựa, ngồi thẳng, đứng, đi bộ với tập dữ liệu được lấy từ 2 cảm biến gắn ở cổ và đùi [98]. Dữ liệu được lấy mẫu với tần số 25 Hz sau đó được lưu vào bộ nhớ cục bộ trên điện thoại rồi gửi bản csv qua mail. Mô hình học máy gồm hồi quy logistic, SVM, DT với độ chính xác cao  $> 96\%$  đã được sử dụng đánh giá tập dữ liệu gồm 6 hành động thường ngày của con người như đứng, ngồi, đi bộ, lên cầu thang, xuống cầu thang và nằm [79]. Nhóm nghiên cứu của Gomes E, Bertini L và cộng sự đã nghiên cứu, xây dựng, đánh giá giữa 3 mô hình: K-Nearest-Neighbor (KNN), cây quyết định (Decision tree) và SVM. Trong các bước tiền xử lý các tác giả đã phân đoạn dữ liệu theo cửa sổ 2.5s không che phủ sau đó phân tích, chuẩn hoá dữ liệu và đã có độ chính xác  $> 97\%$  đối với việc phát hiện tư thế. Ở Việt Nam, nhóm tác giả Vũ Ngọc Thanh Sang và Nguyễn Đức Thắng đã phát triển thiết bị thu thập dữ liệu từ điện thoại sau đó qua các bước xử lý dữ liệu, trích xuất tính năng và phân loại bằng các mô hình K-hàng xóm gần nhất (KNN) với độ chính xác là 100% với toàn bộ tư thế ngoại trừ lái xe là 80% [73]. Qua tổng quan tài liệu tác giả nhận thấy các phương pháp học máy cổ điển đang chiếm ưu thế hơn so với các phương pháp học sâu vì phát triển nhanh và dễ dàng và phù hợp với tính chất của bài toán đánh giá các tư thế của con người sử dụng cảm biến gia tốc. Trong đó, nổi bật lên là mô hình SVM, hồi quy Logistic và Random Forest. Từ đó, tác giả sẽ tập trung tìm hiểu và hướng tới áp dụng cho tập dữ liệu của tác giả.

**Hồi quy logistic - LR:** Đây là phương thức tốt nhất cho các vấn đề phân loại nhị phân (vấn đề với hai lớp giá trị). Hồi quy logistic giống như hồi quy tuyến tính với mục đích là để tìm ra các giá trị cho các hệ số mà trọng lượng mỗi biến đầu vào. Không giống như hồi quy tuyến tính, dự đoán đầu ra được chuyển đổi bằng cách sử dụng một hàm không tuyến tính được gọi là hàm logistic. Hàm logistic trông giống như một chữ S lớn và sẽ biến đổi bất kỳ giá trị nào thành 0-1. Tuy nhiên, nhược điểm của nó là chỉ giải quyết được bài toán phân loại 2 lớp. Để giải quyết được những bài toán đa lớp chúng ta có thể sử dụng mô hình Softmax Logistic là dạng tổng quát của hồi quy Logistic.

**Máy vec tơ hỗ trợ (Support vector machines - SVM):** xây dựng một mặt siêu phẳng được sử dụng để phân chia không gian biến đầu vào. Trong SVM, một mặt siêu phẳng được chọn để phân tách tốt nhất các điểm trong không gian các biến đầu vào theo lớp của chúng, hoặc là lớp 0 hoặc lớp 1. Trong không gian hai chiều, có thể hình dung

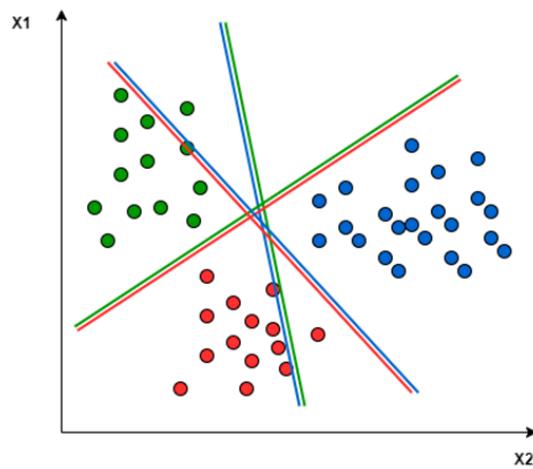


Hình 2.17: Tối ưu siêu phẳng sử dụng thuật toán SVM

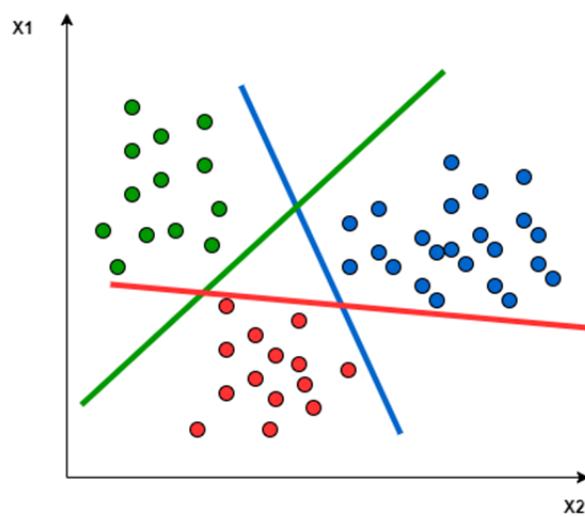
nó như một đường thẳng và giả sử rằng tất cả các biến đầu vào có thể được tách hoàn toàn bằng đường thẳng này. Thuật toán SVM tìm ra các hệ số dẫn đến sự phân tách tốt nhất của các lớp theo mặt siêu phẳng Hình 2.17.

Khoảng cách giữa mặt siêu phẳng và điểm dữ liệu gần nhất được gọi là biên. Mặt siêu phẳng tốt nhất hoặc tối ưu có thể tách riêng hai lớp là dòng có biên lớn nhất. Chỉ những điểm này có liên quan đến việc xác định hyperplane và trong việc xây dựng các điểm phân loại. Những điểm này được gọi là các vector hỗ trợ. Chúng hỗ trợ hoặc xác định hyperplane. Trong thực tế, một thuật toán tối ưu được sử dụng để tìm các giá trị cho các hệ số tối đa hóa biên. SVM có thể là một trong những phương pháp phân loại hàng đầu mạnh mẽ nhất và đáng thử trên tập dữ liệu. Cũng như hồi quy Logistic thì SVM cũng chỉ sử dụng để phân loại nhị phân. Để giải quyết vấn đề này thì có 2 phương pháp:

- Một với một (one vs one): Một mặt siêu phẳng được thiết lập để phân tách giữa hai lớp, bỏ qua các điểm của lớp thứ ba. Điều này có nghĩa là sự phân tách chỉ tính đến điểm của hai lớp trong sự phân tách hiện tại. Ví dụ: đường màu đỏ-xanh dương sẽ tách tối đa khoảng cách chỉ giữa các điểm màu xanh lam và màu đỏ Hình 2.18.
- Một với nhiều (one vs rest): Cần một mặt siêu phẳng để tách biệt giữa một lớp và



Hình 2.18: Thuật toán một với một



Hình 2.19: Thuật toán một với nhiều

tất cả các lớp khác cùng một lúc. Điều này có nghĩa là sự tách biệt có tính đến tất cả các điểm, chia chúng thành hai nhóm; một nhóm cho các điểm của lớp và một nhóm cho tất cả các điểm khác. Ví dụ: đường màu sẽ tách tối đa hóa khoảng cách giữa các điểm màu lục và tất cả các điểm khác cùng một lúc Hình 2.19.

