

HỌC VIỆN CÔNG NGHỆ BƯU CHÍNH VIỄN THÔNG



NGUYỄN KIM TRỌNG

**GIẢI PHÁP HỌC MÁY PHÁT HIỆN RỐI LOẠN NHỊP TIM
DỰA TRÊN DỮ LIỆU ĐIỆN TÂM ĐỒ**

ĐỀ ÁN TỐT NGHIỆP THẠC SĨ KỸ THUẬT
(Theo định hướng ứng dụng)

HÀ NỘI – 2025

HỌC VIỆN CÔNG NGHỆ BƯU CHÍNH VIỄN THÔNG



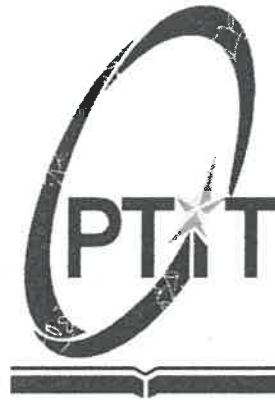
NGUYỄN KIM TRỌNG

**GIẢI PHÁP HỌC MÁY PHÁT HIỆN RỐI LOẠN NHỊP TIM
DỰA TRÊN DỮ LIỆU ĐIỆN TÂM ĐỒ**

ĐỀ ÁN TỐT NGHIỆP THẠC SĨ KỸ THUẬT
(Theo định hướng ứng dụng)

HÀ NỘI – 2025

HỌC VIỆN CÔNG NGHỆ BƯU CHÍNH VIỄN THÔNG



NGUYỄN KIM TRỌNG

**GIẢI PHÁP HỌC MÁY PHÁT HIỆN RỐI LOẠN NHỊP TIM
DỰA TRÊN DỮ LIỆU ĐIỆN TÂM ĐỒ**

CHUYÊN NGÀNH : KỸ THUẬT VIỄN THÔNG

MÃ SỐ: 8.52.02.088

ĐỀ ÁN TỐT NGHIỆP THẠC SĨ KỸ THUẬT

(Theo định hướng ứng dụng)

NGƯỜI HƯỚNG DẪN KHOA HỌC: PGS.TS LÊ HẢI CHÂU

HÀ NỘI – 2025

LỜI CẢM ƠN

Trong suốt quá trình học tập và rèn luyện tại Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông, em đã nhận được rất nhiều sự quan tâm, chỉ dẫn và hỗ trợ tận tình từ quý Thầy Cô, đặc biệt là các Thầy Cô trong Khoa Viễn thông 1. Em xin được bày tỏ lòng biết ơn chân thành và sâu sắc tới Ban Giám hiệu Học viện, Ban Chủ nhiệm khoa cùng toàn thể quý Thầy Cô đã không ngừng truyền đạt cho em những kiến thức chuyên môn quý báu, cũng như phương pháp tư duy và làm việc khoa học, giúp em có nền tảng vững chắc để hoàn thành chương trình học và thực hiện đề án tốt nghiệp.

Em xin đặc biệt gửi lời cảm ơn chân thành tới Thầy **PGS.TS. Lê Hải Châu**, người đã trực tiếp hướng dẫn và đồng hành cùng em trong suốt quá trình thực hiện đề án tốt nghiệp với đề tài *“Giải pháp học máy phát hiện rối loạn nhịp tim dựa trên dữ liệu điện tâm đồ”*. Với sự nhiệt tình, tận tâm và chuyên môn sâu rộng, Thầy không chỉ giúp em tiếp cận bài toán một cách bài bản mà còn truyền cảm hứng để em có thêm động lực nghiên cứu và phát triển trong lĩnh vực ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong y tế.

Bên cạnh đó, em cũng xin gửi lời cảm ơn đến bạn bè, người thân và các thầy cô trong suốt quá trình học tập đã luôn đồng hành, chia sẻ và động viên em vượt qua những khó khăn trong học tập và nghiên cứu.

Mặc dù em đã cố gắng nỗ lực hết mình trong quá trình thực hiện đề án, song với năng lực và kinh nghiệm còn hạn chế, đề án này khó tránh khỏi những thiếu sót. Em rất mong nhận được sự góp ý chân thành từ quý Thầy Cô để em có thể hoàn thiện hơn trong những công trình nghiên cứu tiếp theo.

Em xin trân trọng cảm ơn!

Thầy
Nguyễn Kim Thay

MỤC LỤC

LỜI CẢM ƠN.....	i
DANH MỤC BẢNG.....	viii
DANH MỤC HÌNH	ix
LỜI NÓI ĐẦU	1
CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN VỀ IOMT VÀ BÀI TOÁN PHÂN LOẠI TÍN HIỆU ĐIỆN TÂM ĐỒ	2
1.1. Giới thiệu chung.....	2
1.2. Tổng quan về hệ thống IoMT.....	3
1.2.1. Giới thiệu về IoMT.....	3
1.2.2. Các thành phần của hệ thống IoMT	4
1.2.3. Chức năng của hệ thống IoMT	5
1.3. Ứng dụng IoMT trong thu thập và xử lý dữ liệu.....	6
1.3.1. Thu thập dữ liệu trong hệ thống IoMT	6
1.3.2. Truyền tải dữ liệu qua mạng.....	7
1.3.3. Lưu trữ và quản lý dữ liệu y tế	8
1.3.4. Phân tích dữ liệu với học máy và trí tuệ nhân tạo	8
1.4. Phân tích tín hiệu ECG và vai trò học máy trong phân tích ECG	9
1.4.1. Thành phần và nguyên lý hoạt động của tín hiệu ECG.....	9
1.4.2. Vai trò học máy trong phân tích ECG	12
1.4.3. Cấu trúc bộ dữ liệu MIT-BIH Arrhythmia	15
1.5. Mạng nơ-ron tích chập trong xử lý tín hiệu theo thời gian	20
1.5.1. Tổng quan về học sâu	20
1.5.2. Tổng quan về mạng nơ-ron tích chập (CNN).....	21
1.5.3. Ưu điểm của mạng nơ-ron tích chập trong xử lý tín hiệu theo thời gian	23
1.6. Kết luận chương	24
Chương 2 : PHÂN LOẠI RỐI LOẠN NHỊP TIM DỰA TRÊN TÍN HIỆU ECG	25
2.1. Giới thiệu chung.....	25
2.2. Tiền xử lý tín hiệu ECG	25

