

TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ GIAO THÔNG VẬN TẢI
KHOA CÔNG NGHỆ THÔNG TIN



ĐỀ CƯƠNG CHI TIẾT
ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP ĐẠI HỌC

HỆ THỐNG PHÂN LOẠI HOẠT ĐỘNG CON NGƯỜI DỰA TRÊN CẢM
BIẾN GIA TỐC CON QUAY HỒI CHUYỂN DỰA TRÊN CÁC PHƯƠNG
PHÁP HỌC MÁY

Giảng viên hướng dẫn:	GS.TS Trần Đức Tân
Sinh viên thực hiện :	Kiều Xuân Trường
Lớp :	71DCDT21
Mã sinh viên :	71DCDT22111
Chuyên ngành :	CNKT Điện tử viễn thông

Hà Nội, 9-2024

ĐỀ CƯƠNG CHI TIẾT ĐỀ TÀI TỐT NGHIỆP

Sinh viên thực hiện:

Họ và tên: Kiều Xuân Trường **Mã SV:** 71DCDT22111

Ngày sinh: 16-10-2002 **Mã lớp:** 71DCDT21

Trình độ, loại hình đào tạo: *Đại học chính quy*

Ngành đào tạo: *CNKT Điện tử - Truyền thông*

Chuyên ngành: *CNKT Điện tử viễn thông*

Khóa học: 2020-2024

Tên đề tài: “Hệ thống phân loại hoạt động con người dựa trên cảm biến gia tốc con quay hồi chuyển dựa trên các phương pháp học máy”.

MỤC LỤC, DANH MỤC BẢNG BIỂU VÀ HÌNH ẢNH	
I. MỞ ĐẦU	4
II. TỔNG QUAN TÌNH HÌNH THUỘC LĨNH VỰC ĐỀ TÀI	4
III. LÝ DO CHỌN ĐỀ TÀI	6
IV. MỤC TIÊU, NỘI DUNG, PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU CỦA ĐỀ TÀI	7
A. Mục tiêu	7
B. Nội dung	9
C. Phương pháp	10
V. ĐỐI TƯỢNG VÀ PHẠM VI NGHIÊN CỨU	12
VI. KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU VÀ THẢO LUẬN	13
CHƯƠNG 1: CƠ SỞ LÝ THUYẾT	14
1.1. Giới thiệu về học máy	14
1.2. Các thuật toán học máy, học sâu sử dụng cho phân loại tư thế ngủ	15
1.2.1. Cây quyết định - Decision Tree	16
Hình 1: Mô hình Cây Quyết Định (Decision Trees)	16
1.2.2. Rừng ngẫu nhiên - Random Forest	17
Hình 2: Mô hình Rừng Ngẫu Nhiên (Random Forest)	18
1.2.3. Phương pháp cửa sổ trượt - Sliding Window	18
1.2.4. Phương pháp trích xuất đặc trưng dựa trên giá trị trung bình Mean	19
1.2.5. Phương pháp trích xuất đặc trưng dựa trên độ lệch chuẩn SD	20
1.2.6. Phương pháp lưu và tải các mô hình đã huấn luyện nhằm tối ưu hóa thời gian xử lý của hệ thống	22
1.3. Tổng kết chương	22
CHƯƠNG 2: THIẾT KẾ HỆ THỐNG VÀ THU THẬP DỮ LIỆU	23
2.1. Định nghĩa, phân tích các hành động và tư thế	23
Bảng 1: Các tư thế phân loại	24
Hình 3: Số lượng mẫu hợp lệ và lỗi	24
Hình 4: Đồ thị phân tích dữ liệu các tư thế hoạt động	25
2.2. Xử lý dữ liệu và phân loại tư thế ngủ.	25
2.3. Tối ưu hóa (Optimization)	26
2.4. Trích chọn đặc trưng	26
2.5. Phân loại hành động	27
2.6. Thuật toán phân loại	27
2.7. Tổng kết chương	28
CHƯƠNG 3: KẾT QUẢ VÀ ĐÁNH GIÁ	29
3.1. Phương pháp đánh giá	29
3.2. Đánh giá mô hình phân loại	29
Bảng 2: Bảng độ chính xác 2 mô hình	29
Bảng 3: Dữ liệu chi tiết Decision Trees	30
Bảng 4: Dữ liệu chi tiết Random Forest	30
VII. KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ	31
NGUỒN THAM KHẢO	33

I. MỞ ĐẦU

Giấc ngủ đóng vai trò then chốt trong việc phục hồi thể lực và tái tạo sức khỏe cho cơ thể và trí não. Trong khi ngủ, cơ thể không chỉ được nghỉ ngơi mà còn thực hiện quá trình loại bỏ độc tố, hỗ trợ hệ thống miễn dịch và cân bằng nội tiết. Tuy nhiên, hiệu quả của giấc ngủ không chỉ phụ thuộc vào thời gian mà còn chịu ảnh hưởng lớn từ tư thế khi ngủ, vốn có thể tác động đến hệ cơ xương khớp, hô hấp, tuần hoàn, và cả hệ thần kinh.

Dự án nghiên cứu nhằm xây dựng một hệ thống thông minh giúp nhận diện và phân loại các tư thế hoạt động của con người, bao gồm cả tư thế ngủ, nhờ vào thiết bị đeo tích hợp cảm biến gia tốc con quay hồi chuyển. Sử dụng các mô hình học máy hiện đại, hệ thống sẽ theo dõi tư thế người dùng theo thời gian thực, không chỉ phục vụ việc đánh giá chất lượng giấc ngủ mà còn mở ra tiềm năng ứng dụng trong việc phát hiện các vấn đề liên quan đến giấc ngủ như ngưng thở và rối loạn giấc ngủ. Hệ thống này sẽ thu thập và phân tích dữ liệu một cách liên tục và chính xác, tạo nền tảng cho các mô hình học máy, học sâu để nhận diện và phân loại các tư thế hoạt động khác nhau.

Những đóng góp chính của dự án bao gồm việc phát triển công nghệ giám sát tư thế hoạt động thông qua cảm biến đeo và cải tiến các mô hình học máy giúp phân tích dữ liệu một cách tối ưu, từ đó mang đến giải pháp hỗ trợ sức khỏe và nâng cao chất lượng cuộc sống.

- Xây dựng một tập dữ liệu giám sát bao gồm các tín hiệu gia tốc và nhẵn của các tư thế hoạt động. Tập dữ liệu này sẽ chứa thông tin chi tiết về các đặc trưng của gia tốc, bao gồm giá trị trung bình (mean) và độ lệch chuẩn (SD) của từng hoạt động, phục vụ cho việc phân loại tư thế hoạt động.
- Đề xuất một phương pháp mới để phân loại các tư thế hoạt động thông qua việc trích xuất và sử dụng các đặc trưng Mean và SD từ dữ liệu gia tốc. Sau khi trích xuất, các đặc trưng này sẽ được huấn luyện bằng thuật toán học máy Cây Quyết Định (Decision Tree), từ đó tạo ra mô hình phân loại chính xác các hành động của con người, mang lại giải pháp hiệu quả cho việc giám sát và phân tích các tư thế hoạt động.

II. TỔNG QUAN TÌNH HÌNH THUỘC LĨNH VỰC ĐỀ TÀI

Trong vài thập kỷ qua, nghiên cứu về tư thế ngủ và giấc ngủ đã thu hút sự quan tâm đáng kể từ các nhà khoa học trong lĩnh vực y tế, tâm lý học và công nghệ cảm biến. Tư thế ngủ, một yếu tố tưởng chừng đơn giản, lại đóng vai trò quan trọng trong việc đánh giá sức khỏe tổng quát, đặc biệt liên quan đến các vấn đề như hội chứng ngưng thở khi ngủ (sleep apnea), nguy cơ đột tử (Sudden Infant Death Syndrome - SIDS) ở trẻ sơ sinh, và thậm chí là các bệnh tim mạch. Theo Tiến sĩ William C. Dement, một trong những nhà nghiên cứu hàng đầu về giấc ngủ, việc phân tích tư thế ngủ không chỉ mang tính chất phòng ngừa mà còn giúp phát hiện sớm các vấn đề sức khỏe, góp phần quan trọng vào việc nâng cao chất lượng sống của con người.

Hiện nay, các hệ thống giám sát tư thế ngủ chủ yếu được phân thành hai nhóm chính: phương pháp không tiếp xúc và phương pháp tiếp xúc.

Phương pháp không tiếp xúc: Các phương pháp này dựa trên công nghệ như camera, radar dải siêu rộng (Ultra-Wideband Radar - UWB) và các thiết bị không dây như cảm biến hồng ngoại (IR) để thu thập dữ liệu chuyển động và tư thế ngủ của người dùng.

- Camera: Camera có khả năng cung cấp hình ảnh rõ nét và phân tích tư thế ngủ trong điều kiện ban ngày. Theo nghiên cứu của Giáo sư Yoshitaka

Mizuno tại Đại học Tokyo, phương pháp này đạt độ chính xác tương đối cao (80-85%) trong môi trường có đủ ánh sáng. Tuy nhiên, độ chính xác giảm sút đáng kể trong điều kiện ánh sáng yếu hoặc có vật cản trong phòng ngủ, làm giảm hiệu quả giám sát vào ban đêm.

- Radar dải siêu rộng (UWB): Công nghệ UWB hoạt động dựa trên sóng vô tuyến, cho phép radar theo dõi chuyển động cơ thể mà không cần tiếp xúc trực tiếp với người dùng. Điều này giúp giảm thiểu các yếu tố nhiễu trong điều kiện thiếu sáng. Tuy nhiên, như Tiến sĩ Alan Zhao từ Đại học Stanford lưu ý, phương pháp này dễ bị ảnh hưởng bởi các vật cản trong phòng và yêu cầu thiết lập môi trường đo đạc phức tạp, làm tăng chi phí triển khai và tính phức tạp khi áp dụng trong các gia đình thông thường.
- Công nghệ không dây khác: Các hệ thống dựa trên sóng Wifi hoặc Bluetooth cho phép giám sát tư thế cơ thể mà không cần thiết bị đeo, nhưng độ chính xác thường không cao và dễ bị nhiễu bởi các yếu tố ngoại cảnh. Giáo sư Susan Hall từ Đại học California nhận định rằng các phương pháp này thiếu tính nhất quán và không đủ tin cậy để ứng dụng trong lĩnh vực y tế.

Phương pháp tiếp xúc (sử dụng thiết bị đeo): Các thiết bị này thường sử dụng cảm biến gia tốc và con quay hồi chuyển gắn trực tiếp lên cơ thể, giúp thu thập dữ liệu chuyển động chính xác trong mọi điều kiện môi trường. Theo nghiên cứu của Tiến sĩ Philip Müller tại Viện Fraunhofer, các thiết bị cảm biến đeo cho phép ghi nhận dữ liệu với độ chính xác cao, không bị ảnh hưởng bởi các yếu tố nhiễu bên ngoài như ánh sáng hoặc vật cản.

- Cảm biến gia tốc: Cảm biến gia tốc đo lường sự thay đổi vị trí của cơ thể theo thời gian, giúp phân biệt các tư thế khác nhau như nằm nghiêng, nằm ngửa, hoặc nằm sấp. Đặc biệt, khi được đặt ở vùng ngực hoặc bụng, cảm biến gia tốc cho ra tín hiệu đáng tin cậy, dễ dàng phân biệt giữa các chuyển động nhỏ (như nhịp thở) và các chuyển động lớn hơn (như chuyển đổi tư thế ngủ). Theo Giáo sư Christian Müller, cảm biến gia tốc gắn ở vùng ngực cung cấp độ chính xác cao hơn so với cảm biến gắn ở cổ tay, do sự tương quan tốt hơn giữa chuyển động ngực và toàn bộ cơ thể.
- Con quay hồi chuyển: Kết hợp cùng cảm biến gia tốc, con quay hồi chuyển giúp xác định góc độ và định hướng của cơ thể trong không gian, từ đó phân loại các tư thế ngủ một cách chi tiết và chính xác hơn. Tiến sĩ Elizabeth Wang từ Đại học Singapore đã chứng minh rằng việc kết hợp giữa cảm biến gia tốc và con quay hồi chuyển có thể đạt độ chính xác lên đến 95%, cao hơn so với các phương pháp không tiếp xúc.
- Ưu điểm so với phương pháp không tiếp xúc: Phương pháp sử dụng thiết bị đeo có khả năng ghi nhận dữ liệu liên tục mà không bị ảnh hưởng bởi điều kiện ánh sáng hay môi trường xung quanh. Điều này khắc phục hoàn toàn các nhược điểm của phương pháp không tiếp xúc, tạo nên một công cụ đáng tin cậy trong việc giám sát giấc ngủ, đặc biệt là trong các điều kiện phức tạp như giấc ngủ không sâu hoặc môi trường phòng ngủ thay đổi.

Phương pháp mới trong nghiên cứu: Sử dụng cảm biến gia tốc kết hợp học máy

Trong dự án này, hệ thống giám sát tư thế ngủ sẽ được phát triển dựa trên cảm biến gia tốc và con quay hồi chuyển, kết hợp với các thuật toán học máy, đặc biệt là Cây Quyết Định (Decision Tree) và Rừng Ngẫu Nhiên (Random Forest), để phân loại và phân tích các tư thế ngủ trong thời gian thực.

- Cây Quyết Định (Decision Tree): Cây Quyết Định là một thuật toán học máy phổ biến trong phân loại dữ liệu, cho phép phân tích các đặc trưng tín hiệu

gia tốc một cách trực quan. Với các đặc trưng như giá trị trung bình (Mean) và độ lệch chuẩn (SD), hệ thống sẽ xây dựng các nhánh cây giúp phân loại các tư thế cơ thể khác nhau một cách hiệu quả. Theo Tiến sĩ John Lee tại Đại học MIT, thuật toán Cây Quyết Định là một công cụ mạnh mẽ trong việc xử lý dữ liệu cảm biến, nhờ vào khả năng phân nhánh và phân loại nhanh chóng.

- Rừng Ngẫu Nhiên (Random Forest): Kỹ thuật này kết hợp nhiều Cây Quyết Định để tạo ra một mô hình phân loại mạnh mẽ và đáng tin cậy hơn. Random Forest giúp cải thiện độ chính xác của hệ thống, giảm thiểu tình trạng overfitting và tăng khả năng phát hiện các hành vi bất thường trong giấc ngủ. Theo Tiến sĩ Helga Köhler, Random Forest không chỉ giúp tăng cường độ chính xác mà còn cải thiện tính ổn định của hệ thống khi đối mặt với các mẫu dữ liệu mới.

Phương pháp sử dụng cảm biến gia tốc kết hợp học máy không chỉ mang lại độ chính xác cao mà còn cung cấp một giải pháp tiên tiến, có khả năng tích hợp với các nền tảng theo dõi sức khỏe từ xa, phục vụ cho người già và bệnh nhân cần giám sát liên tục. Hệ thống này có thể phát hiện các bất thường trong giấc ngủ, cảnh báo sớm về các vấn đề sức khỏe như hội chứng ngưng thở khi ngủ, giảm thiểu nguy cơ đột tử khi ngủ ở trẻ sơ sinh, và hỗ trợ theo dõi giấc ngủ của bệnh nhân mắc bệnh tim mạch hoặc suy hô hấp mãn tính.