**Rừng ngẫu nhiên (Random Forest - RF):** được xây dựng trên cơ sở thuật toán Decision Tree (cây quyết định). Mỗi cây quyết định sẽ khác nhau (có yếu tố ngẫu nhiên khác nhau). Sau đó kết quả dự đoán được tổng hợp từ các cây quyết định. Trong thuật toán Decision Tree, khi xây dựng cây quyết định nếu để độ sâu tùy ý thì cây sẽ phân loại đúng hết các dữ liệu trong tập training dẫn đến mô hình có thể dự đoán tệ trên tập validation/test, khi đó mô hình bị quá khớp (overfitting). Thuật toán Random Forest gồm nhiều cây quyết định, mỗi cây quyết định đều có những yếu tố ngẫu nhiên: Lấy ngẫu nhiên dữ liệu để xây dựng cây quyết định. Lấy ngẫu nhiên các thuộc tính để xây dựng cây quyết định. Do mỗi cây quyết định trong thuật toán Random Forest không dùng tất cả dữ liệu training, cũng như không dùng tất cả các thuộc tính của dữ liệu để xây dựng cây nên mỗi cây có thể sẽ dự đoán không tốt, khi đó mỗi mô hình cây quyết định không bị overfitting mà có thể bị underfitting, hay nói cách khác là mô hình có high bias. Tuy nhiên, kết quả cuối cùng của thuật toán Random Forest lại tổng hợp từ nhiều cây quyết định, thế nên thông tin từ các cây sẽ bổ sung thông tin cho nhau, dẫn đến mô hình có low bias và low variance, hay mô hình có kết quả dự đoán tốt. Những kiến thức cơ bản về học máy sẽ được ứng dụng sâu trong những nghiên cứu tới đây của tác giả.

## **Chương 3**

# **KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ**

### **3.1. Đánh giá tư thế ngủ sử dụng cảm biến gia tốc**

Tác giả tiến hành thử nghiệm bằng cách gắn bộ kit tại phần xương ức ở cổ khi ngủ. Phòng ngủ kín với nhiệt độ ổn định kín. Đầu tiên, thiết bị sẽ được gắn lên vị trí đo bằng băng keo y tế. Khởi động thiết bị, sau đó tiến hành đăng nhập trên ứng dụng trên điện thoại. Cuối cùng kết nối với BLE với thiết bị phần cứng có tên là “Adafruit Playground” và chọn dịch vụ cảm biến gia tốc. Tác giả thử nghiệm theo từng tư thế ngủ bao gồm: nằm ngửa, nằm nghiêng trái, nằm sấp, nằm nghiêng phải. Mỗi tư thế sẽ được thử nghiệm trong 5 phút và cho ra kết quả tương đối chính xác. Khi chuyển các tư thế nằm ngủ, sẽ có 2 trường hợp xảy ra:

- Nếu chuyển động thay đổi tư thế nhẹ nhàng, kết quả vẫn có độ chính xác cao.
- Chuyển động nhanh có thể xảy ra và khó phát hiện đó là tư thế ngủ nào.

Trường hợp nằm ngủ với góc nghiêng (so với mặt phẳng ngang) lớn hơn 450, không được ghi nhận là tư thế ngủ. Tác giả xác nhận dữ liệu lấy ra từ cảm biến, dữ liệu truyền qua BLE, dữ liệu được lưu trữ trên đám mây đồng bộ với nhau, không có sự mất mát.

Các bước tiến hành thực nghiệm như Hình 3.1:

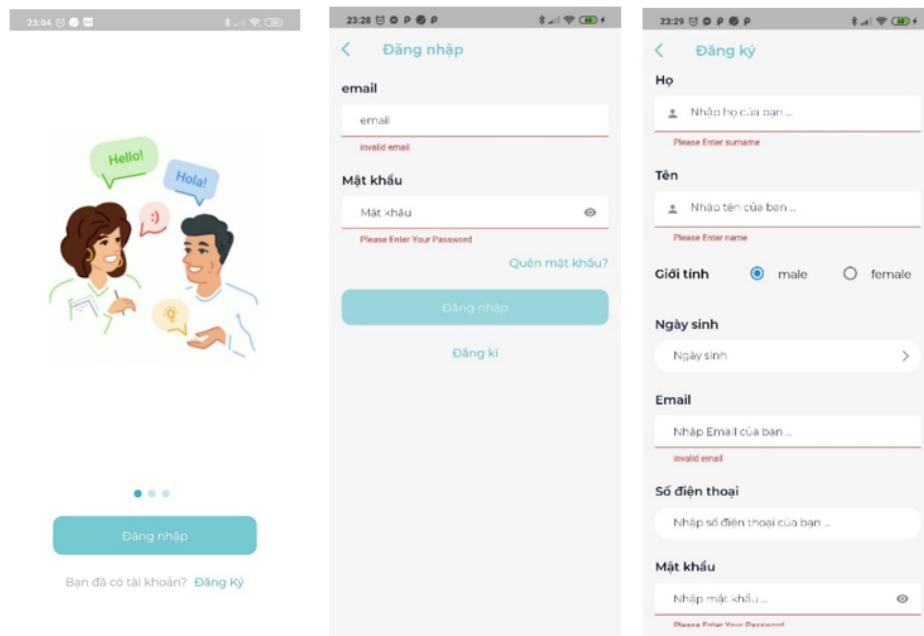
- Gắn cỗ định kit bằng băng ý tế lên phần xương ức ở cổ.
- Tiến hành đăng nhập.
- Lựa chọn thiết bị BLE.
- Kiểm tra kết quả
- Tiếp cận cơ bản mô hình học máy.

Một trong những nhiệm vụ mà tác giả được giao khi thực hiện khóa luận là phát triển một phần mềm ứng dụng cho phép người dùng sử dụng một cách đơn giản. Với nhận thức của tác giả, dựa trên góp ý của nhóm nghiên cứu, phần mềm ứng dụng phải đáp ứng những yêu cầu như dễ dàng thao tác, giao diện thân thiện, tính năng cơ bản.

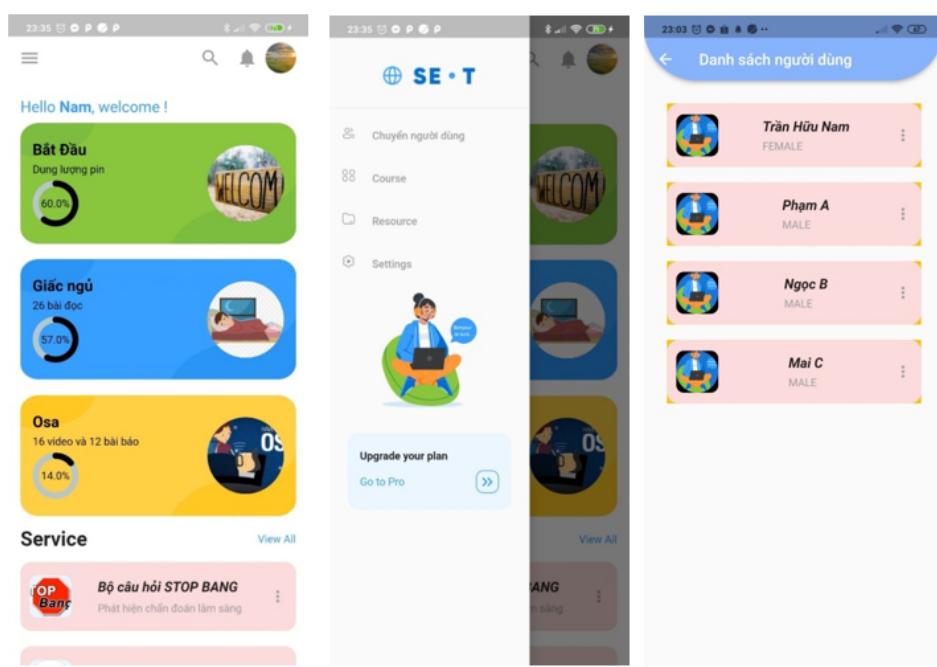
Sau khi cài đặt, cửa sổ đăng nhập (cho người đã đăng ký) hoặc đăng ký mới có giao diện như trong Hình 3.2. Với người mới bắt đầu sử dụng và muốn lưu trữ dữ liệu cần phải đăng ký tài khoản và xác thực qua email. Mục đích để xác định người đang sử dụng và lấy lại mật khẩu khi cần thiết.