2.2.1. Khái niệm và tầm quan trọng của tiền xử lý tín hiệu ECG	25
2.2.2. Phương pháp loại bỏ nhiễu	26
2.2.3. Chuẩn hóa tín hiệu và chuyển đổi định dạng dữ liệu	28
2.3. Phương pháp cân bằng dữ liệu	30
2.4. Xây dựng mô hình	32
2.4.1. Tầng tích chập	33
2.4.2. Tầng gộp	34
2.4.3. Tầng kích hoạt	35
2.4.4. Tầng kết nối đầy đủ	35
2.4.5. Tầng đầu ra	36
2.4. Kiến trúc mô hình đề xuất	36
2.4.1. Kiến trúc mô hình	36
2.4.2. Cân bằng dữ liệu	37
2.4.3. Tối ưu hóa quá trình huấn luyện	38
2.4.4. Huấn luyện và đánh giá	40
2.5. Phương pháp đánh giá mô hình	40
2.5.1. Độ chính xác (Accuracy)	40
2.5.2. Độ chuẩn xác (Precision)	41
2.5.3. Độ nhạy (Recall)	41
2.5.4. Điểm F1 (F1-score)	41
2.5.5. Đường cong ROC và diện tích AUC	42
2.5.6. Ma trận nhầm lẫn (Confusion Matrix)	42
2.5.7. Thời gian dự đoán trung bình	43
2.6. Kết luận chương	43
Chương 3 : THỬ NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ HIỆU NĂNG MÔ HÌNH	45
3.1. Giới thiệu chung	45
3.2. Công cụ phần mềm và các tham số cơ bản	45
3.2.1. Công cụ phần mềm	45
3.2.2. Tham số mô phỏng	47

3.4. Đánh giá kết quả mô hình	48
3.4.1. Độ chính xác và hàm mất mát	48
3.4.2. Độ chuẩn xác, độ nhạy và điểm F1	51
3.4.3. Ma trận nhầm lẫn.....	54
3.4.4. Đường cong ROC và diện tích AUC	55
3.5. Kết luận chương	57
KẾT LUẬN.....	59
TÀI LIỆU THAM KHẢO	60

DANH SÁCH TỪ VIẾT TẮT

1D-CNN	One-Dimensional Convolutional Neural Network	Mạng nơ-ron tích chập một chiều
AAMI	Association for the Advancement of Medical Instrumentation	Hiệp hội Thúc đẩy Thiết bị Y tế
AES	Advanced Encryption Standard	Chuẩn mã hóa tiên tiến
AI	Artificial Intelligence	Trí tuệ nhân tạo
AUC	Area Under the Curve	Diện tích dưới đường cong ROC
AWS	Amazon Web Services	Dịch vụ đám mây Amazon
CNN	Convolutional Neural Network	Mạng nơ-ron tích chập
CSV	Comma-Separated Values	Tập giá trị phân cách bằng dấu phẩy (CSV)
DL	Deep Learning	Học sâu
ECG	Electrocardiogram	Điện tâm đồ
F	Fusion (Beat)	Nhịp hợp
FN	False Negative	Âm tính sai
FP	False Positive	Dương tính sai
HIPAA	Health Insurance Portability and Accountability Act	Đạo luật về tính bảo mật và di chuyển dữ liệu y tế Hoa Kỳ
HRV	Heart Rate Variability	Biến thiên nhịp tim
IDE	Integrated Development Environment	Môi trường phát triển tích hợp

IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers	Viện Kỹ sư Điện và Điện tử
IOMT	Internet of Medical Things	Internet vạn vật y tế
IoT	Internet of Things	Internet vạn vật
LAN	Local Area Network	Mạng cục bộ
MEMS	Micro-Electro-Mechanical Systems	Hệ thống vi cơ điện tử
MIT-BIH	Massachusetts Institute of Technology - Beth Israel Hospital Database	Cơ sở dữ liệu MIT-BIH (Viện Công nghệ MIT và Bệnh viện Beth Israel)
ML	Machine Learning	Học máy
N	Normal (Beat)	Nhịp bình thường (trong phân loại nhịp tim)
PON	Passive Optical Network	Mạng quang thụ động
Q	Unknown (Beat)	Nhịp không xác định
ReLU	Rectified Linear Unit	Hàm kích hoạt ReLU (hàm tuyến tính có chỉnh sửa)
RFID	Radio Frequency Identification	Nhận dạng bằng tần số vô tuyến
RNN	Recurrent Neural Network	Mạng nơ-ron hồi tiếp
ROC	Receiver Operating Characteristic	Đường cong ROC (đặc trưng hoạt động của máy thu)
RR	RR Interval	Khoảng RR (khoảng cách giữa hai đỉnh R liên tiếp trong ECG)
S	Supraventricular (Beat)	Nhịp trên thất
SNR	Signal-to-Noise Ratio	Tỷ lệ tín hiệu trên nhiễu