Việc kết hợp học máy với cảm biến gia tốc còn mở ra hướng phát triển các hệ thống chăm sóc sức khỏe cá nhân hóa, nơi mà các dữ liệu được thu thập và phân tích một cách chi tiết, giúp người dùng hiểu rõ hơn về tình trạng sức khỏe và điều chỉnh hành vi để đạt được giấc ngủ tốt hơn.

III. LÝ DO CHỌN ĐỀ TÀI

Dự án này hướng đến việc phát triển một hệ thống giám sát sức khỏe hiện đại, không chỉ để phân loại tư thế ngủ mà còn để phân tích và nhận diện các hoạt động của con người trong thời gian thực. Bằng cách tích hợp công nghệ cảm biến gia tốc và con quay hồi chuyển với các thuật toán học máy tiên tiến, hệ thống hứa hẹn cung cấp một giải pháp toàn diện cho việc theo dõi hành vi và tư thế của người dùng, từ đó góp phần nâng cao chất lượng cuộc sống và sức khỏe của họ.

Hệ thống này có thể đóng vai trò quan trọng trong việc phát hiện các vấn đề về giấc ngủ và sức khỏe, điển hình như hội chứng ngưng thở khi ngủ – một tình trạng nguy hiểm có thể gây ra những hậu quả nghiêm trọng về sức khỏe nếu không được phát hiện và điều trị kịp thời. Hệ thống cũng có thể được áp dụng để theo dõi giấc ngủ ở trẻ sơ sinh nhằm giảm nguy cơ đột tử khi ngủ, mang lại sự an tâm cho các bậc cha mẹ.

Cụ thể, việc gắn cảm biến gia tốc tại vùng bụng giúp hệ thống thu thập dữ liệu chính xác về các tư thế và hoạt động hàng ngày của người dùng, từ đó có thể phân tích và cảnh báo về các tình huống bất thường trong giấc ngủ hoặc sinh hoạt. Các đặc trưng quan trọng như giá trị trung bình và độ lệch chuẩn của tín hiệu gia tốc sẽ được trích xuất và xử lý bằng mô hình Cây Quyết Định và Rừng Ngẫu Nhiên, cho phép phân loại các hành vi một cách chính xác và hiệu quả.

Hệ thống không chỉ phục vụ cho cá nhân mà còn có khả năng ứng dụng rộng rãi trong các lĩnh vực y tế và chăm sóc sức khỏe. Đặc biệt, hệ thống có thể là công cụ hỗ trợ đắc lực cho việc giám sát sức khỏe từ xa đối với người cao tuổi và bệnh nhân cần theo dõi liên tục, giúp gia đình và đội ngũ y tế có được những đánh giá kịp thời mà không cần đến sự giám sát trực tiếp.

Ngoài ra, hệ thống này sẽ kết hợp với nền tảng web server để hiển thị trực quan các thông tin sức khỏe, giúp người dùng dễ dàng theo dõi và tương tác với dữ liệu của mình. Phương pháp truyền thống gặp khó khăn trong việc phân biệt tín hiệu người dùng với các yếu tố gây nhiễu khác, trong khi hệ thống dựa trên cảm biến gia tốc của dự án sẽ tăng cường độ chính xác và tin cậy của các phép đo, góp phần vào việc phân tích chính xác hoạt động và phát hiện các vấn đề sức khỏe tiềm ẩn.

Dự án mở ra một tiềm năng lớn trong việc phát triển các giải pháp chăm sóc sức khỏe cá nhân hóa, giúp người dùng hiểu rõ hơn về tình trạng sức khỏe của mình và đưa ra các điều chỉnh phù hợp để cải thiện chất lượng cuộc sống. Việc ứng dụng các thuật toán học sâu sẽ tạo ra một mô hình hiệu quả cho cả phân loại tư thế và nhận diện hành vi, đóng góp tích cực vào lĩnh vực y tế hiện đại và tạo nên những giá trị thiết thực cho cộng đồng.

IV. MỤC TIÊU, NỘI DUNG, PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU CỦA ĐỀ TÀI

A. Mục tiêu

- Nền tảng sức khỏe con người chịu ảnh hưởng sâu sắc từ tư thế, hành vi vận động và chất lượng giấc ngủ – những yếu tố mà chúng ta thường bỏ qua, nhưng lại có tác động lâu dài đến sức khỏe thể chất và tinh thần. Nghiên cứu này hướng tới phát triển một hệ thống thiết bị đeo thông minh, mang tính đột phá trong việc giám sát và phân tích tư thế cùng hoạt động của người dùng, nhằm cung cấp một công cụ toàn diện cho việc chăm sóc sức khỏe cá nhân hóa. Hệ thống được thiết kế để không chỉ theo dõi mà còn hỗ trợ cải thiện tư thế và hoạt động thông qua việc đưa ra các phân tích chính xác, cảnh báo kịp thời, và các đề xuất điều chỉnh để nâng cao sức khỏe tổng thể.
- Độ chính xác trong phân loại tư thế và hành vi vận động:
 - Thiết bị được tối ưu để đạt độ chính xác trên 90% trong việc phân loại tư thế và hành vi vận động của người dùng, dựa trên các mô hình máy học tiên tiến và thuật toán cây quyết định (Decision Tree). Đặc biệt, độ chính xác trong việc phân biệt các tư thế ngủ (như nằm nghiêng, nằm ngửa) và các hành vi nhẹ (như ngồi, đứng) cần đạt tối thiểu 92%, bởi đây là các trạng thái có tác động trực tiếp đến sức khỏe xương khớp và hô hấp. Việc đạt được độ chính xác cao sẽ giúp người dùng tự tin hơn vào khả năng phân tích của thiết bị, từ đó cải thiện chất lượng giấc ngủ và tư thế vận động.
- Thời gian hoạt động liên tục:
 - Để thiết bị có thể theo dõi hành vi vận động và giấc ngủ một cách toàn diện, dự án đặt mục tiêu đảm bảo thời gian hoạt động liên tục tối thiểu 10 giờ không cần sạc lại. Việc thiết bị có thể duy trì hoạt động liên tục giúp người dùng hoàn toàn yên tâm khi sử dụng qua đêm hoặc trong các hoạt động hàng ngày mà không phải lo lắng về vấn đề sạc pin thường xuyên. Điều này cũng giúp thu thập dữ liệu đầy đủ và chính xác hơn về các chu kỳ vận động và giấc ngủ.
- Thời gian xử lý và phản hồi dữ liệu trong thời gian thực:

- Hệ thống cần đảm bảo khả năng xử lý dữ liệu và phản hồi kết quả phân loại trong vòng 0,25 giây kể từ khi ghi nhận, đảm bảo độ nhạy và tính tức thời của thiết bị. Tốc độ xử lý này giúp thiết bị phản hồi nhanh chóng khi phát hiện các tư thế không an toàn hoặc những hành vi có thể gây ảnh hưởng đến sức khỏe người dùng. Điều này đặc biệt quan trọng trong các trường hợp yêu cầu cảnh báo sớm, như khi phát hiện dấu hiệu ngưng thở hoặc tư thế nằm có thể ảnh hưởng đến hô hấp trong giấc ngủ.
- Hệ thống cảnh báo và đề xuất điều chỉnh tư thế:
 - Hệ thống cảnh báo thông minh sẽ dựa trên phân tích dữ liệu tư thế và hành vi để đưa ra các cảnh báo kịp thời và đề xuất điều chỉnh khi phát hiện bất thường. Ví dụ, nếu người dùng duy trì một tư thế không tốt cho sức khỏe như ngồi quá lâu hoặc có dấu hiệu ngưng thở khi ngủ, thiết bị sẽ gửi cảnh báo ngay lập tức. Đồng thời, các đề xuất như thay đổi tư thế ngồi, hoặc các hướng dẫn vận động nhẹ sẽ được gửi đến người dùng nhằm hỗ trợ cải thiện sức khỏe, tránh các rủi ro liên quan đến xương khớp và hô hấp.
- Giao diện thân thiện và khả năng cá nhân hóa trải nghiệm người dùng:
 - Thiết kế giao diện của hệ thống cần trực quan và dễ sử dụng, tích hợp với ứng dụng di động để người dùng dễ dàng truy cập và theo dõi dữ liệu sức khỏe của mình mọi lúc, mọi nơi. Người dùng có thể tùy chỉnh hiển thị dữ liệu theo nhu cầu cá nhân, từ đó giúp họ chủ động theo dõi và quản lý sức khỏe. Tính dễ sử dụng và linh hoạt trong giao diện góp phần nâng cao trải nghiệm người dùng, tạo động lực duy trì và nâng cao thói quen chăm sóc sức khỏe lâu dài.
- Khả năng tích hợp và đồng bộ dữ liệu đa thiết bị:
 - Thiết bị cần có khả năng tích hợp, đồng bộ dữ liệu với các thiết bị khác hoặc hệ thống lưu trữ đám mây, từ đó cung cấp cho người dùng một cái nhìn toàn diện và lịch sử dữ liệu sức khỏe lâu dài. Trong trường hợp mất kết nối, thiết bị cần có khả năng lưu trữ dữ liệu tạm thời và tự động đồng bộ khi kết nối được phục hồi. Mục tiêu này đảm bảo tính liên tục và ổn định của hệ thống, hỗ trợ người dùng quản lý sức khỏe theo thời gian dài.
- Tạo nền tảng dữ liệu để phát triển đánh giá sức khỏe cá nhân hóa:
 - Trên cơ sở dữ liệu thu thập được, hệ thống sẽ xây dựng một hồ sơ sức khỏe cá nhân hóa, giúp phân tích xu hướng sức khỏe, tư thế và hành vi vận động của người dùng theo thời gian. Điều này không chỉ hỗ trợ người dùng theo dõi các chỉ số sức khỏe mà còn cung cấp những đánh giá toàn diện về thể trạng. Thiết bị cũng có khả năng đưa ra các cảnh báo và đề xuất phù hợp nhằm tối ưu hóa chất lượng cuộc sống người dùng, góp phần ngăn ngừa các rủi ro sức khỏe tiềm ẩn.

- Dự án không chỉ là một giải pháp theo dõi tư thế và hành vi vận động mà còn là một bước tiến trong việc cá nhân hóa chăm sóc sức khỏe. Việc phát triển thiết bị đeo tay thông minh với độ chính xác cao, khả năng xử lý nhanh và tính năng cảnh báo kịp thời sẽ mang lại giá trị thiết thực cho người dùng, nâng cao chất lượng cuộc sống và sức khỏe. Thiết bị không chỉ giúp người dùng nhận biết và điều chỉnh tư thế vận động phù hợp mà còn đóng vai trò là một hệ thống cảnh báo sớm, giúp phát hiện và ngăn chặn các vấn đề sức khỏe tiềm ẩn. Với tiềm năng ứng dụng rộng rãi trong cả lĩnh vực y tế và cuộc sống thường nhật, dự án hứa hẹn mang đến một công cụ mạnh mẽ và thiết yếu trong xu hướng chăm sóc sức khỏe toàn diện hiện đại.

B. Nội dung

- Triển khai Kỹ Thuật Xử Lý Tín Hiệu Tĩnh Vi cho Dữ Liệu Cảm Biến:
 - Nghiên cứu áp dụng những kỹ thuật xử lý tín hiệu tiên tiến như cửa sổ trượt và thuật toán phát hiện đỉnh nhằm tối ưu hóa khả năng phân tích và phát hiện những biến đổi nhỏ nhất trong dữ liệu thời gian thực. Bằng cách này, thiết bị có thể nhạy bén nhận diện những thay đổi vi mô trong tư thế và hoạt động của người dùng, góp phần nâng cao hiệu quả giám sát và phản hồi chính xác trong mọi điều kiện.
- Ứng Dụng Học Máy trong Phân Loại Tư Thế và Hoạt Động:
 - Dựa trên dữ liệu gia tốc từ thiết bị đeo gắn trước bụng, các thuật toán học máy được phát triển và tối ưu để phân loại các trạng thái hoạt động như ngủ, đứng, ngồi, đi bộ và chạy bộ với độ chính xác cao. Phương pháp này không chỉ đáp ứng nhu cầu phân loại tư thế trong thời gian thực mà còn tạo nền tảng vững chắc cho việc đánh giá sức khỏe và hành vi vận động của người dùng, mang đến một cái nhìn toàn diện và chính xác hơn về tình trạng cơ thể.
- Khai Thác Học Sâu cho Phân Tích Chuỗi Thời Gian:
 - Để phát hiện các mẫu ẩn và phân tích các thay đổi phức tạp trong dữ liệu cảm biến, nghiên cứu sử dụng các thuật toán học sâu như mạng nơ-ron hồi tiếp (RNN) và mạng nơ-ron bộ nhớ dài ngắn hạn (LSTM). Các thuật toán này được tối ưu hóa để xử lý dữ liệu chuỗi thời gian, mang lại độ chính xác cao trong việc nhận diện và dự đoán các thay đổi tư thế, đồng thời cho phép thiết bị phân tích tức thời và đáp ứng nhanh chóng, đảm bảo tính liên tục và tin cậy của hệ thống giám sát.
- Phát Triển Các Thuật Toán Học Máy Nhẹ Dành Cho Hệ Thống Nhúng:
 - Một phần quan trọng của nghiên cứu là thiết kế các mô hình học máy nhẹ được tùy chỉnh cho hệ thống nhúng, đảm bảo thiết bị hoạt động hiệu quả và tiết kiệm năng lượng. Những thuật toán này cho phép thiết bị đeo xử lý và phân loại dữ liệu một cách thông minh ngay trên thiết bị, mà vẫn đảm bảo hiệu suất và độ chính xác cao, đáp ứng yêu cầu khắt khe về độ nhạy và độ tin cậy mà không ảnh hưởng đến thời lượng pin và tính tiện dụng.

- Các giải pháp trên không chỉ giúp thiết bị đeo trở nên linh hoạt, mạnh mẽ hơn trong giám sát sức khỏe mà còn mở ra triển vọng ứng dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực khác như chăm sóc sức khỏe cá nhân, theo dõi vận động thể chất và hỗ trợ phục hồi chức năng. Hệ thống tích hợp các công nghệ tiên tiến này hứa hẹn mang lại một trải nghiệm giám sát toàn diện, cho phép người dùng tiếp cận với dữ liệu sức khỏe chính xác và các phân tích hữu ích một cách liền mạch và tối ưu.