Hình 3.1: Thực nghiệm với kit Adafruit Playground



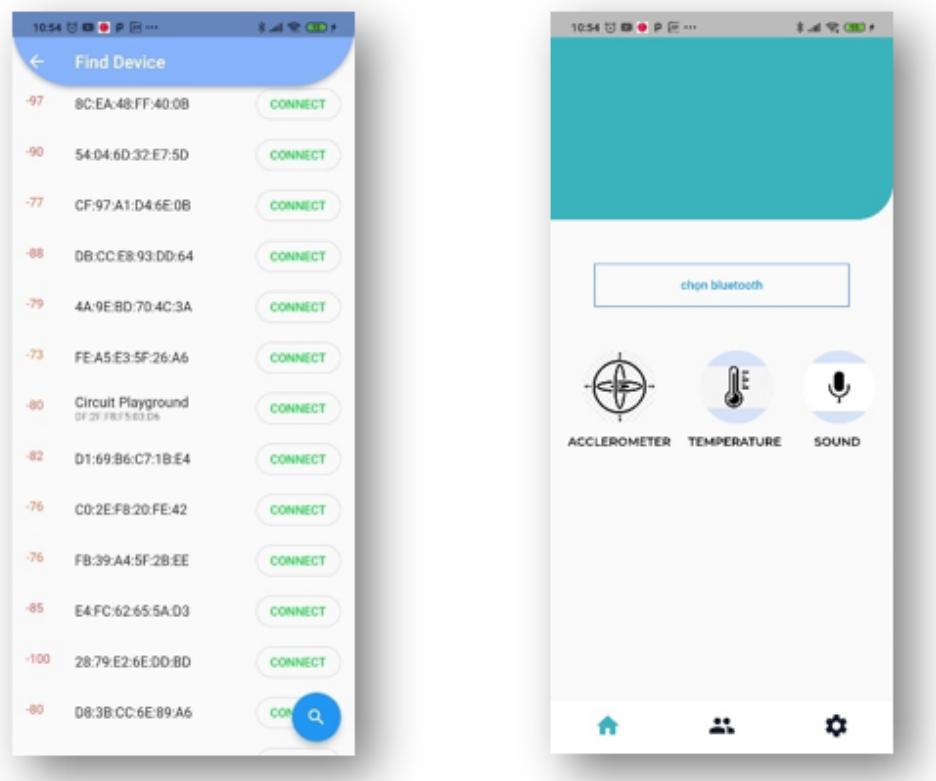
Hình 3.2: Các chức năng đăng ký, đăng nhập



Hình 3.3: Giao diện trang chủ

Hình 3.3 là giao diện khi người dùng đăng nhập thành công, bao gồm các tính năng: Kết nối BLE và đọc dữ liệu, chuyển người dùng, xem thông tin người dùng v.v.

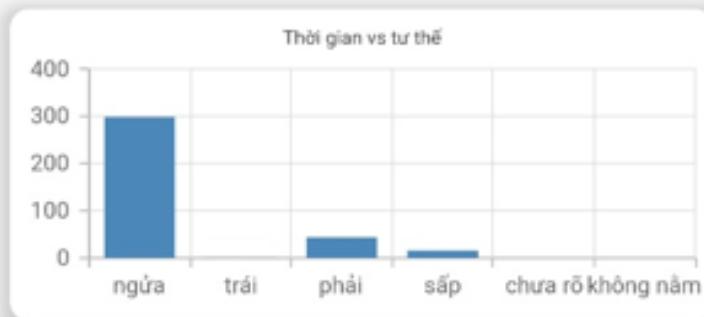
Hình 3.4 là giao diện kết thể hiện các thiết bị đang mở trạng thái quảng cáo. Sau



Hình 3.4: Kết nối với BLE và hiển thị dữ liệu

khi chọn đúng thiết bị phần cứng thì giao diện sẽ chuyển tới màn hình chọn dịch vụ. Sau khi chọn dịch vụ cảm biến màn hình tự động chuyển đến màn hình hiển thị các biểu đồ. Trong khuôn khổ khoá luận, tác giả sử dụng so sánh ngưỡng dữ liệu thu được từ 3 trực của cảm biến gia tốc thu được với các giá trị đặt sẵn sau nhiều lần thực nghiệm Mã nguồn ??.

Hình 3.5 là phần quan trọng nhất của ứng dụng. Phần đầu tiên là biểu đồ giá trị 3 trực theo thời gian thực. Phần 2 là tổng thời gian theo tư thế ngủ tính theo phút. Và cuối cùng là tư thế hiện tại của người dùng. Tuy nhiên việc so sánh ngưỡng như vậy chưa mang tính thống kê trong khuôn khổ khoá luận. Vì vậy, các mô hình học máy cần phải được sử dụng trong tương lai để đánh giá và kết luận tư thế ngủ với độ chính xác cao. Theo đó, tư thế ngủ liên tục được cập nhật và tổng hợp sau mỗi 10 giây.



Tư thế hiện tại của bạn là :

**Ngửa**

Hình 3.5: Màn hình hiển thị giá trị của 3 trục cảm biến gia tốc

---

```

1 static Function getPositionSleep = (double x, double y, double z) {
2     if ((-6.5 < y && y < 6.5)) {
3         if (-7.07 < x && x < 7.07) {
4             if (z > 0) {
5                 return 1; // ngua
6             }
7             if (z < 0) {
8                 return 4; //sap
9             }
10        }
11        if (x > 3) return 2; //trai
12        if (x < -3) return 3; //phai
13    }
14    return 6; // khong phai nam
15 };

```

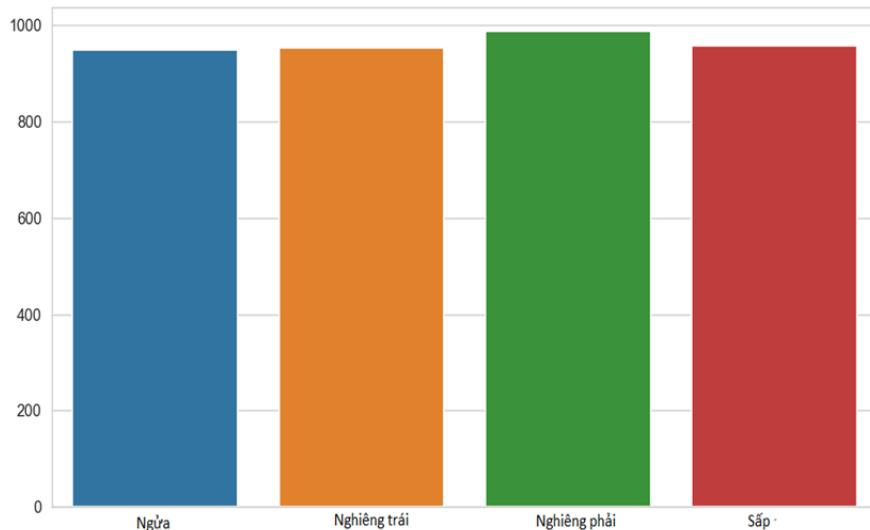
---

Mã nguồn 3.1: Tập lệnh đánh giá tư thế ngủ bằng ngưỡng

### 3.2. Học máy với dữ liệu đánh giá từ thiết bị

Sau khi tìm hiểu những bước cơ bản từ chương 2 tác giả đã có những bước tiến hành như sau:

- Thu thập dữ liệu và đánh nhãn: Tác giả thu tập 3859 mẫu dữ liệu theo từng tư thế ngủ: ngửa, nghiêng trái, nghiêng phải và sắp với 1 đối tượng trong nhóm. Mỗi tư thế tác giả thực hiện trong 100 giây là dừng lại để đánh nhãn trực tiếp sau mỗi lần thử nghiệm. Việc lấy mẫu như vậy có tác dụng i) cân bằng dữ liệu ii)) tối ưu độ chính xác của nhãn.
- Phân tích dữ liệu: Xóa bỏ những dữ liệu ban đầu của mỗi hoạt động. Trích xuất tính năng theo miền thời gian (trung bình, phương sai, giá trị nhỏ nhất, giá trị lớn nhất,...) theo các cửa sổ 1 giây.
- Đánh giá tương quan và loại bỏ tính năng.
- Sử dụng các mô hình học máy.