SVM	Support Vector Machine	Máy vector hỗ trợ
TN	True Negative	Âm tính đúng
TP	True Positive	Dương tính đúng
V	Ventricular (Beat)	Nhịp thất
XGSPON	10-Gigabit Symmetrical Passive Optical Network	Mạng quang thụ động đối xứng 10 Gigabit

DANH MỤC BẢNG

Bảng 3.1 – Bảng các tham số chính được sử dụng trong mô hình	48
--	----

DANH MỤC HÌNH

Hình 1.1 – Thiết bị IoMT trong môi trường số chăm sóc sức khỏe	4
Hình 1.2 – Các lớp chính trong hệ thống IoMT	5
Hình 1.3 – Sự phong phú của thiết bị đeo thu thập dữ liệu hiện nay	7
Hình 1.4 – Các thành phần của tín hiệu ECG được biểu diễn trên miền thời gian ..	11
Hình 1.5 – Vị trí đặt điện cực đo trên cơ thể người	12
Hình 1.6 – Quy trình phân tích tín hiệu ECG	14
Hình 1.7 – Phân bố các nhĩ nhịp tim trong bộ dữ liệu MIT-BIH Arrhythmia	17
Hình 1.8 – Một bản ghi của cơ sở dữ liệu MIT-BIH Arrhythmia	17
Hình 1.9 – 5 mẫu tín hiệu trong bộ dữ liệu MIT-BIH Arrhythmia	19
Hình 1.10 – Kiến trúc cơ bản của một mô hình học sâu	21
Hình 2.1 – Các lớp cơ bản của mạng nơ ron	32
Hình 2.2 – Kiến trúc mô hình đề xuất	37
Hình 2.3 – Phân bố các lớp dữ liệu trước khi cân bằng	38
Hình 2.4 – Phân bố dữ liệu sau khi cân bằng	38
Bảng 3.1 – Bảng các tham số chính được sử dụng trong mô hình	48
Hình 3.1 - Nhật ký huấn luyện và kiểm thử	49
Hình 3.2 – Biểu đồ biến thiên của độ chính xác	50
Hình 3.3 – Biểu đồ biến thiên của hàm mất mát	50
Hình 3.4 – Nhật kí về chuẩn xác, độ nhạy và điểm F1 của mô hình	51
Hình 3.5 – Ma trận nhầm lẫn của mô hình đề xuất	54
Hình 3.6 - Đường cong ROC và diện tích AUC của mô hình đề xuất	56
Hình 3.7 – Nhật kí ghi lại điểm AUC của từng lớp và thời gian dự đoán trung bình của một mẫu	57

LỜI NÓI ĐẦU

Trong bối cảnh chuyển đổi số ngành y tế đang diễn ra mạnh mẽ trên toàn cầu, việc ứng dụng các công nghệ tiên tiến như Internet vạn vật y tế (IoMT) và học sâu (Deep Learning) đã và đang mang đến những đột phá trong việc giám sát, chẩn đoán và cá nhân hóa chăm sóc sức khỏe. Đặc biệt, khi dân số đang già hóa và các bệnh tim mạch ngày càng phổ biến, nhu cầu phát hiện sớm các bất thường sinh lý như rối loạn nhịp tim trở nên cấp thiết. Tín hiệu điện tâm đồ (ECG) là một công cụ quan trọng và phổ biến trong giám sát chức năng tim mạch, tuy nhiên việc phân tích tín hiệu này theo cách thủ công hoặc truyền thống thường đòi hỏi chuyên gia, mất thời gian và dễ bị ảnh hưởng bởi yếu tố chủ quan.

Sự kết hợp giữa IoMT và học sâu đã mở ra cơ hội triển khai các hệ thống giám sát sức khỏe từ xa một cách thông minh, liên tục và chính xác. Trong đó, mạng nơ-ron tích chập một chiều (1D-CNN) được chứng minh là công cụ hiệu quả trong việc xử lý tín hiệu thời gian như ECG, nhờ khả năng tự động trích xuất đặc trưng và học sâu các mẫu tín hiệu phức tạp. Đặc biệt, khi được huấn luyện trên các bộ dữ liệu lớn và tiêu chuẩn như MIT-BIH Arrhythmia, các mô hình học sâu có thể đạt được độ chính xác phân loại cao, đồng thời có khả năng phản hồi nhanh, phù hợp với các hệ thống thời gian thực như IoMT.

Tuy nhiên, tại Việt Nam, việc nghiên cứu và triển khai các giải pháp tích hợp IoMT với học sâu trong chẩn đoán tim mạch còn gặp nhiều hạn chế, cả về công nghệ lẫn ứng dụng thực tiễn. Trước thực tế đó, đề tài này được thực hiện với mục tiêu nghiên cứu, thiết kế và đánh giá một mô hình phân loại tín hiệu ECG sử dụng mạng CNN một chiều, nhằm hướng tới ứng dụng trong các hệ thống giám sát tim mạch từ xa dựa trên nền tảng IoMT.

Đề án được tổ chức thành các chương như sau:

- **Chương 1:** Trình bày tổng quan về hệ thống IoMT
- **Chương 2:** Phân loại rối loạn nhịp tim dựa trên dữ liệu điện tâm đồ
- **Chương 3:** Thử nghiệm và đánh giá hiệu năng mô hình

CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN VỀ IOMT VÀ BÀI TOÁN PHÂN LOẠI TÍN HIỆU ĐIỆN TÂM ĐỒ

Chương này sẽ trình bày tổng quan các nội dung nền tảng nhằm làm rõ vai trò trung tâm của IoMT và học máy trong bài toán phân loại tín hiệu điện tâm đồ. Cụ thể, chương bắt đầu bằng việc giới thiệu khái niệm, cấu trúc và chức năng của hệ thống IoMT, phân tích vai trò của IoMT trong thu thập, xử lý và lưu trữ dữ liệu y tế, đặc biệt là dữ liệu ECG.