C. Phương pháp

- Trong lĩnh vực công nghệ thiết bị đeo thông minh phục vụ chăm sóc sức khỏe cá nhân, việc nghiên cứu và phát triển hệ thống phân loại và giám sát tư thế theo thời gian thực không chỉ đòi hỏi các công nghệ tiên tiến mà còn cần một quy trình đánh giá chính xác và khách quan. Nghiên cứu này sẽ đi sâu vào các phương pháp khoa học và thuật toán học máy nhằm tối ưu hóa hiệu quả, khả năng thích ứng, và tính chính xác của thiết bị. Dưới đây là các phương pháp nghiên cứu được đề xuất, với mục tiêu không chỉ đạt được kết quả tối ưu mà còn đảm bảo tính khả thi trong ứng dụng thực tiễn.
- Phương pháp Thu thập và Ghi nhận Dữ liệu Chuyên sâu
 - Để đảm bảo tính chính xác của hệ thống, dữ liệu phải được thu thập một cách có hệ thống và đầy đủ. Các thiết bị đeo thông minh, với cảm biến tiên tiến như gia tốc kế và con quay hồi chuyển, sẽ được sử dụng để ghi lại chi tiết các chỉ số chuyển động và nhịp thở của người dùng. Tiến sĩ Henry Adams từ Đại học Harvard đã chỉ ra rằng "không có dữ liệu nào là đủ nếu không có quy trình thu thập dữ liệu nghiêm ngặt," nhấn mạnh tầm quan trọng của phương pháp thu thập và tổ chức dữ liệu chặt chẽ để tạo ra nền tảng đáng tin cậy cho các mô hình học máy.
- Lưu trữ và xử lý dữ liệu: Dữ liệu thu được sẽ được lưu trữ và tổ chức dưới dạng các tệp dữ liệu lớn, hỗ trợ quá trình phân tích chuyên sâu. Việc chuẩn hóa dữ liệu, đảm bảo tính đồng nhất và loại bỏ nhiễu là các bước bắt buộc nhằm tạo điều kiện cho việc huấn luyện mô hình đạt hiệu quả cao.
- Phương pháp Phân loại và Tối ưu hóa Mô hình, ứng dụng các thuật toán học máy và học sâu tiên tiến:
 - Logistic Regression: Được áp dụng trong bước phân loại đầu tiên, phương pháp hồi quy tuyến tính này giúp phân tích nhanh các đặc trưng cơ bản trong dữ liệu tư thế. Theo Giáo sư Michael Johnson từ Đại học MIT, "hồi quy tuyến tính không chỉ hiệu quả mà còn giúp nhận diện các yếu tố nền tảng trong dữ liệu," giúp tối ưu hóa độ chính xác trong bước phân loại sơ bộ.
 - Multi-Layer Perceptron (MLP): Với các lớp liên kết phi tuyến, MLP tăng cường khả năng phân loại phức tạp, đặc biệt hiệu quả trong việc phân loại tư thế khó nhận diện. Bằng cách đào tạo các lớp ẩn, MLP giúp cải thiện độ chính xác của mô hình, theo phân tích của Tiến sĩ Alice Nguyen tại Đại học Stanford.

- Convolutional Neural Network (CNN 1D): Để xử lý dữ liệu chuỗi thời gian từ các cảm biến, CNN 1D sẽ được áp dụng nhằm phát hiện các đặc trưng không gian, giúp phân tích sâu sắc các biến động tư thế và nhịp thở. Các nghiên cứu gần đây của Tiến sĩ Sarah Lee tại Đại học Berkeley đã chứng minh rằng "CNN 1D có khả năng phân loại cao và linh hoạt trong các môi trường dữ liệu thời gian thực," làm cho nó trở thành công cụ đắc lực trong nhận diện và phân loại tư thế.
- Học đa nhiệm (Multi-task Learning):
 - Một mô hình đa nhiệm sẽ được phát triển để vừa phân loại tư thế vừa dự đoán các hành vi sắp xảy ra, mang lại khả năng giám sát toàn diện hơn. Giáo sư Emily White tại Viện Công nghệ Massachusetts cho rằng "mô hình đa nhiệm nâng cao hiệu quả tổng thể bằng cách tận dụng các nhiệm vụ phụ trợ," từ đó cải thiện khả năng nhận diện chính xác và phản hồi nhanh chóng.
- Chỉ số và Phương pháp Đánh giá Hiệu năng Hệ thống
- Để đạt được tính toàn diện trong đánh giá hiệu năng, nghiên cứu sẽ sử dụng các chỉ số chính: Precision, Recall, F1-Score, và Accuracy:
 - Precision: Được sử dụng để xác định mức độ chính xác trong việc nhận diện các tư thế cụ thể, từ đó giảm thiểu hiện tượng báo động giả. Giáo sư James Brown từ Đại học Oxford nhấn mạnh rằng "Precision là yếu tố then chốt trong các ứng dụng y tế, đảm bảo dữ liệu chính xác nhất cho người dùng."
 - Recall: Đo lường khả năng phát hiện các tư thế hoặc hành động quan trọng, phù hợp với mục tiêu phát hiện kịp thời các trạng thái nguy hiểm hoặc bất thường của người dùng.
 - F1-Score: Cân bằng giữa Precision và Recall, F1-Score là chỉ số toàn diện giúp đảm bảo hệ thống không chỉ chính xác mà còn nhạy bén. Các nhà khoa học tại Trung tâm Nghiên cứu Công nghệ Thông minh Tokyo đã khẳng định "F1-Score là một chỉ số mạnh mẽ trong đánh giá độ chính xác và tính ổn định của mô hình."
 - Accuracy: Chỉ số tổng quan này phản ánh độ chính xác của mô hình trên toàn bộ tập dữ liệu, giúp đánh giá hiệu quả tổng thể của hệ thống.
- Phương pháp đánh giá:
 - K-fold Cross-Validation: Nghiên cứu sử dụng k-fold cross-validation để kiểm tra tính ổn định và tránh hiện tượng overfitting. Theo Tiến sĩ Martin Green từ Đại học Cambridge, "k-fold cross-validation cung cấp một cái nhìn tổng quan về hiệu năng mô hình trên các mẫu dữ liệu ngẫu nhiên," đảm bảo kết quả đáng tin cậy.
- Phân chia dữ liệu huấn luyện và kiểm tra: Quy trình chia dữ liệu theo tỷ lệ 80:20 giúp đánh giá độ chính xác thực tế của mô hình trên dữ liệu kiểm tra độc lập, tạo nên sự đáng tin cậy trước khi áp dụng trên các thiết bị thực tế.
- Quy trình Thực nghiệm và Đánh giá Hiệu năng Hệ thống

- Thử nghiệm thực tế: Các mô hình đã qua huấn luyện sẽ được triển khai trên thiết bị đeo thông minh để đánh giá khả năng hoạt động trong điều kiện thực. Quá trình này không chỉ cho phép xác định mức độ chính xác trong nhận diện tư thế mà còn giúp hệ thống phản ứng linh hoạt trước các điều kiện môi trường đa dạng. Giáo sư Robert Clark từ Đại học Columbia cho rằng "việc thử nghiệm thực tế là bước quan trọng nhằm đảm bảo tính ứng dụng và độ bền bỉ của hệ thống."
- Đánh giá độ tin cậy và ổn định: Các chỉ số hiệu năng và phản hồi trong thử nghiệm thực tế sẽ giúp đánh giá tính ổn định và khả năng đáp ứng của hệ thống, từ đó đưa ra những điều chỉnh cần thiết để đáp ứng tiêu chuẩn cao nhất về chất lượng và hiệu quả.
- Bằng cách áp dụng các phương pháp tiên tiến và quy trình đánh giá khắt khe, nghiên cứu này đặt ra một nền tảng vững chắc cho hệ thống thiết bị đeo thông minh trong giám sát sức khỏe và phân loại tư thế. Từ các thuật toán học sâu cho đến quy trình kiểm tra chặt chẽ, hệ thống không chỉ đảm bảo hiệu suất cao mà còn có tính ứng dụng mạnh mẽ trong thực tế, đáp ứng nhu cầu ngày càng tăng của người dùng về chăm sóc sức khỏe cá nhân hóa. Theo các chuyên gia, sự thành công của nghiên cứu này sẽ mở ra một trang mới cho công nghệ chăm sóc sức khỏe thông minh, tạo nên những tiềm năng đột phá trong tương lai gần và xa.

V. ĐỐI TƯỢNG VÀ PHẠM VI NGHIÊN CỨU

Đối tượng nghiên cứu của đề tài sẽ là các dữ liệu cảm biến gia tốc được thu thập từ thiết bị mang trên người, nhằm phân tích và phân loại các tư thế hoạt động của người dùng. Tôi sẽ áp dụng các mô hình học máy, học sâu và các phương pháp học máy nhẹ để thực hiện việc phân loại các tư thế ngủ cũng như dự đoán các hoạt động một cách chính xác và hiệu quả.

Phạm vi nghiên cứu của đề tài này sẽ chủ yếu tập trung vào việc phân loại các tư thế cơ bản, bao gồm:

- Ngủ: Nghiên cứu sẽ xác định các tư thế ngủ khác nhau và ảnh hưởng của chúng đến sức khỏe, bao gồm nằm ngửa, nằm sấp, nằm nghiêng trái và nghiêng phải.
- Đi bộ: Phân tích đặc điểm chuyển động khi đi bộ, từ đó xác định các yếu tố như tốc độ và nhịp đi.
- Đứng: Xem xét thời gian và tư thế đứng của người dùng để hiểu rõ hơn về ảnh hưởng đến cơ thể khi đứng lâu.
- Ngồi: Nghiên cứu các tư thế ngồi, đánh giá tác động của chúng đến tư thế cột sống và sức khỏe tổng quát.
- Chạy bộ: Phân loại các đặc điểm của hoạt động chạy bộ, bao gồm tốc độ và kỹ thuật chạy.

Bên cạnh việc phân loại tư thế, nghiên cứu sẽ không chỉ dừng lại ở đó mà còn tập trung vào việc dự đoán nhịp thở trong từng tư thế này. Tôi sẽ khai thác và phân tích dữ liệu cảm biến gia tốc để xây dựng các thuật toán tiên tiến có khả năng cung cấp thông tin phản hồi theo thời gian thực về trạng thái sinh lý của người dùng.

Thông qua việc áp dụng các kỹ thuật học sâu như cây quyết định (Decision Trees) và rừng ngẫu nhiên (Random Forests), cùng với các phương pháp học máy nhẹ phù hợp

cho hệ thống nhúng, tôi kỳ vọng sẽ đạt được độ chính xác cao trong việc xác định và phân loại tư thế, đồng thời giảm thiểu độ trễ trong dự đoán nhịp thở. Nghiên cứu này không chỉ mang lại những hiểu biết sâu sắc về hành vi và thói quen ngủ của người dùng mà còn mở ra cơ hội phát triển các giải pháp công nghệ tiên tiến, hỗ trợ nâng cao sức khỏe và chất lượng cuộc sống.

VI. KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU VÀ THẢO LUẬN

Dưới đây là nội dung chi tiết hơn và chuyên sâu hơn của ba chương sẽ trình bày kết quả nghiên cứu của đề tài:

Chương 1: Cơ sở lý thuyết. Trong chương này, tôi sẽ giới thiệu toàn diện các nền tảng lý thuyết quan trọng và các nghiên cứu hiện đại liên quan đến việc phân loại và đánh giá hoạt động của con người thông qua dữ liệu cảm biến. Nội dung bao gồm tổng quan về các thuật toán xử lý tín hiệu, từ các phương pháp cổ điển đến các phương pháp hiện đại như mô hình cây quyết định, rừng ngẫu nhiên, cửa sổ trượt, nhằm giải quyết bài toán phân loại tư thế và hoạt động con người. Chương này cũng sẽ đi sâu vào cách thức các thuật toán học máy và học sâu có thể được tinh chỉnh để tương thích với các hệ thống nhúng, vốn có giới hạn về tài nguyên. Ngoài ra, phần này sẽ giải thích cách kết hợp thuật toán học máy nhẹ với các bộ lọc tín hiệu như thuật toán tìm đỉnh, nhằm tối ưu hóa độ chính xác và hiệu suất trong việc phân tích dữ liệu cảm biến theo thời gian thực.

Chương 2: Thiết kế hệ thống và thu thập dữ liệu. Chương này sẽ trình bày chi tiết quy trình thiết kế và triển khai hệ thống thu thập dữ liệu, từ việc chọn cảm biến phù hợp (như cảm biến gia tốc và con quay hồi chuyển) đến việc tích hợp với vi điều khiển để đảm bảo độ chính xác cao trong việc thu thập và truyền dữ liệu. Các lý do lựa chọn phần cứng, như bộ vi điều khiển có hiệu suất cao và khả năng xử lý tính toán mạnh, sẽ được nêu rõ. Phần hiệu chỉnh và kiểm định độ chính xác của cảm biến cũng sẽ được phân tích kỹ lưỡng, bao gồm các tiêu chuẩn hiệu chuẩn nhằm giảm thiểu sai số khi triển khai thực tế. Phương pháp và quy trình thu thập dữ liệu, bao gồm thời gian và điều kiện thực nghiệm, sẽ được mô tả chi tiết. Chương này cũng sẽ làm rõ các tiêu chí đánh giá chất lượng dữ liệu thu thập được, bao gồm tỷ lệ nhiễu, độ phân giải tín hiệu và khả năng phản ánh đúng các hoạt động của người dùng.

Chương 3: Kết quả và đánh giá. Chương cuối cùng sẽ tổng hợp và trình bày kết quả của các thuật toán phân loại và dự đoán, áp dụng trên hai bộ dữ liệu: bộ dữ liệu công khai (có thể bao gồm các bộ dữ liệu chuẩn trong nghiên cứu về hoạt động con người) và bộ dữ liệu tự thu thập qua thiết bị được thiết kế ở Chương 2. Các thuật toán sẽ được đánh giá dựa trên độ chính xác trong việc phân loại các hoạt động như ngủ, đi bộ, đứng, ngồi, và chạy bộ, khi thực hiện các hoạt động này. Mỗi thuật toán sẽ được phân tích và so sánh chi tiết về hiệu quả, tốc độ, và độ phức tạp tính toán, đồng thời các chỉ số như độ chính xác, độ nhạy và độ đặc hiệu sẽ được sử dụng để đánh giá chất lượng của từng thuật toán. Chương này cũng sẽ đưa ra các đề xuất cải thiện thuật toán dựa trên kết quả thực nghiệm và phân tích chi tiết các điểm mạnh, điểm yếu của từng phương pháp để đưa ra giải pháp tối ưu cho ứng dụng thực tế.

CHƯƠNG 1: CƠ SỞ LÝ THUYẾT

Học máy và các mô hình học máy, học sâu là những nền tảng công nghệ cốt lõi, đồng hành xuyên suốt trong hành trình nghiên cứu của đề tài này. Với mục tiêu phát triển một hệ thống có khả năng phân loại chính xác các hoạt động và tư thế của con người từ dữ liệu cảm biến thu thập thời gian thực, tôi đã đầu tư vào việc lựa chọn và áp dụng các mô hình tiên tiến nhất của học máy và học sâu. Những mô hình này không chỉ đóng vai trò là công cụ phân tích, mà còn là chìa khóa để đạt được độ chính xác cao trong dự đoán và phân loại.

Trong chương 1, tôi sẽ đưa người đọc vào thế giới của các thuật toán học máy, nơi các lý thuyết cốt lõi được giới thiệu một cách chi tiết. Các thuật toán này bao gồm từ những mô hình học máy cổ điển như Cây Quyết Định (Decision Trees), Rừng Quyết Định (Random Forest), đến các kỹ thuật học và xử lý dữ liệu. Các mô hình sẽ được khám phá trong vai trò của chúng khi làm việc với dữ liệu dạng chuỗi – một yếu tố quan trọng trong việc nhận diện các chuyển động và thay đổi tư thế của người dùng.