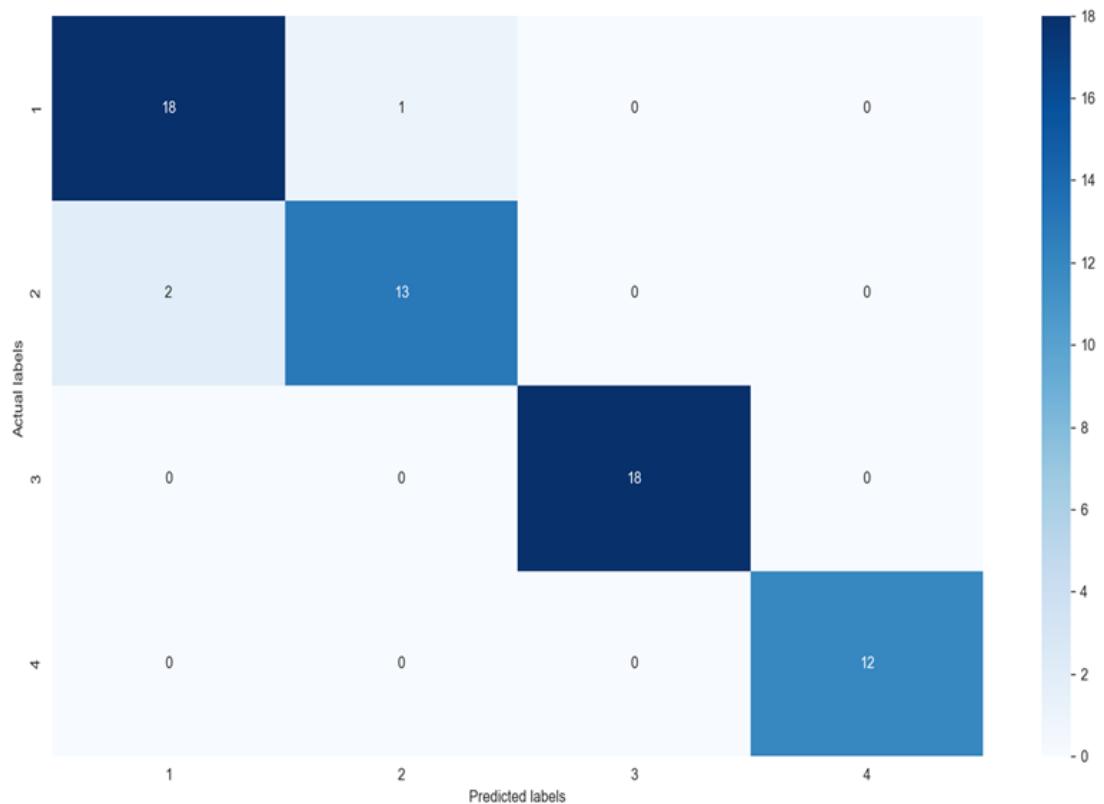
Hình 3.6: Biểu đồ số lượng các mẫu

Các thuật toán phân loại tiêu chuẩn khó có thể tối ưu được khi áp dụng trực tiếp cho dữ liệu chuỗi thời gian thô. Đầu tiên, tác giả chia dữ liệu thành các cửa sổ 3 giây. Sau đó, tác giả tạo các tính năng mới bằng cách tổng hợp 30 mẫu thô có trong mỗi phân đoạn 3 giây này. Để gán nhãn lớp cho các tính năng được chuyển đổi, tác giả sẽ lấy từ thẻ đa số trong cửa sổ đó. Ví dụ: tập dữ liệu thô có 100 hàng dữ liệu tuần tự. Vì vậy, sau khi tạo cửa sổ và tổng hợp (sử dụng kích thước cửa sổ = 30), nó sẽ được chuyển thành 10 hàng. Có một điều nữa, tác giả lấy các cửa sổ chồng chéo với 50% độ phủ. Điều này đảm bảo rằng mọi hàng tiếp theo trong tập dữ liệu được chuyển đổi cũng có một số thông tin từ dữ liệu trong cửa sổ trước đó. Sau khi trích xuất tính năng, tác giả sẽ sử dụng ma trận tương quan Hình 3.7 để đánh giá các tính năng.

Tác giả sẽ loại bỏ đi những tính năng có hệ số tương quan  $> 0.95$  để giảm thiểu thích thước dữ liệu. Kết quả có độ chính xác lên tới 96% trong việc đánh giá 4 tư thế ngủ từ tập kiểm tra chiếm 25% dữ liệu thu thập bằng cách áp dụng mô hình SVM. Đây mới chỉ là những kết quả bước đầu với số lượng mẫu còn hạn chế và chỉ tập trung vào 4 tư thế cơ bản. Nếu chỉ so sánh việc phát hiện 4 tư thế thì độ chính xác thì kết quả của 2 phương pháp tương đương nhau. Tuy nhiên, nhược điểm của phương pháp đánh giá ngưỡng là khó phát hiện những chuyển động đột ngột, bất thường trong lúc ngủ mà hiện tại tác giả coi đây là những tư thế chưa xác định. Để giải quyết vấn đề này thì học máy được coi là phương pháp hiệu quả nhất. Tư thế nằm ngửa và nghiêng trái đang có sự nhầm lẫn có thể do bước loại bỏ các dữ liệu hoặc do bước đánh nhãn cho 1 cửa sổ Hình 3.8.



Hình 3.7: Ma trận tương quan giữa các tính năng



Hình 3.8: Ma trận nhầm lẫn

## **Chương 4**

# **Kết luận**

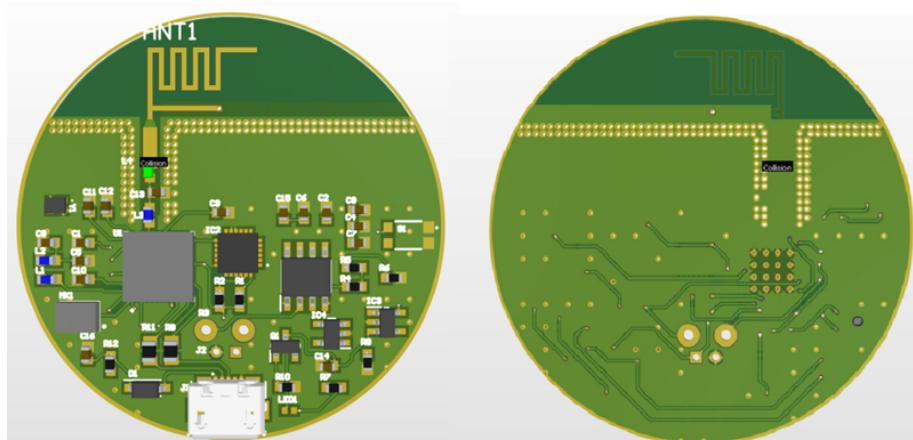
Sau khi hoàn thành khóa luận này, tác giả đã có thêm những kiến thức, kinh nghiệm như:

- Cách tìm, đọc, nghiên cứu tài liệu.
- Tổ chức, làm việc của 1 nhóm nghiên cứu.
- Hiểu biết thêm và thiết kế và lập trình mạch.
- Kinh nghiệm trong lập trình phần mềm.
- Kiến thức cơ bản về học máy.v. Kiến thức cơ bản về học máy.
- Ứng dụng vào công việc hiện tại.