Ngoài ra, chương cũng sẽ giới thiệu khái niệm cơ bản về học máy, học sâu và đặc biệt là mạng nơ-ron tích chập. Thông qua chương này, người đọc sẽ có cái nhìn tổng quan, hệ thống và có chiều sâu về mối liên hệ giữa công nghệ IoMT, tín hiệu ECG và các phương pháp học máy trong việc phát hiện sớm các bất thường về tim mạch – từ đó nhận thức rõ hơn về tính cấp thiết cũng như tiềm năng ứng dụng rộng lớn của các giải pháp học máy trong lĩnh vực chăm sóc sức khỏe số hiện đại.

1.1. Giới thiệu chung

Trong bối cảnh gia tăng dân số cao tuổi và sự bùng nổ của các bệnh lý mãn tính, đặc biệt là các bệnh tim mạch – nguyên nhân hàng đầu gây tử vong toàn cầu – việc phát hiện sớm và theo dõi sức khỏe từ xa ngày càng trở nên cần thiết. Sự phát triển mạnh mẽ của công nghệ Internet vạn vật (IoT), đặc biệt là trong lĩnh vực y tế với tên gọi Internet vạn vật y tế (Internet of Medical Things – IoMT), đã mở ra những tiềm năng to lớn trong việc cung cấp các giải pháp giám sát, phân tích và chẩn đoán bệnh lý theo thời gian thực mà không yêu cầu sự hiện diện vật lý của bệnh nhân tại các cơ sở y tế. Một trong những ứng dụng nổi bật của IoMT là theo dõi và phân tích tín hiệu điện tâm đồ (Electrocardiogram – ECG), từ đó phát hiện các bất thường về tim mạch một cách tự động và chính xác.

Trong khi IoMT đảm nhận vai trò thu thập và truyền dẫn dữ liệu sức khỏe từ các thiết bị đeo được hoặc cảm biến y tế, thì công nghệ học máy (Machine Learning – ML) và học sâu đóng vai trò trung tâm trong việc phân tích dữ liệu này, đặc biệt là tín hiệu ECG, để phát hiện các bất thường như rối loạn nhịp tim, thiếu máu cơ tim, hoặc nguy cơ đột tử do tim. Với sự hỗ trợ của ML và học sâu (Deep Learning – DL),

các hệ thống y tế thông minh có thể không chỉ giám sát sức khỏe mà còn đưa ra cảnh báo kịp thời, cá nhân hóa điều trị, và nâng cao hiệu quả chăm sóc bệnh nhân.

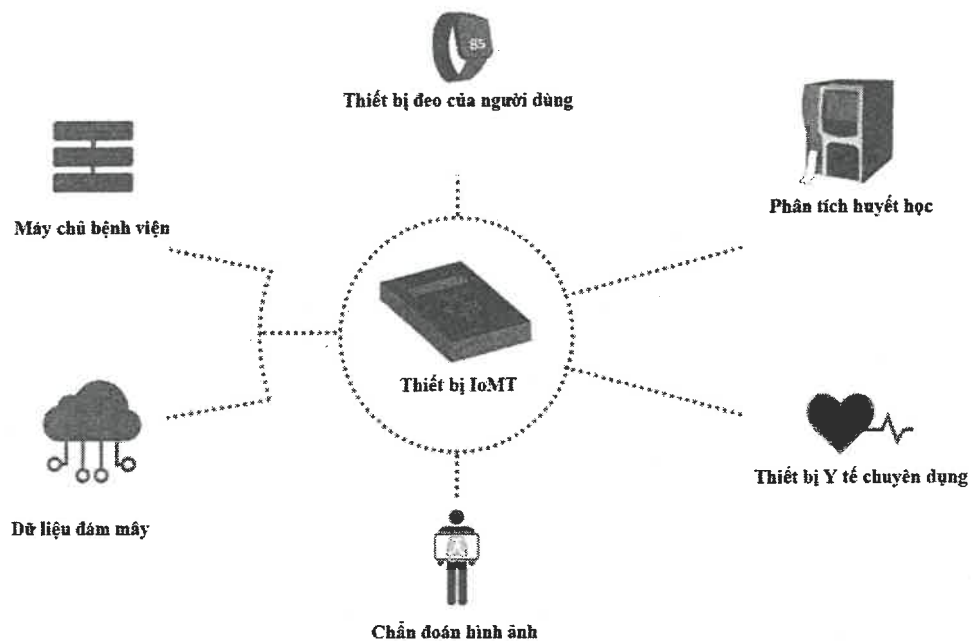
1.2. Tổng quan về hệ thống IoMT

1.2.1. Giới thiệu về IoMT

Internet vạn vật y tế (IoMT) là sự kết hợp giữa các thiết bị y tế và công nghệ Internet vạn vật (IoT), tạo ra một hệ sinh thái kết nối nhằm cải thiện hiệu quả chăm sóc sức khỏe, đặc biệt trong các ứng dụng từ xa [1], [2], [3]. IoMT được coi là một bước tiến quan trọng trong ngành y tế, nơi mọi thiết bị y tế sẽ được kết nối và theo dõi qua Internet thông qua các chuyên gia chăm sóc sức khỏe [4].