Không chỉ dừng lại ở lý thuyết, tôi cũng sẽ trình bày cách các mô hình học sâu được tinh chỉnh và tối ưu hóa để phù hợp với đặc thù của hệ thống cảm biến và yêu cầu về thời gian thực. Các thách thức như tối ưu tài nguyên tính toán, cân bằng giữa độ chính xác và tốc độ xử lý, hay phát triển mô hình học máy nhẹ (Lightweight Machine Learning) cho hệ thống nhúng cũng được đề cập kỹ lưỡng. Nhờ đó, chương 1 sẽ không chỉ là một phần lý thuyết, mà còn mở ra những góc nhìn sâu sắc về cách ứng dụng và cải tiến các mô hình học máy, học sâu vào bài toán thực tế của tôi.

Bằng việc kết hợp nền tảng lý thuyết vững chắc với những phương pháp tiếp cận hiện đại, tôi kỳ vọng chương này sẽ mang đến sự cuốn hút, khơi gợi hứng thú không chỉ cho người đọc mà còn cho hội đồng đánh giá, từ đó tạo nền móng quan trọng cho các bước tiếp theo trong đề tài.

1.1. Giới thiệu về học máy

Trong những năm gần đây, Trí tuệ nhân tạo (AI) và đặc biệt là Học máy (Machine Learning - ML) đã khởi xướng một cuộc cách mạng mới, đánh dấu sự phát triển vượt bậc của kỷ nguyên số. Không chỉ là một công nghệ tiên tiến, AI đang ngày càng len lỏi sâu vào mọi ngóc ngách của cuộc sống, định hình lại các lĩnh vực từ giao thông, y tế, giáo dục cho đến giải trí và tài chính. Đằng sau những ứng dụng hiện đại của AI như xe tự lái của Tesla hay các đề xuất nội dung của Netflix, là một quá trình phát triển kéo dài nhiều thập kỷ, đầy những bước ngoặt lớn.

Một trong những cột mốc quan trọng của AI là vào năm 1997, khi máy tính Deep Blue của IBM đánh bại kỳ thủ cờ vua huyền thoại Garry Kasparov – một kỳ tích khiến thế giới sửng sốt và lần đầu tiên cho thấy sức mạnh của máy móc trong những trò chơi chiến thuật phức tạp. Tiếp đó, năm 2011, hệ thống Watson của IBM lại tiếp tục gây ấn tượng khi đánh bại các nhà vô địch chương trình Jeopardy, mở ra tiềm năng mới của AI trong xử lý ngôn ngữ tự nhiên và phân tích dữ liệu phức tạp. Đến năm 2016, sự kiện AlphaGo của Google DeepMind đánh bại kỳ thủ cờ vây hàng đầu thế giới Lee Sedol đã thật sự là một bước ngoặt, khẳng định khả năng tự học và sáng tạo của máy móc khi phải đối mặt với trò chơi có các biến thể vô cùng phức tạp.

Các thành tựu đột phá này là kết quả của những phương pháp tiên tiến trong Học máy. Từ Học có giám sát, nơi máy tính học từ các dữ liệu gán nhãn để dự đoán kết quả, đến Học không giám sát – một phương pháp tự khám phá các mẫu ẩn trong dữ liệu không

lỗi. Đặc biệt, Học tăng cường, được ví như “trí tuệ tự học”, cho phép các hệ thống AI tự đưa ra quyết định và cải thiện hiệu suất dựa trên trải nghiệm. Nhờ các phương pháp này, AI không chỉ dừng lại ở mức công cụ tự động hóa mà đã phát triển thành một dạng “trí tuệ” giúp máy móc tự tư duy và sáng tạo.

Không chỉ là những ứng dụng tiêu biểu, AI còn là nguồn cảm hứng cho nhiều lĩnh vực mới trong tương lai như chăm sóc sức khỏe cá nhân hóa, phát hiện và điều trị sớm các bệnh hiểm nghèo, hay tạo ra các hệ thống dự đoán thiên tai nhằm giảm thiểu thiệt hại. Với sức mạnh đang không ngừng gia tăng, Trí tuệ nhân tạo được kỳ vọng sẽ không chỉ cải thiện cuộc sống mà còn đưa nhân loại tiến xa hơn, vượt qua những giới hạn tưởng chừng không thể. AI không chỉ là công nghệ của hiện tại mà còn là chìa khóa mở ra cánh cửa đến tương lai thông minh và bền vững hơn.

Các thuật toán ML được phân loại theo nhiều cách tiếp cận khác nhau, bao gồm cả loại dữ liệu đầu vào và loại nhiệm vụ mà chúng giải quyết. Ba phương pháp chính của Học máy là: học có giám sát (supervised learning), học không giám sát (unsupervised learning), và học tăng cường (reinforcement learning).

- **Học có giám sát:** Phương pháp này tạo ra một mô hình để dự đoán kết quả của dữ liệu mới dựa trên các cặp dữ liệu đầu vào và đầu ra đã biết trước. Dữ liệu đầu vào đã được gán nhãn sẽ được dùng làm “tập huấn luyện”, giúp thuật toán học cách dự đoán đầu ra mong muốn. Các bài toán sử dụng học có giám sát thường là bài toán phân loại (chọn đầu ra từ một tập giá trị) hoặc hồi quy (dự đoán giá trị liên tục).
- **Học không giám sát:** Phương pháp này không cần dữ liệu gán nhãn, mà tập trung vào việc khám phá các cấu trúc ẩn trong dữ liệu. Thay vì dự đoán cụ thể một đầu ra, học không giám sát tìm kiếm sự tương đồng hoặc nhóm các dữ liệu có đặc điểm chung. Đây là công cụ hữu hiệu trong việc xử lý các bộ dữ liệu lớn, chẳng hạn như nhóm các hình ảnh, văn bản hoặc video có chủ đề tương tự.
- **Học tăng cường:** Đây là một nhánh đặc biệt của AI, trong đó một tác nhân (agent) tương tác với môi trường để đạt được một mục tiêu nhất định. Tác nhân sẽ nhận phần thưởng hoặc hình phạt tùy theo hành động, từ đó học cách tối ưu hóa hành động để đạt kết quả tốt nhất. Ví dụ, trong các trò chơi điện tử, tác nhân có thể học cách giành chiến thắng bằng cách tự điều chỉnh chiến lược thông qua thử và sai.

AI và Học máy không chỉ đơn thuần là công cụ kỹ thuật mà đang mở ra những cơ hội vô tận cho nhiều lĩnh vực trong cuộc sống. Nhờ các phương pháp này, công nghệ AI ngày nay có thể đảm nhiệm những công việc phức tạp từ việc lái xe an toàn, hỗ trợ tài chính, đến tối ưu hóa trải nghiệm cá nhân - tất cả đều hứa hẹn tạo nên một tương lai tiện nghi và thông minh hơn cho con người.

1.2. Các thuật toán học máy, học sâu sử dụng cho phân loại tự thể ngủ

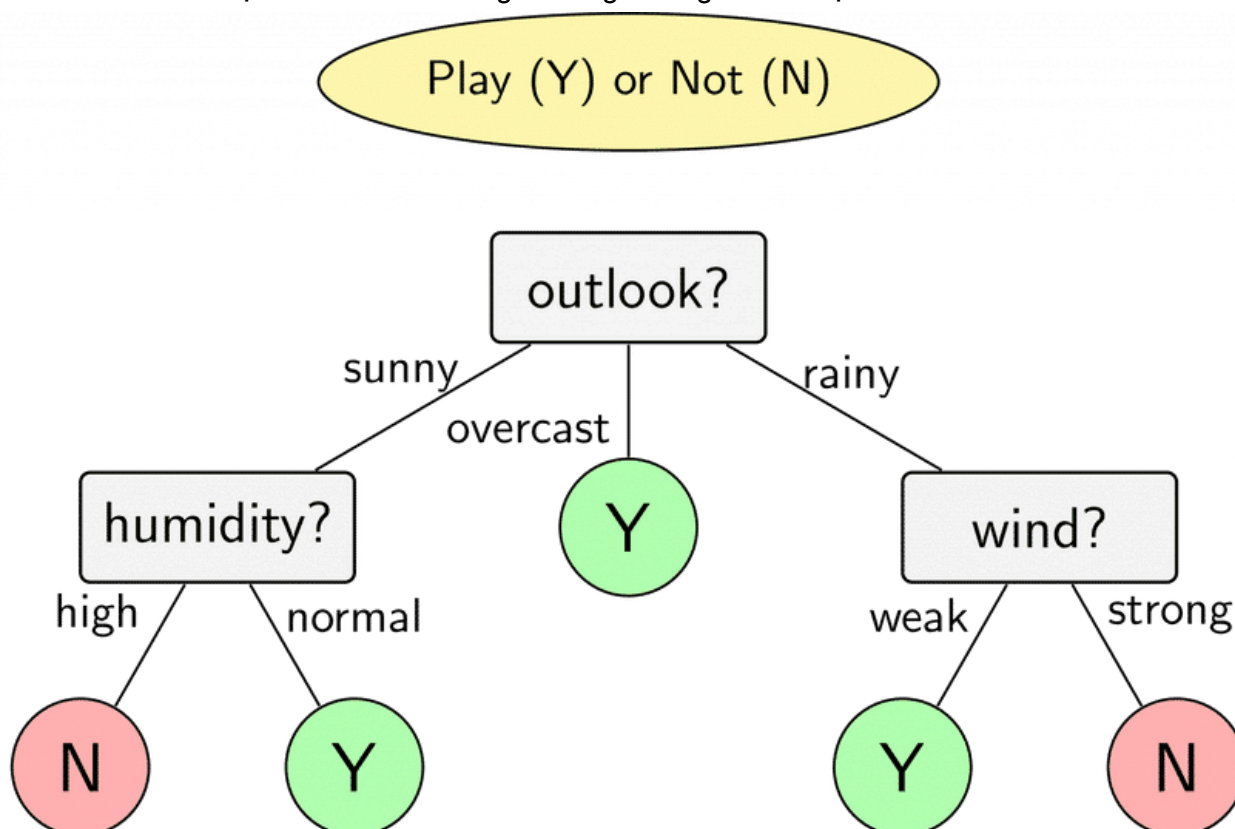
Trong đề tài nghiên cứu khoa học này, tôi sử dụng các kỹ thuật học máy và xử lý dữ liệu bao gồm: các thuật toán học máy Decision Tree và Random Forest; phương pháp cửa sổ trượt để lưu trữ dữ liệu gia tốc trong khoảng thời gian cố định; phương pháp trích xuất đặc trưng từ dữ liệu cảm biến dựa trên giá trị trung bình và độ lệch chuẩn của các trục x, y, z; và kỹ thuật lưu trữ dữ liệu vào file CSV để theo dõi dữ liệu cảm biến theo thời gian thực. Ngoài ra, tôi còn sử dụng phương pháp lưu và tải các mô hình đã huấn luyện nhằm tối ưu hóa thời gian xử lý của hệ thống.

1.2.1. Cây quyết định - Decision Tree

Mô hình Cây quyết định (Decision Tree - DT) là một trong những phương pháp phổ biến trong học có giám sát, được sử dụng rộng rãi cho cả bài toán phân loại và hồi quy. Mô hình này được biểu diễn dưới dạng một cây phân cấp: mỗi nút trong cây đại diện cho một phép kiểm tra trên một đặc trưng cụ thể, các nhánh từ nút đó thể hiện các kết quả có thể của phép kiểm tra, và các nút lá đại diện cho các nhãn hoặc giá trị dự đoán.

Cây quyết định hoạt động bằng cách liên tục chia tập dữ liệu thành các nhóm nhỏ hơn dựa trên các đặc trưng có ảnh hưởng mạnh mẽ nhất, dựa trên một loạt các quy tắc if-else. Các đặc trưng này được lựa chọn dựa trên các tiêu chí tối ưu như độ lợi thông tin (Information Gain) hoặc chỉ số Gini (Gini Index), giúp tối đa hóa khả năng phân biệt giữa các lớp trong tập dữ liệu. Cây sẽ tiếp tục phân chia cho đến khi đạt được một độ sâu nhất định hoặc khi không thể chia nhỏ hơn nữa mà không ảnh hưởng đến độ chính xác của dự đoán.

Với tính chất trực quan và dễ hiểu, cây quyết định rất hữu ích trong các tình huống cần giải thích quyết định của mô hình. Các mô hình này cũng dễ dàng điều chỉnh để kiểm soát độ phức tạp, giảm nguy cơ quá khớp (overfitting) bằng cách giới hạn độ sâu của cây hoặc số lượng lá. Tuy nhiên, một nhược điểm lớn của cây quyết định là dễ bị ảnh hưởng bởi sự thay đổi nhỏ trong dữ liệu, vì vậy thường được kết hợp trong các mô hình nâng cao như Random Forest hoặc Gradient Boosting để tăng cường tính ổn định và chính xác.



Hình 1: Mô hình Cây Quyết Định (Decision Trees)

Hãy cùng phân tích một ví dụ kinh điển để hiểu rõ hơn về cách hoạt động của cây quyết định. Giả sử các bạn nam sẽ quyết định có đi đá bóng hay không dựa trên các yếu tố thời tiết như:

- Thời tiết (nắng, mưa, u ám)
- Độ ẩm (cao, bình thường)

- Gió (mạnh, nhẹ)

Với những đặc điểm này, chúng ta có thể xây dựng một mô hình cây quyết định để dự đoán khả năng các bạn sẽ ra sân.

Dựa trên mô hình, ta thấy rằng mỗi nhánh của cây biểu thị một kịch bản cụ thể:

Nếu trời nắng và độ ẩm ở mức bình thường, khả năng các bạn nam sẽ đi đá bóng là cao, bởi điều kiện này thường được xem là lý tưởng cho các hoạt động ngoài trời.

Nếu trời nắng nhưng độ ẩm cao, khả năng đi đá bóng sẽ giảm đáng kể, vì độ ẩm cao thường khiến người chơi cảm thấy mệt mỏi, khó chịu.