Tuy nhiên đây mới chỉ là những bước đầu khai phá những kiến thức mới trong một định hướng nghiên cứu đòi hỏi sự hợp tác của nhiều ngành đặc biệt là ngành y học. Qua những điều đã đạt được, tác giả và nhóm nghiên cứu sẽ dần dần đúc rút thêm nhiều kinh nghiệm, kiến thức và kỹ năng để sớm hoàn thiện mục tiêu trong thời gian tới.

### **Hướng phát triển trong thời gian tới**

Đây là những tìm hiểu bước đầu của tác giả về thiết bị chẩn đoán chứng ngưng thở khi ngủ OSA vì vậy còn nhiều hạn chế về phần cứng và phần mềm. Hiện nay tác giả mới chỉ đánh giá các tư thế ngủ thông qua các ngưỡng của dữ liệu của 3 trực cảm biến. Điều này khiến việc trả về kết quả có thể chưa đạt độ chính xác cao. Vì vậy tác giả đã tìm hiểu các mô hình học máy để đánh giá 1 cách chính xác. Hơn nữa việc bật màn hình



Hình 4.1: Mạch thiết kế trên phần mềm Altium

điện thoại liên tục cũng làm hạn chế trải nghiệm của người dùng. Tác giả đã có những ý tưởng để cải thiện hiệu năng và dễ thao tác hơn đó với ứng dụng trên điện thoại. Đó là tích hợp thêm module wifi trên phần cứng từ đó tác giả đẩy dữ liệu trực tiếp lên phía server. Sau đó thiết bị trên điện thoại sẽ theo dõi trực tiếp từ server rồi hiển thị thông qua các ứng dụng chạy ngầm (foreground service android). Điều này có thể giúp người dùng tránh bật ứng dụng liên tục nhưng cũng khiến thời lượng pin của thiết bị giảm xuống. Như đã đề cập ở chương 2 tương lai tác giả sẽ có định hướng áp dụng các mô hình học máy cho đánh giá tư thế ngủ nữa là đánh giá chỉ số AHI dựa trên các thông số thu nhận từ các cảm biến. Tác giả cũng tìm hiểu nhiều cách để lấy được bộ dữ liệu và đánh nhãn thì chủ yếu các tác giả đánh nhãn bằng phương pháp thủ công như dùng máy ảnh để ghi lại, hoặc lấy nhãn của 1 hành động trong 1 thời gian cố định hoặc đánh trực tiếp trên thiết bị di động. Từ đó tác giả sẽ lên ý tưởng thiết kế tích hợp nút bấm trên ứng dụng điện thoại phục vụ việc lấy nhãn cho tập dữ liệu. Về phía phần mạch, nhóm tác giả đang phát triển và có những bước vẽ trên phần mềm Altium.

Trong thời gian tương lai, tác giả sẽ hoàn thành mạch in và thử nghiệm trên đó. Mục tiêu cuối cùng là ứng dụng được sản phẩm vào thực tiễn để có thêm cơ sở giúp các bác sĩ chẩn đoán sớm được những bệnh nhân mắc chứng OSA. Để hoàn thành được mục tiêu đó, trong tương lai, cả nhóm cần hoàn thiện các vấn đề còn tồn đọng và phát triển thêm những tính năng mới. Vấn đề áp dụng các mô hình học máy sẽ được nhóm tác giả tiếp tục phát triển không chỉ dừng lại ở đánh giá tư thế ngủ mà còn đánh giá chỉ số AHI.

# Tài liệu tham khảo

- [1] Lawrence J. Epstein **and others.** ?Clinical guideline for the evaluation, management and long-term care of obstructive sleep apnea in adults? **in***Journal of Clinical Sleep Medicine: JCSM, Official Publication of the American Academy of Sleep Medicine:* 5.3 (2009), **pages** 263–276.
- [2] N Salari **and others.** ?Global Prevalence of Excessive Daytime Sleepiness in Patients with Obstructive Sleep Apnea: A Systematic Review and Meta-Analysis? **in***Indian Journal of Otolaryngology and Head & Neck Surgery:* 77.1 (**january** 2025). Epub 2024 Oct 29, **pages** 216–223. DOI: 10.1007/s12070-024-05146-0.
- [3] S. Duong-Quy, K. Dang Thi Mai, N. Tran Van **and others.** ?Study about the prevalence of the obstructive sleep apnoea syndrome in Vietnam? English. **in***Revue des Maladies Respiratoires:* 35.1 (2018), **pages** 14–24.
- [4] Schoelles K Tregear S Reston J **and** Phillips B. ?Obstructive sleep apnea and risk of motor vehicle crash: systematic review and meta-analysis? **in***J Clin Sleep Med:* (2009).
- [5] Jose M. Marin, Santiago J. Carrizo, Eugenio Vicente **and others.** ?Long-term cardiovascular outcomes in men with obstructive sleep apnoea-hypopnoea with or without treatment with continuous positive airway pressure: an observational study? **in***Lancet (London, England):* 365.9464 (2005), **pages** 1046–1053.
- [6] *Can I drive if I have OSA?* Available at <https://www.blf.org.uk/support-for-you/obstructive-sleep-apnoea-osa/driving>. 2021.
- [7] *Ngưng thở khi ngủ do tắc nghẽn (OSA).* Available at <https://www.msdmanuals.com/vi-vn>. 2022.

- [8] PGS.TS.BS Nguyễn Thy Khuê, Chủ tịch Liên chi Hội Đái tháo đường – Nội tiết TPHCM. Available at <https://alobacsigioi.vn/pgs-ts-bs-nguyen-thy-khuê-chu-tich-lien-chi-hoi-dai-thao-duong-noi-tiet-tphcm/>. 2022.
- [9] Mai Nguyen-Thi-Phuong **and others**. ?Prevalence of Obstructive Sleep Apnea in Vietnamese Children with Attention Deficit Hyperactivity Disorder (ADHD)? **in***Pulmonary therapy*: 11 (**january** 2025). DOI: 10.1007/s41030-024-00286-8.
- [10] Raphael Heinzer **and others**. ?Prevalence and characteristics of positional sleep apnea in the HypnoLaus population-based cohort? **in***Sleep Medicine*: 48 (2018), **pages** 157–162. DOI: 10.1016/j.sleep.2018.02.011.
- [11] A. Sabil **and others**. ?Positional obstructive sleep apnea within a large multicenter French cohort: prevalence, characteristics, and treatment outcomes? **in***Journal of Clinical Sleep Medicine*: 16.12 (2020), **pages** 2037–2046. DOI: 10.5664/jcsm.8752.
- [12] Sampa Markun L.C. ?Clinician-Focused Overview and Developments in Polysomnography? **in***Curr Sleep Medicine*: (2020). DOI: <https://doi.org/10.1007/s40675-020-00197-5>.
- [13] C.A. Kushida **and others**. ?Practice parameters for the indications for polysomnography and related procedures: an update for 2005? **in***Sleep*: 28.4 (**april** 2005), **pages** 499–521. DOI: 10.1093/sleep/28.4.499.
- [14] N.T. Tran, H.N. Tran **and** A.T. Mai. ?A wearable device for at-home obstructive sleep apnea assessment: State-of-the-art and research challenges? **in***Frontiers in Neurology*: 14 (**february** 2023), **page** 1123227. DOI: 10.3389/fneur.2023.1123227.
- [15] Miguel Espinosa **and others**. ?Advancements in Home-Based Devices for Detecting Obstructive Sleep Apnea: A Comprehensive Study? **in***Sensors (Basel, Switzerland)*: 23 (**december** 2023). DOI: 10.3390/s23239512.
- [16] R.Nisha Aurora Naresh M.Punjabi **and** Susheel P. Patil. ?Home Sleep Testing for Obstructive Sleep Apnea? **in***Chest*: (2013). DOI: 10.1378/chest.12-2699.