IoMT là một thành phần quan trọng của xu hướng số hóa trong chăm sóc sức khỏe, cho phép kết nối các thiết bị y tế qua mạng Internet để thu thập, truyền tải và phân tích dữ liệu sức khỏe theo thời gian thực. Hệ thống này không chỉ hỗ trợ giám sát liên tục các thông số sinh lý của bệnh nhân mà còn tăng cường khả năng ra quyết định y tế nhanh chóng và chính xác. IoMT đang đóng một vai trò quan trọng trong chăm sóc sức khỏe và giám sát từ xa để tăng hiệu quả của các thiết bị y tế, tốc độ và khả năng tiếp cận của các dịch vụ y tế [5]. Điều này đặc biệt có ý nghĩa trong việc phát hiện sớm các bất thường tim mạch thông qua tín hiệu ECG, mang lại lợi ích lớn cho người cao tuổi và các bệnh nhân ở khu vực xa xôi.

IoMT hoạt động bằng cách tích hợp các thiết bị y tế với mạng máy tính thông qua các giao diện truyền thông phổ biến như Zigbee, Bluetooth, RFID, LAN và Wi-Fi để kết nối các thiết bị và cung cấp dữ liệu theo thời gian thực. Các thiết bị thu thập dữ liệu từ người bệnh có thể là các thiết bị y tế chuyên dụng hoặc các thiết bị đeo gián tiếp như thiết bị đồng hồ thông minh hoặc giày thông minh có gắn cảm biến đang rất phổ biến hiện nay, các thiết bị này. Việc lưu trữ dữ liệu được thực hiện qua cloud hoặc các server riêng tư của bệnh viện tùy theo từng trường hợp sử dụng, mô hình triển khai và yêu cầu bảo mật dữ liệu khác nhau. Hình 1.1 mô tả một môi trường IoMT khi kết nối với các thiết bị IoT và thiết bị thông minh khác.



Hình 1.1 – Thiết bị IoMT trong môi trường số chăm sóc sức khỏe

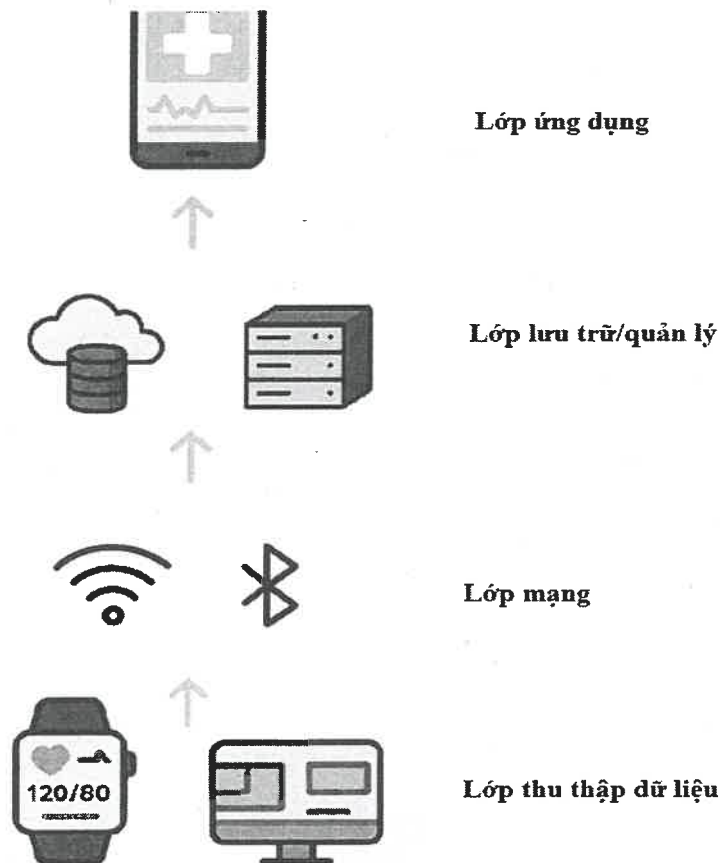
1.2.2. Các thành phần của hệ thống IoMT

Hệ thống IoMT được cấu trúc thành bốn lớp chính được mô tả như hình 1.2, mỗi lớp đảm nhận một vai trò cụ thể trong quá trình thu thập, truyền tải, xử lý và ứng dụng dữ liệu y tế:

- Lớp cảm nhận (Lớp thu thập dữ liệu): Đây là lớp nền tảng, bao gồm các cảm biến và thiết bị đeo được dùng để thu thập dữ liệu sinh lý từ bệnh nhân. Các thiết bị này có thể đo nhịp tim, huyết áp, nhiệt độ cơ thể hoặc tín hiệu ECG. IoMT có thể được sử dụng để thu thập dữ liệu sức khỏe bệnh nhân từ xa sử dụng các cảm biến và thiết bị có thể đeo được kết nối với các hệ thống giám sát sức khỏe dựa trên Internet [5].
- Lớp gateway (Lớp mạng): Lớp này đóng vai trò trung gian, truyền dữ liệu từ cảm biến đến hệ thống xử lý trung tâm thông qua các giao thức như Wi-Fi, Bluetooth, Zigbee hoặc RFID. IoMT được xử lý bằng cách kết nối và giao tiếp máy đến máy thông qua các thiết bị y tế được trang bị Wi-Fi [6].
- Lớp dịch vụ quản lý/lưu trữ: Lớp này chịu trách nhiệm lưu trữ và quản lý dữ liệu y tế trên cơ sở dữ liệu đám mây. Dữ liệu chăm sóc sức khỏe nhận được từ các

thiết bị IoMT được lưu trữ trong cơ sở dữ liệu máy chủ đám mây, được liên kết với các nền tảng đám mây và sau đó được phân tích [6].