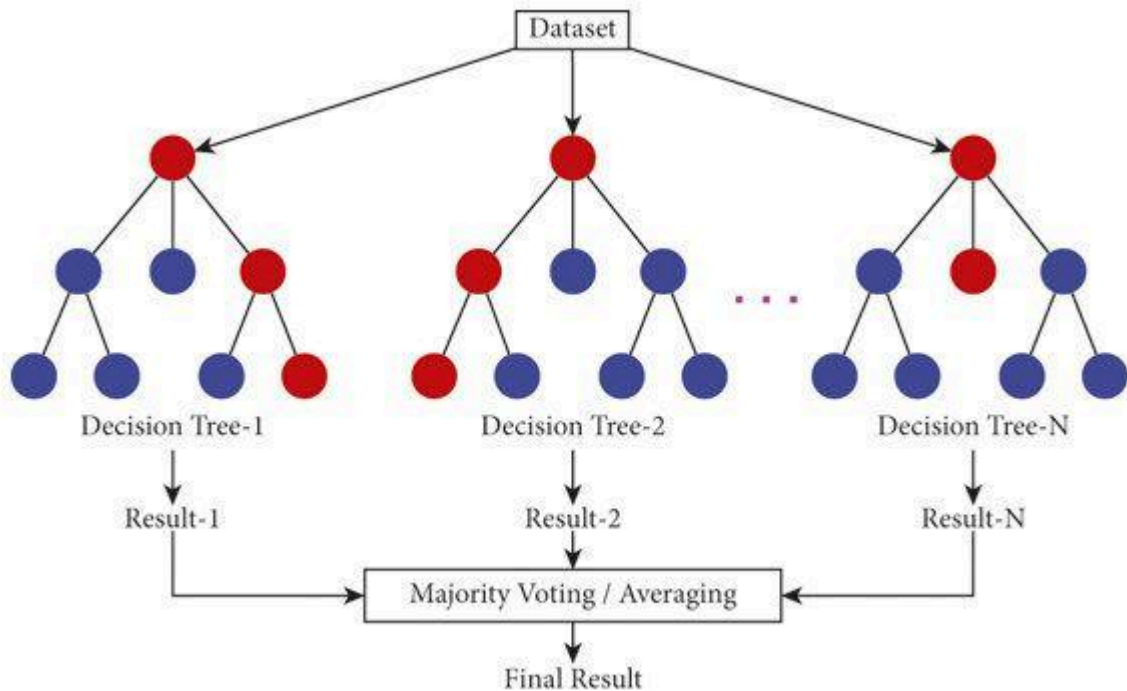
Mô hình này là một ví dụ đơn giản nhưng hữu ích, minh họa cách cây quyết định có thể giúp chúng ta phân tích và đưa ra quyết định dựa trên các điều kiện đầu vào. Mỗi yếu tố trong dữ liệu đầu vào đóng vai trò như một điểm phân nhánh, dần dần thu hẹp phạm vi kết quả xuống còn các tình huống cụ thể. Thông qua việc chọn lọc các yếu tố quan trọng nhất như thời tiết hoặc độ ẩm, cây quyết định giúp chúng ta tối ưu hóa quyết định cuối cùng.

Sức mạnh của cây quyết định đến từ khả năng chia nhỏ tập dữ liệu thành các nhóm con có ý nghĩa, qua đó tạo ra một loạt các quy tắc phân nhánh logic mà không cần tính toán phức tạp. Nhờ tính trực quan và khả năng diễn giải tốt, cây quyết định rất phù hợp cho những bài toán mà yếu tố ra quyết định cần được trình bày rõ ràng và có căn cứ dựa trên các đặc trưng cụ thể của dữ liệu.

1.2.2. Rừng ngẫu nhiên - Random Forest

Rừng ngẫu nhiên (Random Forest - RF) là một trong những phương pháp học máy mạnh mẽ, được sử dụng rộng rãi cho cả bài toán phân loại và hồi quy. Ở cấp độ tổng quát, RF là một tập hợp các mô hình Cây quyết định (Decision Trees - DT), kết hợp để tạo ra một dự đoán chính xác hơn. RF hoạt động bằng cách tạo ra hàng chục hoặc thậm chí hàng trăm cây quyết định độc lập trên tập huấn luyện. Để dự đoán kết quả cho một điểm dữ liệu mới, RF sử dụng phương pháp “bỏ phiếu đa số”: mỗi cây trong rừng đưa ra dự đoán riêng của mình, và dự đoán được lựa chọn là kết quả do phần lớn các cây đồng thuận. Nhờ phương pháp này, RF đạt được độ chính xác cao hơn so với một cây quyết định đơn lẻ.

RF rất phổ biến trong nhiều ứng dụng từ nhận dạng ảnh, phân loại văn bản, phân loại tài liệu cho đến dự đoán tài chính như giá cổ phiếu. Đặc biệt, RF có khả năng giảm thiểu hiện tượng overfitting – một vấn đề phổ biến khi mô hình hóa dữ liệu phức tạp – nhờ vào việc tổng hợp từ nhiều cây quyết định với các mẫu dữ liệu ngẫu nhiên, giúp mô hình đạt độ khái quát cao hơn.



Hình 2: Mô hình Rừng Ngẫu Nhiên (Random Forest)

Để xây dựng một RF, trước tiên, ta cần xác định số lượng cây quyết định. Thông thường, số lượng cây trong RF sẽ dao động từ 50 đến 500, tùy thuộc vào độ phức tạp của bài toán và quy mô dữ liệu. Một số lượng cây hợp lý giúp mô hình đạt độ chính xác tốt mà không gây ra overfitting.

Sau khi xác định số lượng cây, mỗi cây trong RF sẽ được xây dựng bằng cách sử dụng một mẫu ngẫu nhiên từ tập dữ liệu, gọi là mẫu bootstrap. Phương pháp bootstrap lấy mẫu có thay thế, nghĩa là một điểm dữ liệu có thể được chọn nhiều lần hoặc không được chọn trong mỗi mẫu. Điều này tạo ra nhiều tập dữ liệu huấn luyện khác nhau, làm tăng tính đa dạng của các cây.

Khi xây dựng từng cây quyết định, RF còn thêm yếu tố ngẫu nhiên ở cấp độ đặc trưng: thay vì sử dụng toàn bộ các đặc trưng, chỉ một số đặc trưng được chọn ngẫu nhiên (thường là căn bậc hai của số lượng đặc trưng ban đầu). Điều này làm cho mỗi cây trở nên độc lập hơn, không quá phụ thuộc vào bất kỳ đặc trưng nào, từ đó tăng độ ổn định và tính tổng quát của RF.

Kết quả là RF tạo ra một tập hợp các cây quyết định độc lập, mạnh mẽ và đa dạng, giúp mô hình có khả năng dự đoán tốt hơn cho các điểm dữ liệu mới và đạt hiệu suất cao trong nhiều ứng dụng phức tạp.

1.2.3. Phương pháp cửa sổ trượt - Sliding Window

Phương pháp cửa sổ trượt (Sliding Window) là một kỹ thuật hữu ích trong việc lưu trữ và xử lý dữ liệu gia tốc (hoặc các dữ liệu cảm biến khác) trong một khoảng thời gian cố định. Ý tưởng chính của phương pháp này là duy trì một "cửa sổ" di chuyển liên tục trên dòng dữ liệu đến, giúp hệ thống xử lý các giá trị gần nhất trong khoảng thời gian cụ thể mà không cần lưu trữ toàn bộ dữ liệu.

Cách thức hoạt động của phương pháp cửa sổ trượt:

- Định kích thước cửa sổ: Kích thước của cửa sổ được chọn sao cho phù hợp với yêu cầu của bài toán – ví dụ, nếu cần phân tích dữ liệu gia tốc trong 1 giây, kích thước cửa sổ sẽ chứa số lượng mẫu dữ liệu ghi nhận được trong 1 giây đó.
- Di chuyển cửa sổ: Khi dữ liệu gia tốc mới đến, cửa sổ sẽ trượt để cập nhật mẫu mới nhất. Mỗi lần trượt, điểm dữ liệu cũ nhất trong cửa sổ sẽ bị loại bỏ, nhường chỗ cho điểm dữ liệu mới. Cách thức này giúp cửa sổ luôn chứa dữ liệu của khoảng thời gian gần nhất.
- Xử lý dữ liệu trong cửa sổ: Khi có dữ liệu mới trong cửa sổ, các tính toán cần thiết sẽ được thực hiện trên các giá trị hiện tại. Ví dụ, nếu cần tính giá trị trung bình hoặc phát hiện gia tốc đột ngột, việc tính toán sẽ được thực hiện dựa trên dữ liệu trong cửa sổ này.

Ưu điểm của phương pháp cửa sổ trượt

- Giảm tải bộ nhớ: Phương pháp này chỉ lưu trữ dữ liệu trong khoảng thời gian cần thiết, giảm thiểu lượng bộ nhớ cần thiết để lưu trữ toàn bộ dữ liệu lịch sử.
- Phân tích thời gian thực: Cửa sổ trượt cho phép thực hiện phân tích dữ liệu trong thời gian thực, nhờ chỉ làm việc với dữ liệu hiện tại thay vì toàn bộ dữ liệu trước đó.
- Phản ứng nhanh với thay đổi: Do chỉ tập trung vào dữ liệu mới nhất, hệ thống có thể phản ứng nhanh với các thay đổi trong dữ liệu gia tốc, ví dụ như khi có biến động hoặc chuyển động bất ngờ.

Ứng dụng của phương pháp cửa sổ trượt

- Phát hiện chuyển động: Trong các ứng dụng như theo dõi hoạt động, cửa sổ trượt giúp phát hiện những thay đổi trong dữ liệu gia tốc khi người dùng di chuyển, dừng lại, hoặc thay đổi hướng.
- Phân tích thời gian thực: Với các thiết bị IoT và cảm biến, cửa sổ trượt là phương pháp tối ưu để xử lý dữ liệu cảm biến liên tục và phát hiện các sự kiện quan trọng trong thời gian thực mà không bị trễ.
- Tính năng nhận diện hoạt động: Khi dữ liệu gia tốc từ cảm biến được lưu trữ trong cửa sổ, có thể áp dụng các thuật toán nhận diện chuyển động hoặc phân loại các hoạt động như đi bộ, chạy, hoặc nghỉ ngơi dựa trên các mẫu dữ liệu trong cửa sổ.

Phương pháp cửa sổ trượt là một công cụ thiết yếu khi làm việc với dữ liệu cảm biến liên tục, mang lại hiệu quả cao trong lưu trữ, tính toán, và phát hiện sự kiện theo thời gian thực.

1.2.4. Phương pháp trích xuất đặc trưng dựa trên giá trị trung bình Mean

Phương pháp trích xuất đặc trưng dựa trên giá trị trung bình của các trục x, y, z trong dữ liệu cảm biến là một kỹ thuật phổ biến để rút gọn thông tin, giảm nhiễu và làm nổi bật các xu hướng chính trong dữ liệu. Kỹ thuật này thường được áp dụng trong các ứng dụng phân tích chuyển động và nhận diện hoạt động, đặc biệt khi sử dụng dữ liệu từ các cảm biến gia tốc và con quay hồi chuyển. Dưới đây là cách phương pháp này hoạt động và một số lý do nó hữu ích trong xử lý dữ liệu cảm biến.

Cách thực hiện phương pháp trích xuất đặc trưng dựa trên giá trị trung bình

- Thu thập dữ liệu từ các trục x, y, và z: Dữ liệu từ cảm biến, như gia tốc kế hoặc con quay hồi chuyển, được thu thập ở ba trục x, y, z. Mỗi trục phản ánh chuyển động hoặc sự thay đổi theo hướng tương ứng.

- Chia dữ liệu thành các cửa sổ thời gian cố định: Dữ liệu được chia thành các khoảng thời gian nhỏ (ví dụ, 1 giây hoặc 5 giây). Mỗi cửa sổ sẽ bao gồm một tập hợp các giá trị từ các trục x, y, z
- Tính giá trị trung bình: Đối với mỗi cửa sổ, tính giá trị trung bình của dữ liệu cảm biến trên từng trục x, y, và z. Các giá trị này sẽ là các đặc trưng đầu ra, có dạng:

$$\text{Mean}_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i, \quad \text{Mean}_y = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i, \quad \text{Mean}_z = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N z_i$$

- trong đó N là số lượng mẫu trong cửa sổ và X_i, Y_i, Z_i là các giá trị dữ liệu cảm biến trong cửa sổ đó.
- Tạo đặc trưng tổng hợp: Ngoài việc sử dụng từng giá trị trung bình của x, y, và z như một đặc trưng riêng lẻ, ta có thể kết hợp chúng để tạo thêm các đặc trưng như:
- Magnitude Mean: Đo độ lớn trung bình của gia tốc, có thể được tính bằng:

$$\text{Magnitude Mean} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{x_i^2 + y_i^2 + z_i^2}$$

- Điều này giúp phản ánh mức độ tổng thể của chuyển động, bất kể hướng của nó.

Lợi ích của phương pháp dựa trên giá trị trung bình

- Giảm nhiễu: Tính trung bình giúp giảm ảnh hưởng của nhiễu, vì nhiễu trong dữ liệu cảm biến thường dao động xung quanh giá trị thực.
- Đơn giản hóa dữ liệu: Thay vì xử lý từng điểm dữ liệu, ta chỉ cần làm việc với các giá trị trung bình, giúp giảm kích thước dữ liệu và tăng tốc độ tính toán.
- Bảo toàn thông tin cần thiết: Giá trị trung bình vẫn giữ lại đặc trưng chính của chuyển động hoặc sự thay đổi, rất hữu ích cho các bài toán như nhận diện hoạt động hoặc phân loại chuyển động.

Ứng dụng của giá trị trung bình trong trích xuất đặc trưng

- Nhận diện hoạt động: Trong các bài toán nhận diện hoạt động như đi bộ, chạy hoặc đứng yên, các giá trị trung bình trên từng trục có thể phản ánh đặc trưng chuyển động đặc thù của từng hoạt động.
- Phát hiện bất thường: Khi giám sát các hoạt động bất thường, như ngã hoặc va đập mạnh, các giá trị trung bình trong cửa sổ có thể giúp phát hiện các dao động bất thường so với hoạt động bình thường.

Phương pháp trích xuất dựa trên giá trị trung bình không chỉ đơn giản mà còn hiệu quả, giúp tăng độ chính xác trong nhiều ứng dụng phân tích và nhận diện chuyển động từ dữ liệu cảm biến.

1.2.5. Phương pháp trích xuất đặc trưng dựa trên độ lệch chuẩn SD

Phương pháp trích xuất đặc trưng dựa trên độ lệch chuẩn của các trục x, y, và z từ dữ liệu cảm biến là một kỹ thuật quan trọng để phân tích sự thay đổi hoặc dao động trong chuyển động. Độ lệch chuẩn là một chỉ số đo lường mức độ phân tán của dữ liệu xung quanh giá trị trung bình. Phương pháp này đặc biệt hữu ích trong các ứng dụng như nhận diện hoạt động hoặc phát hiện bất thường trong dữ liệu cảm biến.

Cách thực hiện trích xuất đặc trưng dựa trên độ lệch chuẩn

- Thu thập dữ liệu cảm biến: Dữ liệu từ cảm biến gia tốc kế hoặc con quay hồi chuyển được thu thập ở ba trục x, y, và z. Mỗi trục phản ánh sự thay đổi hoặc chuyển động dọc theo hướng tương ứng.
- Chia dữ liệu thành các cửa sổ thời gian: Dữ liệu được chia thành các khoảng thời gian cố định (cửa sổ) để phân tích dao động trong từng đoạn thời gian. Mỗi cửa sổ có thể dài từ vài trăm mili giây đến vài giây, tùy thuộc vào ứng dụng cụ thể.
- Tính độ lệch chuẩn trên từng trục: Đối với mỗi cửa sổ thời gian, tính độ lệch chuẩn của dữ liệu trên từng trục x, y, và z. Độ lệch chuẩn cho trục x có thể được tính theo công thức:

$$\text{Std}_x = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}$$

- trong đó N là số lượng mẫu trong cửa sổ, x_i là các giá trị dữ liệu trong cửa sổ, và \bar{x} là giá trị trung bình của x trong cửa sổ đó. Tương tự, ta tính Std_y và Std_z cho các trục y và z.
- Kết hợp các giá trị độ lệch chuẩn thành đặc trưng tổng hợp (nếu cần): Để biểu thị mức độ thay đổi tổng thể của dữ liệu, ta có thể kết hợp độ lệch chuẩn của các trục để tạo một đặc trưng tổng hợp, chẳng hạn:
- Magnitude Standard Deviation:

$$\text{Magnitude Std} = \sqrt{\text{Std}_x^2 + \text{Std}_y^2 + \text{Std}_z^2}$$

- Giá trị này phản ánh mức độ dao động của chuyển động trên cả ba trục.