- [17] Collop NA **and** colleagues. ?Obstructive sleep apnea devices for out-of-center (OOC) testing: technology evaluation? **in***J Clin Sleep Med*: (2011). DOI: 10 . 5664/JCSM.1328.
- [18] D. Morillo **and others**. ?An accelerometer-based device for sleep apnea screening? **in***IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*: 14.2 (**march** 2010). Epub 2009 Jul 28, **pages** 491–499. DOI: 10 . 1109/TITB . 2009 . 2027231.
- [19] Ahmet & Sumbul Yuzer. ?A Novel Wearable Real-Time Sleep Apnea Detection System Based on the Acceleration Sensor? **in***J Clin Sleep Med*: (2019).
- [20] Lee J Nam Y Kim Y. ?Sleep Monitoring Based on a Tri-Axial Accelerometer and a Pressure Sensor? **in***Sensors (Basel)*: (2016). DOI: 10 . 3390/s16050750.
- [21] Le Tien TUAN Vu Minh; THUONG. ?Accelerometer-Based Model Acquiring Data on Sleep Apnea Symptoms? **in***Issue on Information and Communications Technology*: (2021). DOI: <https://doi.org/10.31130/ict-ud.2021.130..>
- [22] D.M. Domingues, P.R. Rocha, A.C.M.V. Miachon **and others**. ?Sleep prediction using data from oximeter, accelerometer and snoring for portable monitor obstructive sleep apnea diagnosis? **in***Scientific Reports*: 14 (2024), **page** 24562. DOI: 10 . 1038/s41598-024-75935-8. URL: <https://doi.org/10.1038/s41598-024-75935-8>.
- [23] Andrei Boiko **and others**. ?Accelerometer based system for unobtrusive sleep apnea detection? **in***Procedia Computer Science*: 225 (**december** 2023), **pages** 1592–1600. DOI: 10 . 1016/j.procs . 2023 . 10 . 148.
- [24] Ainhoa Osa-Sanchez **and others**. ?Wearable Sensors and Artificial Intelligence for Sleep Apnea Detection: A Systematic Review? **in***Journal of Medical Systems*: 49.1 (2025), **page** 66. ISSN: 1573-689X. DOI: 10 . 1007/s10916-025-02199-8. URL: <https://doi.org/10.1007/s10916-025-02199-8>.
- [25] Robin Genuer **and** Jean-Michel Poggi. ?Random Forests? **in***Applied Mathematics and Data Science*: Springer, 2020, **pages** 33–55. DOI: 10 . 1007/978-3-030-56485-8\_3. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-56485-8\\_3](https://doi.org/10.1007/978-3-030-56485-8_3).
- [26] Shukun Wang **and others**. ?Machine Learning Assisted Wearable Wireless Device for Sleep Apnea Syndrome Diagnosis? **in***Biosensors*: 13.4 (2023), **page** 483.

ISSN: 2079-6374. DOI: 10.3390/bios13040483. URL: <https://doi.org/10.3390/bios13040483>.

- [27] Corinna Cortes **and** Vladimir Vapnik. ?Support-Vector Networks? **in***Machine Learning*: 20.3 (1995), **pages** 273–297. ISSN: 0885-6125. DOI: 10.1007/BF00994018. URL: <https://doi.org/10.1007/BF00994018>.
- [28] Padraig Cunningham **and** Sarah Delany. ?k-Nearest Neighbour Classifiers? **in***Multiple Classifier Systems*: 54 (2007). DOI: 10.1145/3459665.
- [29] Alaa Tharwat **and others**. ?Linear Discriminant Analysis: A Detailed Tutorial? **in***AI Communications*: 30.2 (2017), **pages** 169–190. ISSN: 0921-7126. DOI: 10.3233/AIC-170729. URL: <https://doi.org/10.3233/AIC-170729>.
- [30] Tianqi Chen **and** Carlos Guestrin. ?XGBoost: A Scalable Tree Boosting System? **in***Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD '16)*: ACM, 2016, **pages** 785–794. DOI: 10.1145/2939672.2939785. URL: <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>.
- [31] H. D. Vu **and others**. ?Human sleep position classification using a lightweight model and acceleration data? **in***Sleep and Breathing*: 29.1 (february 2025), **page** 95. DOI: 10.1007/s11325-025-03247-w.
- [32] Minh Long Hoang, Guido Matrella **and** Paolo Ciampolini. ?Metrological evaluation of contactless sleep position recognition using an accelerometric smart bed and machine learning? **in***Sensors and Actuators A: Physical*: 385 (2025), **page** 116309. ISSN: 0924-4247. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.sna.2025.116309>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0924424725001153>.
- [33] Rawan S. Abdulsadig **and others**. ?Sleep Posture Detection Using an Accelerometer Placed on the Neck? **in***2022 44th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)*: 2022, **pages** 2430–2433. DOI: 10.1109/EMBC48229.2022.9871300.
- [34] P. Ray. ?A Review on TinyML: State-of-the-Art and Prospects? **in***Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*: 34 (2021). DOI: 10.1016/

j.jksuci.2021.11.019. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2021.11.019>.

- [35] M. S. Diab **and** E. Rodriguez-Villegas. ?Embedded Machine Learning Using Microcontrollers in Wearable and Ambulatory Systems for Health and Care Applications: A Review? *inIEEE Access*: 10 (2022), **pages** 98450–98474. ISSN: 2169-3536. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3206782. URL: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3206782>.
- [36] Richard B. Berry **and others**. ?Rules for Scoring Respiratory Events in Sleep: Update of the 2007 AASM Manual for the Scoring of Sleep and Associated Events. Deliberations of the Sleep Apnea Definitions Task Force of the American Academy of Sleep Medicine? *inJournal of Clinical Sleep Medicine*: 8.5 (2012), **pages** 597–619. ISSN: 1550-9389. DOI: 10.5664/jcsm.2172. URL: <https://doi.org/10.5664/jcsm.2172>.
- [37] S. Duong-Quy **and others**. ?Personalized Medicine and Obstructive Sleep Apnea? *inJournal of Personalized Medicine*: 12 (**december** 2022), **page** 2034. DOI: 10.3390/jpm12122034.
- [38] Jayne C Carberry & Danny J Eckert Amal M Osman Sophie G Carter. ?Obstructive sleep apnea: current perspectives? *inNature and Science of Sleep*: (2016). DOI: 10.2147/NSS.S124657.
- [39] Danny J. Eckert **and others**. ?Central Sleep Apnea: Pathophysiology and Treatment? *inChest*: 131.2 (**february** 2007), **pages** 595–607. ISSN: 0012-3692. DOI: 10.1378/chest.06.2287.
- [40] Khaled Al Oweidat **and others**. ?Comparing the Diagnostic Value of the Positional Obstructive Sleep Apnea Definitions? *inRespiratory Medicine*: 212 (2023), **page** 107227. ISSN: 0954-6111. DOI: 10.1016/j.rmed.2023.107227. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S095461123001154>.
- [41] R. D. Cartwright. ?Effect of Sleep Position on Sleep Apnea Severity? *inSleep*: 7.2 (1984), **pages** 110–114. ISSN: 0161-8105. DOI: 10.1093/sleep/7.2.110. URL: <https://doi.org/10.1093/sleep/7.2.110>.