- Lớp ứng dụng: Lớp này cung cấp giao diện cho người dùng cuối, như bác sĩ, y tá hoặc bệnh nhân, để truy cập dữ liệu và kết quả phân tích. Các ứng dụng có thể là phần mềm y tế, ứng dụng di động hoặc bảng điều khiển trực tuyến.



Hình 1.2 – Các lớp chính trong hệ thống IoMT

1.2.3. Chức năng của hệ thống IoMT

IoMT mang lại nhiều chức năng quan trọng trong chăm sóc sức khỏe từ xa, đặc biệt trong việc giám sát và phân tích dữ liệu y tế. Các chức năng chính bao gồm:

- Giám sát sức khỏe liên tục: IoMT cho phép theo dõi các thông số sinh lý như nhịp tim, huyết áp hoặc tín hiệu ECG theo thời gian thực và bất kể thời gian nào. Chức năng này được tạo nên nhờ sự kết hợp giữa công nghệ đeo không dây ngày càng trở nên phổ biến như các thiết bị đồng hồ thông minh và công nghệ truyền thông

với tốc độ cao, độ trễ thấp như 4G, 5G đang phát triển và mở rộng với tốc độ chóng mặt.

- Truyền tải dữ liệu nhanh chóng: Nhờ các giao thức truyền thông tiên tiến, IoMT đảm bảo dữ liệu được gửi từ bệnh nhân đến nhà cung cấp dịch vụ y tế một cách nhanh chóng và đáng tin cậy.
- Phân tích và chẩn đoán tự động: Dữ liệu thu thập được phân tích bằng các thuật toán học máy hoặc trí tuệ nhân tạo để phát hiện các mẫu bất thường, như rối loạn nhịp tim từ tín hiệu ECG.
- Tích hợp với hệ thống y tế: IoMT kết nối các thiết bị y tế với cơ sở hạ tầng bệnh viện, cho phép chia sẻ dữ liệu giữa các bên liên quan, từ bác sĩ đến phòng thí nghiệm, nhằm cải thiện quy trình chăm sóc.

1.3. Ứng dụng IoMT trong thu thập và xử lý dữ liệu

1.3.1. Thu thập dữ liệu trong hệ thống IoMT

Quá trình thu thập dữ liệu là bước đầu tiên và quan trọng nhất trong hệ thống IoMT. Các thiết bị cảm biến và thiết bị đeo thông minh được sử dụng để ghi nhận liên tục các thông số sinh lý của bệnh nhân, hình 1.3 cho thấy sự phong phú của các loại cảm biến dựa trên mục đích sử dụng của chúng. Một báo cáo từ Journal of Medical Internet Research nhấn mạnh rằng: IoMT cho phép thu thập dữ liệu sức khỏe từ xa thông qua các cảm biến tích hợp trong thiết bị đeo, kết nối với hệ thống giám sát dựa trên Internet [5]. Trong lĩnh vực giám sát tim mạch, các thiết bị như dây đai ngực, đồng hồ thông minh hoặc miếng dán điện cực có khả năng đo tín hiệu ECG, bao gồm các thành phần quan trọng như sóng P, phức hợp QRS và sóng T. Những dữ liệu này cung cấp thông tin về nhịp tim từ đó giúp phát hiện các bất thường như rối loạn nhịp tim hoặc dấu hiệu của bệnh mạch vành.

Để đảm bảo hiệu quả, các thiết bị IoMT thường được tích hợp công nghệ tiên tiến như cảm biến MEMS (Micro-Electro-Mechanical Systems) cảm biến MEMS giúp cải thiện độ chính xác của tín hiệu ECG bằng cách giảm nhiễu từ chuyển động hoặc môi trường bên ngoài. Ví dụ, một dây đai ngực thông minh có thể ghi nhận tín

hiệu ECG với độ phân giải cao ngay cả khi bệnh nhân đang vận động nhẹ, điều này đặc biệt hữu ích cho người cao tuổi hoặc những người có lối sống năng động.

Hơn nữa, các thiết bị IoMT hiện đại còn có khả năng tự hiệu chỉnh để thích ứng với điều kiện khác nhau. Chẳng hạn, một số cảm biến có thể tự động điều chỉnh độ nhạy dựa trên mức độ hoạt động của người dùng, từ đó giảm thiểu sai số do nhiễu cơ học hoặc điện từ. Điều này đảm bảo rằng dữ liệu thu thập được không chỉ chính xác mà còn đáng tin cậy để phục vụ cho việc chẩn đoán.



Hình 1.3 – Sự phong phú của thiết bị đeo thu thập dữ liệu hiện nay

1.3.2. Truyền tải dữ liệu qua mạng

Sau khi được thu thập, dữ liệu từ các cảm biến cần được truyền đến hệ thống xử lý trung tâm thông qua lớp gateway. Lớp này sử dụng các giao thức truyền thông như Wi-Fi, Bluetooth, Zigbee hoặc mạng 5G để đảm bảo kết nối nhanh chóng và ổn định.

Trong các ứng dụng giám sát tim mạch khẩn cấp, tính thời gian thực của việc truyền dữ liệu là yếu tố sống còn. Ví dụ, khi một mẫu sóng ECG bất thường được phát hiện (như dấu hiệu rung nhĩ), dữ liệu phải được gửi ngay lập tức đến bác sĩ hoặc hệ thống phân tích để đưa ra cảnh báo kịp thời. Theo báo cáo của Cisco (2021), mạng 5G với độ trễ thấp và băng thông cao đã nâng cao khả năng truyền tải dữ liệu IoMT, cho phép gửi các bản ghi ECG dài hoặc thậm chí video y tế theo thời gian thực [7].