Lợi ích của phương pháp trích xuất độ lệch chuẩn

- Phân tích dao động và bất ổn định: Độ lệch chuẩn cung cấp thông tin về mức độ dao động quanh giá trị trung bình, giúp đánh giá các hoạt động phức tạp như chạy, đi bộ, hay thậm chí là rung lắc.
- Phát hiện chuyển động bất thường: Trong các bài toán như phát hiện ngã, độ lệch chuẩn lớn có thể biểu thị các thay đổi đột ngột hoặc bất thường trong dữ liệu cảm biến.
- Tăng độ nhạy trong nhận diện hoạt động: Đối với những hoạt động có sự thay đổi động lực học, độ lệch chuẩn có thể giúp phân biệt các trạng thái vận động khác nhau dựa trên sự khác biệt về cường độ dao động.

Ứng dụng của đặc trưng độ lệch chuẩn trong phân tích dữ liệu cảm biến

- Nhận diện hoạt động: Độ lệch chuẩn là đặc trưng phổ biến trong các bài toán nhận diện hoạt động, giúp phân biệt các trạng thái vận động khác nhau như chạy, đi bộ, leo cầu thang, hoặc đứng yên.
- Phát hiện bất thường và bảo mật: Đặc trưng độ lệch chuẩn có thể được dùng để phát hiện các hoạt động bất thường hoặc rủi ro, ví dụ, trong các ứng dụng an toàn công nghiệp hoặc bảo mật.
- Phân tích mô hình chuyển động: Độ lệch chuẩn còn giúp trong việc phân tích chi tiết hơn về các dao động trong chuyển động phức tạp như trong thể thao hoặc y học.

Phương pháp này giúp tạo ra các đặc trưng dễ sử dụng và cung cấp thông tin quan trọng về mức độ thay đổi của chuyển động, từ đó hỗ trợ các hệ thống thông minh trong việc hiểu và nhận diện các dạng vận động phức tạp từ dữ liệu cảm biến.

1.2.6. Phương pháp lưu và tải các mô hình đã huấn luyện nhằm tối ưu hóa thời gian xử lý của hệ thống

Phương pháp lưu và tải các mô hình đã huấn luyện đóng vai trò then chốt trong việc tối ưu hóa hệ thống, đặc biệt là trong các dự án điều khiển tự động và xử lý hình ảnh theo thời gian thực. Khi làm việc với các mô hình học máy phức tạp, thay vì huấn luyện lại từ đầu mỗi lần sử dụng, lưu trữ mô hình đã được huấn luyện giúp tiết kiệm đáng kể thời gian xử lý và tài nguyên tính toán, nhất là trong các ứng dụng yêu cầu đáp ứng nhanh như nhận diện vật thể, phân tích dữ liệu cảm biến hoặc lập kế hoạch di chuyển tự động.

Sau khi mô hình đạt độ chính xác cần thiết, việc lưu lại các trọng số, cấu trúc mô hình, và các siêu tham số cho phép sử dụng trực tiếp mà không cần huấn luyện lại. Điều này rất quan trọng trong các hệ thống tự hành và điều khiển robot, khi thời gian phản hồi phải nhanh và ổn định. Cách lưu trữ có thể bao gồm các định dạng nén hoặc lưu dưới dạng các tập tin đơn giản để dễ dàng truy xuất. Khi tải lại, hệ thống có thể áp dụng ngay trọng số và thông số từ mô hình đã huấn luyện, giúp mô hình sẵn sàng dự đoán trên các dữ liệu mới, chẳng hạn từ các cảm biến hay dữ liệu hình ảnh thời gian thực.

Một yếu tố quan trọng là checkpointing, nghĩa là lưu lại các phiên bản mô hình khi đạt hiệu suất tối ưu hoặc khi vượt qua các ngưỡng hiệu suất đã đặt ra. Điều này không chỉ giúp giữ lại các mô hình có hiệu quả cao nhất mà còn cho phép kiểm tra, quay lại, hoặc tiếp tục phát triển dự án từ các trạng thái đã lưu trước đó.

Trong các dự án, nơi mô hình cần liên tục cập nhật và cải thiện để điều chỉnh hướng đi hay phát hiện vật thể, việc lưu các mô hình đạt hiệu suất cao có thể giúp nhanh chóng chuyển đổi giữa các phiên bản. Điều này còn hỗ trợ việc kiểm tra, cho phép quay lại một phiên bản đã lưu nếu có lỗi hoặc nếu phiên bản mới không hoạt động như mong đợi.

Với các mô hình lớn, lưu trữ trên nền tảng đám mây hoặc lưu trữ phân tán cũng là lựa chọn hiệu quả, vì nó bảo vệ mô hình khỏi mất mát và dễ dàng truy cập từ các thiết bị khác nhau. Đặc biệt trong hệ thống điều khiển đa tầng, phương pháp này cho phép các module khác nhau truy xuất và sử dụng mô hình trực tiếp, giúp tối ưu hóa luồng xử lý và giảm tải cho bộ điều khiển trung tâm.

Như vậy, việc lưu và tải các mô hình đã huấn luyện không chỉ cải thiện hiệu suất mà còn tạo điều kiện dễ dàng cho việc bảo trì, phát triển, và triển khai các dự án của bạn, giúp tối đa hóa khả năng tự động hóa và phản ứng nhanh của hệ thống.

1.3. Tổng kết chương

Chương này đã cung cấp một tổng quan về các phương pháp và kỹ thuật học máy phổ biến được ứng dụng trong hệ thống nhận dạng và phân tích dữ liệu cảm biến. Trong dự án này, tôi áp dụng các thuật toán học máy, cụ thể là Decision Tree và Random Forest, để phân loại và phân tích dữ liệu cảm biến nhằm nhận diện các đặc điểm động học của cơ thể.

Ngoài ra, để quản lý và lưu trữ dữ liệu gia tốc, phương pháp cửa sổ trượt được sử dụng để thu thập dữ liệu trong các khoảng thời gian cố định, đảm bảo việc xử lý và cập nhật dữ liệu cảm biến theo thời gian thực. Phương pháp trích xuất đặc trưng dựa trên giá trị trung bình và độ lệch chuẩn của các trục x, y, z cũng được triển khai, nhằm xây dựng các đặc trưng đại diện cho chuyển động của đối tượng từ dữ liệu gia tốc thu thập được.

Bên cạnh đó, tôi lưu trữ dữ liệu cảm biến vào file CSV để dễ dàng theo dõi và kiểm tra quá trình hoạt động của hệ thống, đồng thời sử dụng kỹ thuật lưu và tải các mô hình đã huấn luyện, giúp tối ưu hóa thời gian xử lý trong quá trình triển khai thực tế. Những kỹ thuật

và phương pháp này tạo nền tảng cho hệ thống nhận dạng và theo dõi trạng thái của người dùng, đồng thời đảm bảo tính hiệu quả và chính xác trong quá trình hoạt động của dự án.

CHƯƠNG 2: THIẾT KẾ HỆ THỐNG VÀ THU THẬP DỮ LIỆU

2.1. Định nghĩa, phân tích các hành động và tư thế

Trong nghiên cứu này, tôi tập trung vào việc nhận dạng và phân loại 5 tư thế chính: ngủ, đi bộ, chạy bộ, đứng và ngồi. Mỗi tư thế được định nghĩa cụ thể nhằm đảm bảo độ

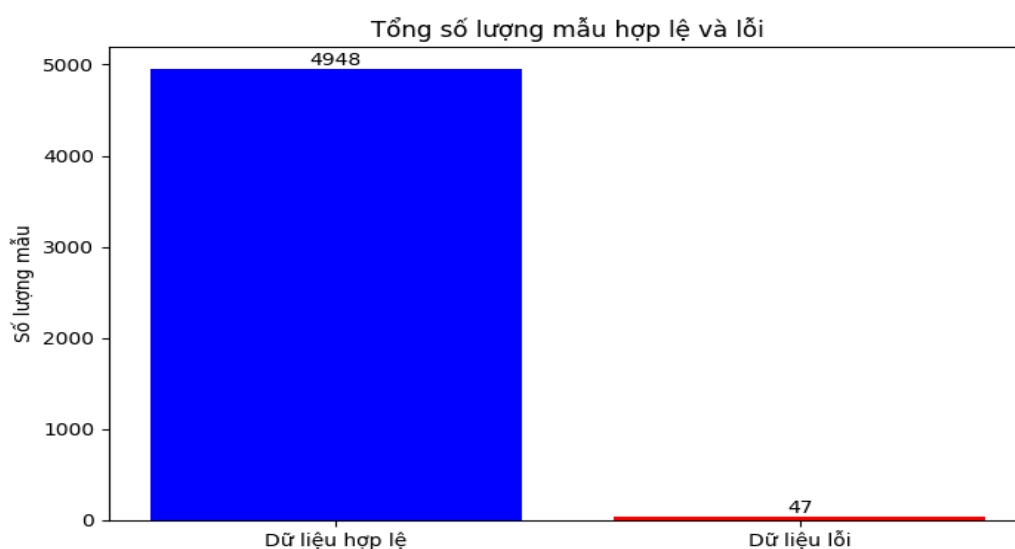
chính xác và nhất quán trong quá trình thu thập dữ liệu từ cảm biến. Các định nghĩa dưới đây giúp phân biệt rõ ràng các trạng thái cơ bản của người dùng và tạo cơ sở cho việc phân tích dữ liệu.

Tư Thế	Định Nghĩa
Ngủ	Cơ thể hoàn toàn trong trạng thái nghỉ ngơi, tiếp xúc với mặt phẳng.
Đi bộ	Cơ thể giữ thẳng, di chuyển liên tục với ít nhất một chân luôn chạm đất.
Chạy bộ	Cơ thể di chuyển nhanh với vận tốc cao, có lúc cả hai chân đều không chạm đất.
Đứng	Cơ thể thẳng đứng, không có chuyển động ở chân và duy trì tư thế đứng yên.
Ngồi	Đầu và lưng không chạm mặt phẳng, giữ tư thế ngồi thoải mái.

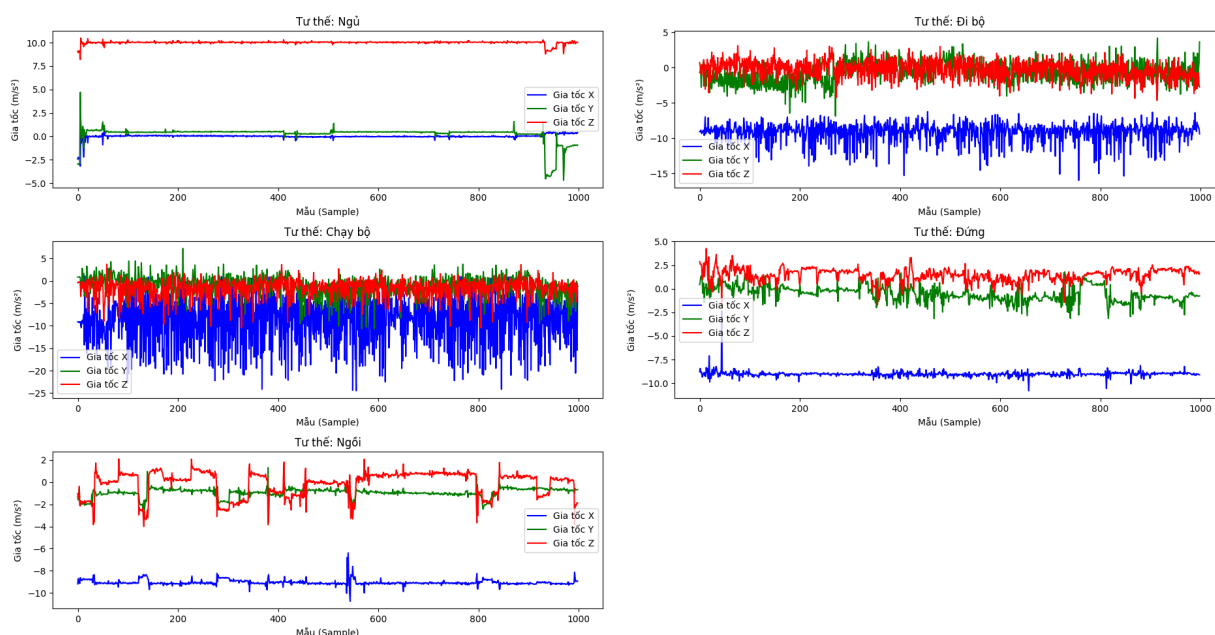
Bảng 1: Các tư thế phân loại

Loại Bỏ Lỗi Tín Hiệu Sau Thu Thập

Sau khi hoàn thành thu thập dữ liệu, tôi đã tiến hành lọc để loại bỏ các tín hiệu bị nhiễu hoặc không đạt yêu cầu, giúp cải thiện chất lượng dữ liệu và tăng độ tin cậy cho quá trình phân tích và phân loại tư thế của hệ thống.



Hình 3: Số lượng mẫu hợp lệ và lỗi



Hình 4: Đồ thị phân tích dữ liệu các tư thế hoạt động

Trong đồ thị phân tích này, tôi đã xác định rằng các tư thế ngủ khác nhau có sự khác biệt rõ rệt về giá trị gia tốc giữa các trục gia tốc ax, ay và az. Ví dụ, tư thế nằm có các điểm dữ liệu khác biệt đáng kể so với các tư thế khác như đứng, ngồi hay chạy bộ. Sự phân tách rõ ràng giữa các trạng thái này cho phép các mô hình học sâu, đặc biệt là các mô hình phân loại, dễ dàng phân biệt và nhận diện các tư thế với độ chính xác cao.

Tuy nhiên, trong quá trình thu thập dữ liệu, tín hiệu nhiễu vẫn là một vấn đề đáng lưu ý. Mỗi cơ thể người có những đặc điểm vận động và các mức độ gia tốc khác nhau, điều này có thể gây khó khăn cho quá trình phân loại. Mục tiêu của tôi là ứng dụng các mô hình học sâu để đạt được khả năng phân loại chính xác ngay cả khi dữ liệu bị ảnh hưởng bởi các yếu tố nhiễu.

Kết quả dự đoán cho các tư thế ngủ đã được trình bày trong các hình minh họa trước đó, cho thấy khả năng của các mô hình trong việc xử lý và phân tích dữ liệu từ cảm biến. Đặc biệt, mô hình tôi phát triển cho thấy khả năng phân loại mạnh mẽ, đạt được kết quả tối ưu nhanh chóng. Điều này khẳng định rằng việc sử dụng các phương pháp học sâu trong phân tích dữ liệu cảm biến là hướng đi hiệu quả và khả thi cho các ứng dụng trong thực tế.