- [42] M. J. Mador **and others**. ?Prevalence of Positional Sleep Apnea in Patients Undergoing Polysomnography? **in***Chest*: 128.4 (2005), **pages** 2130–2137. ISSN: 0012-3692. DOI: 10.1378/chest.128.4.2130. URL: <https://doi.org/10.1378/chest.128.4.2130>.
- [43] D. J. Levendowski **and others**. ?Capability of a Neck Worn Device to Measure Sleep/Wake, Airway Position, and Differentiate Benign Snoring from Obstructive Sleep Apnea? **in***Journal of Clinical Monitoring and Computing*: 29.1 (2015), **pages** 53–64. ISSN: 1387-1307. DOI: 10.1007/s10877-014-9569-3. URL: <https://doi.org/10.1007/s10877-014-9569-3>.
- [44] Michaël Frank **and others**. ?Positional OSA Part 1: Towards a Clinical Classification System for Position-Dependent Obstructive Sleep Apnoea? **in***Sleep and Breathing*: 19.2 (june 2014), **pages** 473–480. ISSN: 1520-9512. DOI: 10.1007/s11325-014-1022-9. URL: <https://doi.org/10.1007/s11325-014-1022-9>.
- [45] J. Wright **and others**. ?Health effects of obstructive sleep apnoea and the effectiveness of continuous positive airways pressure: a systematic review of the research evidence? **in***BMJ*: 314.7084 (1997), **pages** 851–858. URL: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/9093094>.
- [46] Carberry JC & Eckert DJ Osman AM Carter SG. ?Obstructive sleep apnea: current perspectives? **in***Nat Sci Sleep*: (2018). DOI: 10.2147/NSS.S124657.
- [47] Amal Osman **and others**. ?Obstructive sleep apnea: current perspectives? **in***Nature and Science of Sleep*: 10 (january 2018), **pages** 21–34. DOI: 10.2147/NSS.S124657.
- [48] W. W. Flemons **and** W. Tsai. ?Quality of life consequences of sleep-disordered breathing? **in***Journal of Allergy and Clinical Immunology*: 99.2 (1997), S750–S756. DOI: 10.1016/s0091-6749(97)70123-4.
- [49] T. Mooe **and others**. ?Sleep-disordered breathing: a novel predictor of atrial fibrillation after coronary artery bypass surgery? **in***Coronary Artery Disease*: 7.6 (june 1996), **pages** 475–478.
- [50] T. Young **and others**. ?Population based study of sleep disordered breathing as a risk factor for hypertension? **in***Archives of Internal Medicine*: 157 (1997), **pages** 1746–1752.

- [51] Johnson J Goyal M. ?Obstructive Sleep Apnea Diagnosis and Management? **in***Mo Med*: (2017).
- [52] Medical Advisory Secretariat. ?Polysomnography in patients with obstructive sleep apnea: an evidence-based analysis? **in***Ontario Health Technology Assessment Series*: 6.13 (2006). Epub 2006 Jun 1, **pages** 1–38.
- [53] Yonghwan Jeon, Kwangil Heo **and** Sungjun Kang. ?Real-Time Sleep Apnea Diagnosis Method Using Wearable Device without External Sensors? **in***2020 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops (PerCom Workshops)*: IEEE, 2020, **pages** 1–3. DOI: 10.1109/PerComWorkshops48775.2020.9156177. URL: <https://doi.org/10.1109/PerComWorkshops48775.2020.9156177>.
- [54] Qiang Shen **and others**. ?Multitask Residual Shrinkage Convolutional Neural Network for Sleep Apnea Detection Based on Wearable Bracelet Photoplethysmography? **in***IEEE Internet of Things Journal*: 9.24 (2022), **pages** 25207–25222. ISSN: 2327-4662. DOI: 10.1109/JIOT.2022.3195777. URL: <https://doi.org/10.1109/JIOT.2022.3195777>.
- [55] Yin-Yan Lin **and others**. ?Sleep Apnea Detection Based on Thoracic and Abdominal Movement Signals of Wearable Piezoelectric Bands? **in***IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*: 21.6 (2017), **pages** 1533–1545. DOI: 10.1109/JBHI.2016.2636778.
- [56] Ting Chen **and others**. ?Energy-Efficient Sleep Apnea Detection Using a Hyper-dimensional Computing Framework Based on Wearable Bracelet Photoplethysmography? **in***IEEE Transactions on Biomedical Engineering*: (2024). ISSN: 0018-9294. DOI: 10.1109/TBME.2024.3377270. URL: <https://doi.org/10.1109/TBME.2024.3377270>.
- [57] Minhee Yeo **and others**. ?Robust Method for Screening Sleep Apnea with Single-Lead ECG Using Deep Residual Network: Evaluation with Open Database and Patch-Type Wearable Device Data? **in***IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*: 26.11 (2022), **pages** 5428–5438. ISSN: 2168-2194. DOI: 10.1109/JBHI.2022.3203560. URL: <https://doi.org/10.1109/JBHI.2022.3203560>.

- [58] Minhee Yeo **and others**. ?Respiratory Event Detection During Sleep Using Electrocardiogram and Respiratory Related Signals: Using Polysomnogram and Patch-Type Wearable Device Data? **in***IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*: 26.2 (2022), **pages** 550–560. ISSN: 2168-2194. DOI: 10.1109/JBHI.2021.3098312. URL: <https://doi.org/10.1109/JBHI.2021.3098312>.
- [59] M. Kim I. Yun J. Jeung. ?Ultra-low power wearable infant sleep position sensor? **in***Sensors*: 7 (2020).
- [60] *Home Sleep Test (HST) Devices Comparison Guide*. Available at <https://sleepreviewmag.com/sleep-diagnostics/home-testing/home-apnea-testing/hst-devices-guide/>. **november** 2022.
- [61] L.-C.và cộng sự Jeng P.-Y.; Wang. ?A Wrist Sensor Sleep Posture Monitoring System: An Automatic Labeling Approach? **in***Sensors*: (2021). DOI: <https://doi.org/10.3390/s21010258>.
- [62] G Zhang Z.; Yang. ?Monitoring cardio-respiratory and posture movements during sleep: What can be achieved by a single motion sensor? **in***IEEE International Conference*: (2015).
- [63] Crossvà cộng sự Kwasnicki R.M. ?A lightweight sensing platform for monitoring sleep quality and posture: a simulated validation study? **in***Eur J Med Res*: 7 (2018). DOI: <https://doi.org/10.1186/s40001-018-0326-9>.
- [64] M. Yousuf A. Channa **and** N. Popescu. ?Machine Learning Algorithms for Posture Identification of Obstructive Sleep Apnea Patients using IoT Solutions? **in***IEEE Access*: (2019). DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2920025.
- [65] Kumar M Menon A. ?Influence of body position on severity of obstructive sleep apnea: a systematic review? **in***ISRN Otolaryngol*: (2013).
- [66] G. Delfi và cộng sự S. Akbarian. ?Automated Non-Contact Detection of Head and Body Positions During Sleep? **in***ISRN Otolaryngol*: (2013). DOI: 10.1155/2013/670381.
- [67] Xinyu Ji, Zhihao Rao, Weijie Zhang **and others**. ?Airline Point-of-Care System on Seat Belt for Hybrid Physiological Signal Monitoring? **in***Micromachines (Basel)*: 13.11 (2022). DOI: 10.3390/mi13111880. URL: <https://doi.org/10.3390/mi13111880>.