Điều này mở ra cơ hội cho các ứng dụng tiên tiến như hội chẩn từ xa hoặc giám sát phẫu thuật từ xa.

Một phương án khác nhằm giải quyết các vấn đề truyền dữ liệu từ cảm biến qua mạng, đó là tích hợp sẵn mô hình chẩn đoán vào trong thiết bị thu thập, giả sử như thiết bị đồng hồ thông minh, ngoài việc liên tục ghi nhận dữ liệu từ người sử dụng, nó sẽ đồng thời phân tích và trả về ngay thông tin về tình trạng cơ thể. Tuy nhiên, để đáp ứng những bài toán khó hơn, việc nâng cao khả năng phần cứng thiết bị, và cả mô hình tích hợp trong thiết bị phải rất nhẹ.

1.3.3. Lưu trữ và quản lý dữ liệu y tế

Dữ liệu thu thập từ các thiết bị IoMT được lưu trữ trong cơ sở dữ liệu đám mây, thuộc lớp dịch vụ quản lý của hệ thống. Trong giám sát tim mạch, tín hiệu ECG thường có khối lượng lớn do tần suất ghi nhận cao (từ 100 Hz đến 500 Hz), đòi hỏi hệ thống lưu trữ phải có khả năng mở rộng và hiệu suất tối ưu.

Các kỹ thuật nén dữ liệu không mất mát đã được áp dụng để giảm dung lượng lưu trữ mà vẫn giữ nguyên chất lượng tín hiệu. Theo Chen và cộng sự (2019), các phương pháp nén này có thể giảm tới 50% kích thước dữ liệu ECG, giúp tiết kiệm không gian và tăng tốc độ truy xuất [8]. Ngoài ra, các hệ thống lưu trữ phân tán cũng được sử dụng để xử lý đồng thời dữ liệu từ hàng nghìn bệnh nhân, đảm bảo hiệu quả trong các môi trường y tế quy mô lớn.

Bảo mật dữ liệu là một ưu tiên hàng đầu trong IoMT. Theo tiêu chuẩn HIPAA (Health Insurance Portability and Accountability Act), mọi dữ liệu y tế phải được mã hóa khi truyền tải và lưu trữ để ngăn chặn truy cập trái phép [9].

1.3.4. Phân tích dữ liệu với học máy và trí tuệ nhân tạo

Phân tích dữ liệu là giai đoạn quan trọng nhất, nơi dữ liệu thô từ IoMT được chuyển đổi thành thông tin có giá trị để hỗ trợ chẩn đoán và điều trị. Với cách thức thủ công thông thường, các dữ liệu được lọc, phân loại chẩn đoán bởi các chuyên gia y tế và sử dụng lượng lớn nguồn nhân lực có chuyên môn nhưng IoMT cho phép chẩn đoán nhanh hơn bằng cách xử lý đồng thời khối lượng lớn dữ liệu y tế (big data) [6]. Trong giám sát tim mạch, các thuật toán học máy và trí tuệ nhân tạo (AI) được tích

hợp để phân tích tín hiệu ECG, phát hiện các mẫu bất thường như rối loạn nhịp tim hoặc thiếu máu cơ tim.

Quy trình phân tích tín hiệu ECG thường bao gồm các bước sau:

- Tiền xử lý tín hiệu: Loại bỏ nhiễu từ tín hiệu ECG, chẳng hạn như nhiễu điện từ hoặc nhiễu do chuyển động. Các kỹ thuật như lọc sóng (wavelet filtering) thường được áp dụng để đảm bảo tín hiệu sạch [10].
- Trích xuất đặc trưng: Xác định các đặc trưng quan trọng như biên độ sóng P, khoảng RR hoặc thời gian QRS. Các mô hình học sâu như mạng nơ-ron tích chập (CNN) có thể tự động hóa bước này, thay thế cho phương pháp trích xuất thủ công truyền thống.
- Phân loại tín hiệu: Sử dụng các thuật toán như Random Forest, Support Vector Machine (SVM) hoặc CNN để phân loại tín hiệu thành nhịp bình thường hoặc bất thường.

Ngoài ra mô hình học sâu, học máy có thể phân tích xu hướng tín hiệu ECG để dự báo nguy cơ đột tử do tim, giúp bác sĩ can thiệp sớm. Các hệ thống này không chỉ cải thiện độ chính xác mà còn giảm tải cho nhân viên y tế, đặc biệt trong bối cảnh thiếu hụt bác sĩ chuyên khoa.

1.4. Phân tích tín hiệu ECG và vai trò học máy trong phân tích ECG

Tín hiệu điện tâm đồ (ECG) đóng vai trò quan trọng trong việc chẩn đoán các bệnh lý tim mạch bằng cách ghi lại hoạt động điện của tim thông qua các điện cực đặt trên cơ thể. Phân tích tín hiệu ECG không chỉ đòi hỏi hiểu biết về các thành phần sóng mà còn cần sự hỗ trợ từ công nghệ hiện đại như học máy để tăng độ chính xác và hiệu quả.