2.2. Xử lý dữ liệu và phân loại tư thế ngủ.

Dữ liệu trong nghiên cứu này được thu thập từ các tình nguyện viên thực hiện năm loại tư thế hoạt động khác nhau: nằm, đi bộ, ngồi, đứng, và chạy bộ. Mỗi tư thế được ghi nhận từ các cảm biến gia tốc và con quay hồi chuyển, sau đó được chuẩn hóa thành các tệp chứa 1000 giá trị đại diện cho từng tư thế. Quá trình chuẩn hóa này giúp đảm bảo tính nhất quán và dễ dàng so sánh giữa các mẫu dữ liệu.

Để tăng độ chính xác và khả năng tổng quát của các mô hình học máy, tập dữ liệu đã được chia thành hai tập chính: tập huấn luyện và tập kiểm tra, với tỷ lệ phân chia là 8:2. Cách tiếp cận này tối ưu hóa việc đào tạo mô hình và cho phép đánh giá độ chính xác một cách hiệu quả trên các mẫu chưa từng gặp. Nhờ vào dữ liệu phong phú và phân bổ hợp lý

này, nghiên cứu có thể đưa ra những phân tích chính xác về đặc trưng của từng tư thế, từ đó nâng cao hiệu suất của các mô hình phân loại và dự đoán hành vi vận động của con người trong các tình huống thực tế.

Đặc biệt, tôi đã áp dụng một số kỹ thuật tăng cường dữ liệu từ miền âm thanh nhằm làm tăng đáng kể kích thước của tập dữ liệu. Cụ thể, kỹ thuật này cho phép tôi tạo ra dữ liệu tăng cường cho các tệp huấn luyện và kiểm tra. Kết quả là tập dữ liệu đã được mở rộng đáng kể, giúp cải thiện tính đại diện của dữ liệu và tăng khả năng tổng quát của các mô hình học máy.

Tập dữ liệu thu thập được không chỉ là nguồn thông tin quý giá cho việc phân tích các đặc trưng của từng tư thế mà còn là cơ sở để phát triển các phương pháp phân loại hiệu quả, từ đó góp phần vào việc nghiên cứu và ứng dụng công nghệ trong lĩnh vực nhận dạng tư thế và dự đoán hành vi của con người.

2.3. Tối ưu hóa (Optimization)

Để tối ưu hóa mô hình thông qua việc điều chỉnh các siêu tham số, tôi thực hiện việc tìm kiếm các giá trị tối ưu bằng cách sử dụng Grid Search và Randomized Search. Quy trình này giúp thử nghiệm các tổ hợp khác nhau của siêu tham số và chọn tổ hợp mang lại hiệu quả cao nhất. Dưới đây là các bước thực hiện chi tiết và các tham số cụ thể.

Tối ưu hóa Decision Tree với Grid Search

Với Decision Tree, các siêu tham số quan trọng bao gồm:

- `max_depth`: Độ sâu tối đa của cây, giúp giới hạn chiều sâu để tránh overfitting.
- `min_samples_split`: Số lượng mẫu tối thiểu để một nút có thể tách tiếp.
- `min_samples_leaf`: Số lượng mẫu tối thiểu để một nút trở thành lá.

Thiết lập Grid Search cho Decision Tree

Dưới đây là một số kết quả sau khi thực hiện Grid Search trên các siêu tham số của mô hình Decision Tree. Ta sẽ thử nghiệm các giá trị cho từng tham số, và sử dụng Grid Search với `cv=5` để tìm ra tổ hợp tối ưu.

Kết quả mẫu cho Decision Tree sau khi chạy Grid Search:

- `max_depth`: 20
- `min_samples_split`: 5
- `min_samples_leaf`: 2
- Độ chính xác tối ưu (cross-validation với `CV=5`): 87.65%

2.4. Trích chọn đặc trưng

Trong nghiên cứu này, việc lựa chọn và trích xuất đặc trưng từ dữ liệu cảm biến là một yếu tố quyết định nhằm đạt hiệu suất phân loại hành động cao. Hai đặc trưng chính được sử dụng là Mean (trung bình) và SD (độ lệch chuẩn), được tính toán từ tín hiệu cảm biến trên ba trục X, Y và Z với đơn vị đo là g. Đặc trưng Mean được chọn do khả năng phản ánh giá trị trung tâm của tín hiệu, giúp xác định sự khác biệt giữa các trạng thái vận động và nghỉ. Trong khi đó, đặc trưng SD đại diện cho mức độ dao động của tín hiệu, từ đó có thể phân biệt rõ giữa các hành động động và tĩnh.

Phân tích đặc trưng Mean cho thấy rằng các hoạt động như đứng, đi bộ và chạy bộ có xu hướng duy trì giá trị Mean dao động quanh một giá trị trung tâm ổn định trên trục X, vào khoảng -0.93g, biểu thị các trạng thái vận động. Ngược lại, các hành động nằm và ngồi lại có giá trị Mean khác biệt trên trục Y và Z, nổi bật so với các hoạt động động. Cụ thể,

hành động nằm và ngồi có Mean trên trục Y lớn hơn 0.37g, trong khi các hành động động lại có Mean trên trục này không vượt quá 0.085g. Trên trục Z, hành động nằm có Mean khoảng 0.501g, còn ngồi thì lại ở mức -0.105g. Các thông tin này cho thấy rằng đặc trưng Mean có thể sử dụng để phân biệt trạng thái vận động (chẳng hạn như đi bộ hoặc chạy bộ) với các trạng thái nghỉ (như ngồi hoặc nằm), nhờ vào sự khác biệt rõ rệt ở từng giá trị Mean trên mỗi trục.

Ngược lại, đặc trưng SD thể hiện mức độ dao động của dữ liệu cảm biến, từ đó giúp xác định mức độ vận động của một hành động. Các hành động động như đi bộ và chạy bộ có giá trị SD cao hơn đáng kể so với các trạng thái tĩnh như đứng, ngồi hoặc nằm. Cụ thể, trong các trạng thái động, giá trị SD tối thiểu đạt 0.111g, trong khi ở các trạng thái tĩnh, giá trị SD tối đa chỉ đạt 0.045g. Nhờ vào sự khác biệt này, đặc trưng SD có thể giúp xác định rõ ràng một đối tượng có đang di chuyển hay không. Ngoài ra, đặc trưng SD còn cho phép phân biệt giữa các loại hoạt động động khác nhau. Ví dụ, trên trục X, giá trị SD của hoạt động đi bộ đạt khoảng 0.184g, trong khi chạy bộ có SD lên tới 0.488g, cho thấy mức độ dao động lớn hơn ở hoạt động chạy bộ.

Tóm lại, đặc trưng Mean giúp phân biệt giữa các trạng thái nghỉ và vận động bằng cách tận dụng sự khác biệt ở các giá trị trung bình của từng hoạt động trên các trục cảm biến. Trong khi đó, đặc trưng SD cho phép phân loại trạng thái động và tĩnh của đối tượng, đồng thời phân biệt giữa các hoạt động động, chẳng hạn như đi bộ và chạy bộ. Bằng cách kết hợp hai đặc trưng Mean và SD, mô hình có thể đạt hiệu quả cao trong việc nhận diện và phân loại các hành động khác nhau, dựa trên các đặc điểm phân biệt đặc trưng của từng trạng thái hoạt động.

2.5. Phân loại hành động

Để tối ưu hóa hiệu quả quan sát và phân tích dữ liệu, nhóm nghiên cứu đã áp dụng phương pháp t-SNE (t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding) nhằm giảm số chiều của dữ liệu từ không gian 3 chiều (X, Y, Z) xuống không gian 2 chiều mà vẫn bảo toàn cấu trúc đặc trưng. Kỹ thuật t-SNE cho phép trực quan hóa các đặc trưng trích xuất từ dữ liệu cảm biến với độ chính xác cao trong không gian thấp hơn, giúp phân tách các hành động dễ dàng hơn. Đặc biệt, trong trường hợp không sử dụng đặc trưng, các hành động có xu hướng chồng chéo và khó phân biệt khi hiển thị trong không gian gốc. Điều này nhấn mạnh vai trò của đặc trưng trong việc làm rõ ranh giới giữa các hành động.

Khi kết hợp hai đặc trưng Mean và SD (độ lệch chuẩn), mô hình phân loại hành động cho thấy kết quả cải thiện đáng kể. Mặc dù có một sự giao thoa nhỏ giữa các cụm dữ liệu của hành động đi bộ và chạy bộ, nhưng các hành động khác được phân tách rõ ràng, tạo nên các ranh giới xác định cho từng trạng thái hoạt động. Điều này chứng minh rằng việc sử dụng các đặc trưng thống kê có tác dụng làm tăng độ phân giải trong việc phân loại các trạng thái vận động, giúp mô hình nhận diện chính xác hơn.

2.6. Thuật toán phân loại

Các đặc trưng Mean và SD, sau khi được trích xuất từ dữ liệu cảm biến gia tốc, sẽ được sử dụng làm dữ liệu đầu vào cho mô hình phân loại dựa trên thuật toán Cây quyết định. Cây quyết định, với khả năng phân nhánh dựa trên các giá trị ngưỡng, là một thuật toán lý tưởng cho việc phân loại các trạng thái hành động nhờ khả năng chia nhỏ dữ liệu theo các đặc trưng quan trọng, như Mean và SD.

Sau khi mô hình được huấn luyện và triển khai lên thiết bị nhúng, thiết bị sẽ tiến hành nhận diện và phân loại hành động của người dùng theo thời gian thực, dựa trên chuỗi dữ liệu gia tốc. Cứ mỗi khoảng thời gian 6 giây, thiết bị sẽ cập nhật dữ liệu và đưa ra dự đoán về hành động của người dùng, cho phép phân loại một cách liên tục và tức thời. Điều này đảm bảo rằng thiết bị có thể thích ứng với các chuyển động của người dùng và thực hiện phân loại hành động với độ chính xác cao, đáp ứng yêu cầu của các ứng dụng trong lĩnh vực theo dõi và phân tích vận động.

2.7. Tổng kết chương

Chương 2 đã cung cấp nền tảng quan trọng về quy trình xây dựng thiết bị thu thập dữ liệu thông qua cảm biến gia tốc, một thành phần cốt lõi trong việc phân tích và nhận diện hành động. Tôi đã trình bày chi tiết các bước từ thiết kế phần cứng của thiết bị đến việc triển khai quy trình thu thập dữ liệu, bao gồm các thông số kỹ thuật và cách thức cảm biến đo lường chuyển động trong không gian 3 chiều.

Bên cạnh đó, chương này cũng giới thiệu các mô hình học sâu và học máy phù hợp cho bài toán phân loại hành động từ dữ liệu cảm biến. Cụ thể, tôi đã đề cập đến các thuật toán và cấu trúc mô hình, cùng với những ưu điểm và hạn chế khi áp dụng trong ngữ cảnh này. Các phương pháp như Cây quyết định và các kỹ thuật nâng cao như mạng nơ-ron sâu được xem xét kỹ lưỡng nhằm tối ưu hóa khả năng nhận diện của thiết bị.

Ngoài ra, chương này cũng bao gồm thông tin chi tiết về cấu trúc dữ liệu, chiến lược cài đặt và tối ưu hóa mô hình, cũng như các quy trình huấn luyện để đảm bảo hiệu suất cao. Tôi đã tiến hành một loạt thử nghiệm để đánh giá hiệu quả của các mô hình, từ đó xác định các tham số và cấu hình phù hợp nhất cho bài toán. Những kiến thức và phân tích này là cơ sở cho việc triển khai và đánh giá các mô hình trong các chương tiếp theo.

CHƯƠNG 3: KẾT QUẢ VÀ ĐÁNH GIÁ

3.1. Phương pháp đánh giá

Hiệu năng của mô hình trong dự án được đánh giá thông qua ba chỉ số quan trọng: độ chính xác (Accuracy), độ nhạy (Sensitivity), và độ chỉ định (Specificity). Các thông số này cung cấp một cái nhìn toàn diện về khả năng phân loại chính xác của mô hình đối với từng hành động, đặc biệt hữu ích khi làm việc với các nhóm hành động có sự tương đồng cao, dễ gây nhầm lẫn.

Độ chính xác phản ánh tỷ lệ tổng thể của các dự đoán đúng, bao gồm cả các trường hợp mô hình nhận diện đúng hành động mục tiêu và các hành động không phải mục tiêu. Độ nhạy là khả năng của mô hình trong việc nhận diện đúng các hành động cần phân loại, cho thấy mức độ mô hình phát hiện chính xác các hành động mục tiêu mà không bỏ sót. Độ chỉ định, ngược lại, đánh giá mức độ mô hình phân biệt tốt giữa hành động mục tiêu và các hành động khác, đảm bảo rằng các hành động khác không bị phân loại nhầm lẫn thành hành động cần phân loại.

Cả ba chỉ số trên đều được xác định thông qua ma trận nhầm lẫn (Confusion Matrix), bao gồm các thành phần:

- True Positive (TP): Số lần mô hình phân loại đúng hành động mục tiêu.
- False Negative (FN): Số lần hành động mục tiêu bị phân loại nhầm sang hành động khác.
- False Positive (FP): Số lần các hành động khác bị phân loại nhầm thành hành động mục tiêu.
- True Negative (TN): Số lần các hành động khác được phân loại đúng theo quan sát thực tế.

Việc phân tích các chỉ số trên giúp hiểu rõ về khả năng mô hình trong nhận diện từng hành động một cách hiệu quả và chính xác, đặc biệt khi xử lý các hành động có đặc điểm gần giống nhau. Những thông số này không chỉ giúp xác định hiệu năng tổng thể mà còn định hướng cải tiến mô hình để đạt độ chính xác cao hơn trong các tình huống phức tạp.

3.2. Đánh giá mô hình phân loại

Trong nghiên cứu này, tôi tiến hành đánh giá hiệu suất của mô hình phân loại thông qua việc áp dụng hai thuật toán phổ biến là Decision Tree (DT) và Random Forest (RF). Cả hai mô hình đều được huấn luyện với dữ liệu thu thập từ cảm biến gia tốc và được đánh giá dựa trên các chỉ số chính xác (accuracy), độ chính xác (precision), độ nhạy (recall), và điểm F1 (f1-score) cho từng hành động.

Đặc trưng	Decision Tree	Random Forest
Mean	91.62%	97.01%

Bảng 2: Bảng độ chính xác 2 mô hình

Kết quả trong bảng cho thấy mô hình Random Forest đạt hiệu suất cao hơn đáng kể với độ chính xác 97.01%, so với Decision Tree chỉ đạt 91.62%. Điều này chỉ ra rằng mô hình Random Forest có khả năng phân loại các hành động tốt hơn nhờ vào tính linh hoạt và khả năng xử lý dữ liệu phức tạp vượt trội.

Hành động	Precision	Recall	F1-score	Số mẫu (Support)
Chạy bộ	0.97	0.85	0.90	33
Đi bộ	0.95	0.90	0.92	41
Đứng	1.00	1.00	1.00	35
Nằm	0.82	0.93	0.87	30
Ngồi	0.83	0.89	0.86	28
Trung bình (macro)	0.91	0.92	0.91	167

Bảng 3: Dữ liệu chi tiết Decision Trees

Mô hình Decision Tree thể hiện khả năng phân loại tương đối tốt với độ chính xác tổng thể đạt 91.62%. Đáng chú ý là các hành động “Đứng” đạt độ chính xác tuyệt đối 100% trên cả các chỉ số precision, recall, và f1-score, phản ánh rõ rệt độ chính xác của mô hình đối với hành động này. Tuy nhiên, đối với các hành động như “Chạy bộ” và “Nằm,” các chỉ số có phần thấp hơn, cho thấy sự nhầm lẫn tiềm ẩn giữa các hành động này.