- [68] Xiao Sun **and others**. ?SleepMonitor: Monitoring Respiratory Rate and Body Position During Sleep Using Smartwatch? **in***Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*: 1.3 (**september** 2017), **pages** 1–22. DOI: 10 . 1145 / 3130969. URL: <https://doi.org/10.1145/3130969>.
- [69] Montserrat JM & Jané R Ferrer-Lluis I Castillo-Escario Y. ?SleepPos App: An Automated Smartphone Application for Angle Based High Resolution Sleep Position Monitoring and Treatment? **in***Sensors*: (2021). DOI: 10.3390/s21134531.
- [70] Vincenzo và cộng sự Natale. ?Monitoring sleep with a smartphone accelerometer? **in***Sleep and Biological Rhythms*: (2012).
- [71] Liqing & Xu và cộng sự Niu Weimeng & Fang. ?Summary of Research Status and Application of MEMS Accelerometers? **in***Journal of Computer and Communications*: (2018).
- [72] Duc-Tan Tran **and others**. ?Cảm biến gia tốc MEMS kiểu tụ: So sánh kết quả mô phỏng và thực nghiệm? **in***january* 2005: **pages** 465–470.
- [73] Nguyen & Vo và cộng sự Sang Vu & Thang. ?Human Activity Recognition and Monitoring Using Smartphones? **in***International Conference on Biomedical Engineering in Vietnam*: (2015).
- [74] M. Rossi, D. Sala, D. Bovio **and others**. ?SLEEP-SEE-THROUGH: Explainable Deep Learning for Sleep Event Detection and Quantification From Wearable Somnography? **in***IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*: 27 (2023), **pages** 3129–3140. DOI: 10.1109/JBHI.2023.3267087. URL: <https://doi.org/10.1109/JBHI.2023.3267087>.
- [75] Alaa Sheta **and others**. ?Diagnosis of Obstructive Sleep Apnea from ECG Signals Using Machine Learning and Deep Learning Classifiers? **in***Applied Sciences*: 11.14 (2021), **page** 6622. ISSN: 2076-3417. DOI: 10 . 3390/app11146622. URL: <https://doi.org/10.3390/app11146622>.
- [76] Rudolph Emil Kalman. ?A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems? **in***Transactions of the ASME–Journal of Basic Engineering*: 82.Series D (1960).

- [77] Lei Zou **and** Guang Liu. ?Multiscale Bidirectional Temporal Convolutional Network for Sleep Apnea Detection Based on Wearable Photoplethysmography Bracelet? **in***IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*: 28 (2024), **pages** 1331–1340. ISSN: 2168-2194. DOI: 10 . 1109 / JBHI . 2023 . 3335658. URL: <https://doi.org/10.1109/JBHI.2023.3335658>.
- [78] Mark Olsen **and others**. ?A Deep Transfer Learning Approach for Sleep Stage Classification and Sleep Apnea Detection Using Wrist-Worn Consumer Sleep Technologies? **in***IEEE Transactions on Biomedical Engineering*: (2024), **pages** 1–12. ISSN: 0018-9294. DOI: 10 . 1109 / TBME . 2024 . 3378480. URL: <https://doi.org/10.1109/TBME.2024.3378480>.
- [79] Thanuja Pavani và cộng sự Uday Sanku & Satti. ?Classifying Human Activities using Machine Learning and Deep Learning Techniques? **in***arxiv*: (2019).
- [80] Debanjan Parbat **and** Monisha Chakraborty. ?Multiscale Entropy Analysis of Single Lead ECG and ECG Derived Respiration for AI-Based Prediction of Sleep Apnea Events? **in***Biomedical Signal Processing and Control*: 87 (2024), **page** 105444. ISSN: 1746-8094. DOI: 10 . 1016 / j . bspc . 2023 . 105444. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1746809423008777>.
- [81] R.S. Abdulsadig **and** E. Rodriguez-Villegas. ?Sleep posture monitoring using a single neck-situated accelerometer: A proof-of-concept? **in***IEEE Access*: 11 (2023), **pages** 17693–17706. DOI: 10 . 1109 / ACCESS . 2023 . 3246266.
- [82] H.-D. Vu **and others**. ?Enhancing sleep postures classification by incorporating acceleration sensor and LSTM model? **in***Proceedings of the IEEE Statistical Signal Processing Workshop (SSP)*: Hanoi, Vietnam, 2023, **pages** 661–665. DOI: 10 . 1109 / SSP53291 . 2023 . 10208083.
- [83] O. Elnaggar, R. Arelihi, F. Coenen **and others**. ?An interpretable framework for sleep posture change detection and postural inactivity segmentation using wrist kinematics? **in***Scientific Reports*: 13 (2023), **page** 18027. DOI: 10 . 1038 / s41598-023-44567-9.
- [84] E. Gomes **and others**. ?Machine learning algorithms for activity-intensity recognition using accelerometer data? **in***Sensors*: 21 (2021), **page** 1214. DOI: 10 . 3390 / s21041214.

- [85] T.-H. Dao **and others**. ?Human activity recognition system for moderate performance microcontroller using accelerometer data and random forest algorithm? **in***EAI Endorsed Transactions on Industrial Networks and Intelligent Systems*: 9.4 (2022), e4–e4.
- [86] W. Souza **and** K. Rajamohan. ?Human activity recognition using accelerometer and gyroscope sensors? **in***International Journal of Engineering and Technology*: 9 (2017), **pages** 1171–1179. DOI: 10.21817/ijet/2017/v9i2/170902134.
- [87] A. Crivello và cộng sự P. Barsocchi M. Bianchini. ?An unobtrusive sleep monitoring system for the human sleep behaviour understanding? **in***IEEE International Conference*: 7 (2016).
- [88] Arm Ltd. *Arm Cortex-M Processor Comparison Table*. Accessed: April 6, 2025. 2025. URL: <https://developer.arm.com/documentation/102787/latest/>.
- [89] *Cortex-M4*. Available at <https://developer.arm.com/Processors/Cortex-M4>.
- [90] Ioan Lucan Orăsan, Ciprian Seiculescu **and** Cătălin Daniel Căleanu. ?A Brief Review of Deep Neural Network Implementations for ARM Cortex-M Processor? **in***Electronics*: 11.16 (2022). ISSN: 2079-9292. DOI: 10.3390/electronics11162545. URL: <https://www.mdpi.com/2079-9292/11/16/2545>.
- [91] Pradyumn Chaturvedi, Mahmadasraf Mulla **and** Siba Patro. ?Power Electronics Laboratory Education using ARM Cortex M4 32-bit Microcontroller? **in***december* 2018: **pages** 1–6. DOI: 10.1109/PEDES.2018.8707575.
- [92] Nordic Semiconductor. *nRF52840 – Advanced Bluetooth 5, Thread and Zigbee multiprotocol SoC*. <https://www.nordicsemi.com/Products/nRF52840>. Accessed: 2025-07-28. 2025.
- [93] *Bluetooth® Core Specification Version 5.3 Feature Enhancements*. Available at <https://www.bluetooth.com/bluetooth-resources/bluetooth-core-specification-version-5-3-feature-enhancements/>.
- [94] *Introducing Circuit Playground*. Available at <https://learn.adafruit.com/introducing-circuit-playground/overview>.

- [95] Arduino. *Nano 33 BLE Sense – Datasheet and Hardware Overview*. <https://docs.arduino.cc/hardware/nano-33-ble-sense/>. Accessed: 2025-07-28. 2025.
- [96] N. Djermanova M. B. Marinov B. Ganev **and** T. D. Tashev. ?Analysis of Sensors Noise Performance Using Allan Deviation? **in***IEEE XXVIII International Scientific Conference Electronics (ET)*: 7 (2019). DOI: 10.1109/ET.2019.8878552..
- [97] Montazeri N.và cộng sự Saha S. Kabir M. ?Portable diagnosis of sleep apnea with the validation of individual event detection? **in***Sleep Medicine*: (2020). DOI: 10.1016/j.sleep.2019.12.021.
- [98] Rida Ashfaq và cộng sự Syeda Zuriat-e-Zehra Ali. ?Smart Pillow:Sleep Apnea Monitoring & Minimization Device? **in***International Conference on Robot Intelligence Technology and Applications (RiTA)*: (2019).