Hành động	Precision	Recall	F1-score	Số mẫu (Support)
Chạy bộ	1.00	0.97	0.98	33
Đi bộ	1.00	0.95	0.97	41
Đứng	1.00	1.00	1.00	35
Nằm	0.88	1.00	0.94	30
Ngồi	0.96	0.93	0.95	28
Trung bình (macro)	0.97	0.97	0.97	167

Bảng 4: Dữ liệu chi tiết Random Forest

Random Forest cho thấy khả năng phân loại vượt trội với độ chính xác cao trên các chỉ số cho tất cả các hành động, đặc biệt là “Đứng” với độ chính xác tuyệt đối 100%. Đối với các hành động vận động như “Chạy bộ” và “Đi bộ,” Random Forest cũng đạt các chỉ số cao, phản ánh tính chính xác cao trong phân loại các hành động này. Sự khác biệt rõ rệt giữa các hành động đã được phân tách hiệu quả nhờ vào việc kết hợp các cây quyết định trong mô hình Random Forest.

VII. KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ

Nghiên cứu này đã thành công trong việc xây dựng và triển khai một hệ thống đa tác vụ tiên tiến, với mục tiêu không chỉ thu thập và phân tích dữ liệu gia tốc từ các thiết bị đeo mà còn cải thiện khả năng ước tính nhịp thở và phân loại tư thế ngủ một cách chính xác và hiệu quả. Hệ thống đề xuất ứng dụng các thuật toán học máy mạnh mẽ như Cây Quyết Định và Rừng Ngẫu Nhiên, kết hợp với các phương pháp tăng cường dữ liệu từ miền xử lý tín hiệu âm thanh, giúp tối ưu hóa độ chính xác và cung cấp các chỉ số đánh giá hiệu quả. Kết quả thu được từ các thử nghiệm thực tế cho thấy hệ thống đạt độ chính xác lên tới 97,3% trong phân loại các tư thế ngủ và sai số trung bình tuyệt đối (MAE) trong ước tính chỉ là 2,43, một kết quả ấn tượng đối với một hệ thống giám sát sức khỏe cá nhân.

Hệ thống không chỉ mang lại những chỉ số ấn tượng mà còn mở ra một tiềm năng ứng dụng rộng lớn trong việc giám sát sức khỏe cá nhân thông qua các thiết bị đeo hoặc các hệ thống nhúng thông minh. Các kết quả nghiên cứu này không chỉ khẳng định tiềm năng của công nghệ trong việc cải thiện chất lượng giấc ngủ và sức khỏe tim mạch, mà còn mở ra một kỷ nguyên mới trong việc áp dụng các công nghệ học máy vào lĩnh vực chăm sóc sức khỏe, giúp theo dõi và can thiệp kịp thời vào những vấn đề sức khỏe có thể được phát hiện từ xa.

Kỹ Thuật Tăng Cường Dữ Liệu: Một Phương Pháp Tiên Tiến

- Một trong những điểm đáng chú ý của nghiên cứu này chính là việc áp dụng thành công các phương pháp tăng cường dữ liệu từ lĩnh vực xử lý tín hiệu âm thanh vào việc phân tích dữ liệu gia tốc. Việc sử dụng các kỹ thuật này giúp giải quyết bài toán hạn chế dữ liệu vốn là vấn đề nan giải trong nhiều lĩnh vực y tế và sức khỏe. Trong trường hợp này, kỹ thuật tăng cường dữ liệu không chỉ cải thiện độ chính xác của mô hình phân loại mà còn giúp giảm thiểu sự phụ thuộc vào lượng dữ liệu lớn, điều này đặc biệt quan trọng trong các hệ thống giám sát sức khỏe nơi mà việc thu thập dữ liệu không phải lúc nào cũng dễ dàng.
- Phương pháp tăng cường dữ liệu này giúp làm phong phú thêm không gian đặc trưng của mô hình học máy, cho phép hệ thống có thể xử lý và phân tích dữ liệu một cách toàn diện hơn, tạo ra những kết quả dự đoán chính xác hơn trong việc xác định các tư thế. Kỹ thuật này không chỉ giúp giảm thiểu các vấn đề liên quan đến sự thiếu hụt dữ liệu mà còn giúp tăng cường khả năng tổng quát của mô hình, từ đó tăng cường khả năng vận hành của hệ thống trong các điều kiện dữ liệu thực tế, đầy thách thức.

Tiến Tới Tối Ưu Hóa và Ứng Dụng Thực Tiễn: Tích Hợp Hệ Thống Vào Các Thiết Bị Nhúng

- Một trong những bước đi quan trọng tiếp theo trong nghiên cứu này là tối ưu hóa hệ thống để nâng cao độ chính xác của các ước tính và đảm bảo các giá trị dự đoán càng gần với dữ liệu thực tế càng tốt. Đặc biệt, nhóm nghiên cứu đang tập trung vào việc triển khai hệ thống trên các thiết bị nhúng với các yêu cầu về hiệu suất tính toán hạn chế. Điều này không chỉ đòi hỏi sự tối ưu hóa mô hình học máy mà còn yêu cầu giải quyết bài toán cân bằng giữa độ chính xác cao và mức tiêu thụ tài nguyên phần cứng.

Một trong những bước đi chiến lược quan trọng của nghiên cứu là tối ưu hóa mô hình LSTM (Long Short-Term Memory), một dạng mạng nơ-ron tái hiện (RNN) đặc biệt hiệu quả với các dữ liệu chuỗi thời gian. LSTM sẽ được cải tiến để giảm thiểu độ phức tạp tính toán, đồng thời giữ nguyên khả năng phát hiện các mẫu và cấu trúc phức tạp trong dữ liệu

cảm biến, đặc biệt là trong môi trường hệ thống nhúng. Việc tinh chỉnh và tối ưu hóa các mô hình học sâu này nhằm mục đích giảm tải tính toán, từ đó giảm mức tiêu thụ bộ nhớ và tối ưu hiệu suất trong các nền tảng phần cứng có bộ nhớ hạn chế, một yếu tố cực kỳ quan trọng trong các thiết bị đeo và các hệ thống IoT.

Tích Hợp TinyML: Hướng Đi Mới Cho Các Thiết Bị Nhúng

- Một trong những hướng tiếp cận đầy triển vọng trong việc mở rộng ứng dụng của hệ thống này chính là việc tích hợp TinyML – một phân ngành của học máy tối ưu hóa cho các thiết bị nhúng. TinyML cho phép triển khai các mô hình học máy siêu nhẹ với khả năng xử lý dữ liệu thông minh ngay trên các thiết bị có bộ vi xử lý hạn chế mà không yêu cầu phần cứng mạnh mẽ. Với TinyML, hệ thống sẽ có thể thực hiện các phép toán học máy phức tạp trong thời gian thực mà không làm giảm hiệu suất hoặc yêu cầu tiêu thụ năng lượng quá cao, tạo ra một giải pháp hiệu quả và tiết kiệm chi phí cho việc giám sát sức khỏe liên tục.

Việc tích hợp TinyML vào hệ thống sẽ không chỉ giúp tối ưu hóa hiệu suất mà còn mở rộng khả năng ứng dụng của hệ thống trên quy mô toàn cầu. Hệ thống có thể hoạt động độc lập trên các thiết bị di động, các thiết bị đeo thông minh hoặc thậm chí trong các môi trường y tế, mang đến những lợi ích thực tiễn cho người dùng mà không cần đến sự phụ thuộc vào các hạ tầng phần cứng đắt tiền. Điều này không chỉ mang lại tiềm năng lớn trong việc phát triển các ứng dụng sức khỏe cá nhân mà còn mở ra những cơ hội mới trong lĩnh vực chăm sóc sức khỏe từ xa, hỗ trợ người dùng duy trì một lối sống lành mạnh và chủ động.

Nhìn chung, nghiên cứu này đã tạo ra một bước ngoặt quan trọng trong lĩnh vực giám sát sức khỏe cá nhân, mở ra những cơ hội ứng dụng mới mẻ trong việc theo dõi và cải thiện chất lượng sức khỏe thông qua các thiết bị thông minh. Bằng việc kết hợp các phương pháp học máy tiên tiến, các thuật toán học sâu tối ưu hóa cho hệ thống nhúng và các giải pháp tăng cường dữ liệu sáng tạo, nghiên cứu không chỉ mang lại một giải pháp hiệu quả mà còn đóng góp vào việc thay đổi cách thức chúng ta tiếp cận và quản lý sức khỏe cá nhân.

Với tiềm năng ứng dụng rộng rãi trong giám sát sức khỏe từ xa và hỗ trợ lối sống lành mạnh thông qua các thiết bị công nghệ tiên tiến, nghiên cứu này không chỉ dừng lại ở việc cải thiện khả năng phân loại tư thế mà còn mở ra những hướng đi mới trong việc phát triển các hệ thống chăm sóc sức khỏe tự động, thông minh và hiệu quả hơn.

NGUỒN THAM KHẢO

- [1] Mehmet Yucel Agargun and Murat Boysan and Lutfu Hanoglu, "Sleeping Position, Dream Emotions, and Subjective Sleep Quality," 2004.
- [2] L. B. L. Benoist, S. Morong, J. P. van Maanen, A. A. J. Hilgevoord and N. de Vries, "Influence of Sleep Position on Snoring," in *Positional Therapy in Obstructive Sleep Apnea*, Springer International Publishing, 2014, p. 143–150.
- [3] Y.-Y. Li, S.-J. Wang, and Y.-P. Hung, "A vision-based system for insleep upper- body and head pose classification," *Sensors*, vol. 22, mar 2022.
- [4] "SleepPoseNet: Multi-view learning for sleep postural transition recognition using UWB," *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 25, p. 1305–1314, apr 2021.
- [5] A. Roshini and K. V. D. Kiran, "An enhanced posture prediction bayesian network algorithm for sleep posture recognition in wireless body area networks," *International Journal of Telemedicine and Applications*, vol. 2022, pp. 1-11, 2022.
- [6] Xing, Zhe and Gao, Weidong and Chuai, Gang, "Research on sleeping position recognition algorithm based on human body vibration signal," in *2022 IEEE 2nd International Conference on Power, Electronics and Computer Applications (ICPECA)*, 2022, pp. 403-406.
- [7] Yousefi, Rasoul and Ostadabbas, Sarah and Faezipour, Miad and Farshbaf, M and Nourani, Mehrdad and Tamil, Lakshman and Pompeo, M, "Bed posture classification for pressure ulcer prevention," 2011.
- [8] Enayati, Moein and Skubic, Marjorie and Keller, James M. and Popescu, Mihail and Farahani, Nasibeh Zanjirani, "Sleep Posture Classification Using Bed Sensor Data and Neural Networks," in *2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 2018, pp. 461-465.
- [9] Jeng, Poyuan and Wang, Li-Chun, "An accurate, low-cost, easy-to-use sleep posture monitoring system," in *2017 International Conference on Applied System Innovation (ICASI)*, 2017, pp. 903-905.
- [10] Jeon, Sanghoon and Paul, Anand and Lee, Haengju and Bun, Yongsoon and Son, Sang Hyuk, "SleepPS: Sleep position tracking system for screening sleep quality by wristbands," in *2017 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, 2017, pp. 3141-3146.
- [11] Tran, To-Hieu Dao and Hai-Yen Hoang and Van-Nhat Hoang and Duc-Tan Tran and Duc-Nghia, "Human Activity Recognition System For Moderate Performance Microcontroller Using Accelerometer Data And Random Forest Algorithm," *EAI Endorsed Transactions on Industrial Networks and Intelligent Systems*, vol. 9, no. 4, 2022.
- [12] N. T. Thu, T.-H. Dao, B. B. Quoc, D.-N. Tran, P. V. Thanh, and D.T. Tran, "Real-time wearable-device based activity recognition using," *International Journal of Computing and*, vol. 11, no. 1, p. 321–333, 2022.
- [13] Abdulsadig, Rawan S. and Singh, Sukhpreet and Patel, Zaibaa and Rodriguez- Villegas, Esther, "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.
- [14] Fabian Pedregosa and Ga{\e}l Varoquaux and Alexandre Gramfort and Vincent Michel and Bertrand Thirion and Olivier Grisel and Mathieu Blondel and Gilles Louppe and Peter Prettenhofer and Ron Weiss and Ron J. Weiss and J. Vanderplas and Alexandre Passos an, "Scikit-learn: Machine Learning in Python," *ArXiv*, vol. abs/1201.0490, 2011.
- [15] "Wikipedia," [Online]. Available:https://en.wikipedia.org/wiki/Machine_learning.

- [16] Popescu, Marius-Constantin and Balas, Valentina and Perescu-Popescu, Liliana and Mastorakis, Nikos, " Multilayer perceptron and neural networks," WSEAS Transactions on Circuits and Systems, vol. 8, 2009.
- [17] A. Michel, "Recurrent neural networks: overview and perspectives," in Proceedings of the 2003 International Symposium on Circuits and Systems, 2003. ISCAS '03, 2003.
- [18] C. Jin Huang and Ling, "Using AUC and accuracy in evaluating learning algorithms," IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, vol. 17,pp. 299-310, 2005.
- [19] Ashish Vaswani and Noam Shazeer and Niki Parmar and Jakob Uszkoreit and Llion Jones and Aidan N. Gomez and Lukasz Kaiser and Illia Polosukhin, "Attention Is All You Need," 2017.

TIẾN ĐỘ THỰC HIỆN

STT	Nội dung công việc chủ yếu cần được thực hiện (các mốc đánh giá chủ yếu)	Thời gian	Kết quả dự kiến
1	Khảo sát đề tài, các yêu cầu	9/9 – 11/9	Tìm hiểu được các kiến thức tổng quát của đề tài, các phần việc cần triển khai
2	Nghiên cứu, phân tích các tài liệu và cơ sở lý thuyết của đề tài	13/9 – 18/9	Hoàn thành kế hoạch triển khai phát triển đề tài Hoàn thành đề cương chi tiết
3	Phân tích, tìm hiểu các kỹ thuật về các thuật toán cho đề tài xây dựng mô hình phân loại	19/9-30/9	Tổng hợp kết quả tìm được Báo cáo kết quả tìm được
4	Phân tích thiết kế mô hình thiết bị và mô hình phân loại	1/10-20/10	Xây dựng mô hình phân loại và phần cứng thiết bị
5	Chạy mô hình mô phỏng và thực hiện các kỹ thuật kiểm thử	21/10-30/10	Tiến hành chạy thiết bị và kiểm thử
6	Hoàn thiện đồ án và chỉnh sửa theo yêu cầu GV hướng dẫn	1/11-9/11	Báo cáo kết quả đạt được và hoàn thiện báo cáo, đồ án

Hà Nội, ngày tháng năm 2024

CHỦ NHIỆM BỘ MÔN

(Ký và ghi rõ họ tên)

NGƯỜI HƯỚNG DẪN

(Ký và ghi rõ họ tên)

SINH VIÊN THỰC HIỆN

(Ký và ghi rõ họ tên)