1.4.1. Thành phần và nguyên lý hoạt động của tín hiệu ECG

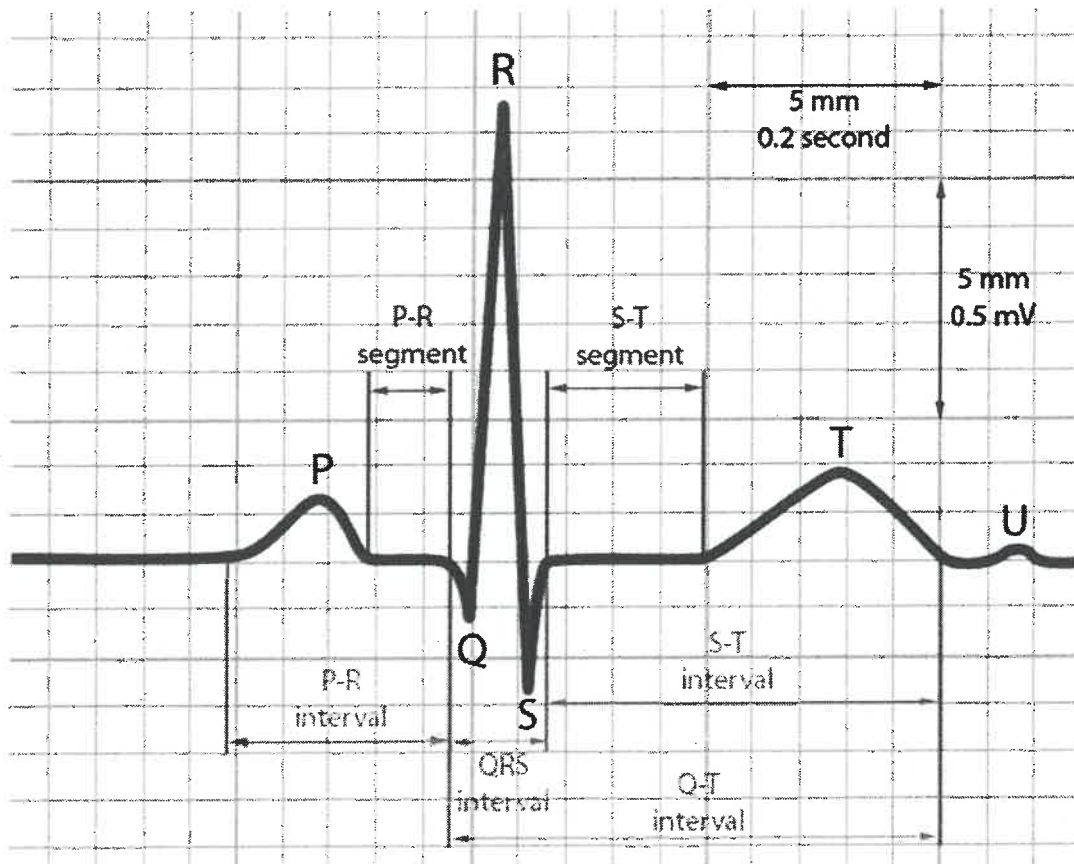
1.4.1.1. Thành phần của tín hiệu ECG

Tín hiệu ECG là biểu diễn đồ thị của hoạt động điện tim, bao gồm các thành phần sóng chính như sóng P, phức hợp QRS, sóng T và đôi khi là sóng U. ECG (Electrocardiogram – Tín hiệu điện tâm đồ) là đồ thị ghi lại các hoạt động của tim được tạo ra bên trong trái tim và lan truyền khắp cơ thể, có thể được phát hiện với 1

cấp điện cực bên ngoài tim được gọi là máy điện tim [11], [12], [13], [14]. Năm độ lệch chính có thể phân biệt được trên điện tâm đồ bình thường được chỉ định bằng các chữ cái P, Q, R, S và sóng T – tạo nên phức hợp PQRS [11], [12], [13], [14]. Hình 1.4 mô tả các thành phần sóng trong tín hiệu ECG:

- Sóng P: Biểu hiện sự khử cực tâm nhĩ, thường có 2 dạng chính là sóng P bình thường và sóng P bệnh lý [11]. Sóng P bình thường có biên độ từ 0.5 đến 2 mm và thời gian từ 0.05 đến 0.11 giây. Sóng P bất thường (âm, phẳng, hoặc méo) có thể chỉ ra các vấn đề như phì đại nhĩ trái, nhĩ phải, hoặc rối loạn nhịp trên thất. Ví dụ, trong trường hợp rung nhĩ, sóng P có thể biến mất và thay bằng sóng f nhỏ và không đều.
- Phức hợp QRS: Đại diện cho sự khử cực tâm thất [13]. Phức hợp này bao gồm sóng Q là độ lệch âm đầu tiên, sóng R là độ lệch dương cao nhất, và sóng S là độ lệch âm tiếp theo sau sóng R [13]. Thời gian QRS bình thường dao động từ 0.07 đến 0.10 giây, nhưng nếu kéo dài quá 0.12 giây, có thể liên quan đến các bệnh lý như block nhánh hoặc rối loạn dẫn truyền nội thất. Ví dụ, trong nhồi máu cơ tim, phức hợp QRS có thể xuất hiện sóng Q sâu bất thường.
- Sóng T: Thể hiện sự tái cực tâm thất [12]. Sóng T nhạy cảm với các yếu tố như thiếu máu cơ tim, mất cân bằng điện giải (tăng kali máu), hoặc tổn thương cơ tim. Sóng T đảo ngược hoặc phẳng thường được xem là dấu hiệu cảnh báo cần phân tích thêm.
- Sóng U: Sóng U đôi khi xuất hiện sau sóng T, liên quan đến tái cực muộn của tâm thất. Tuy nhiên, trong bối cảnh này, nó ít được chú ý hơn so với các thành phần chính khác.

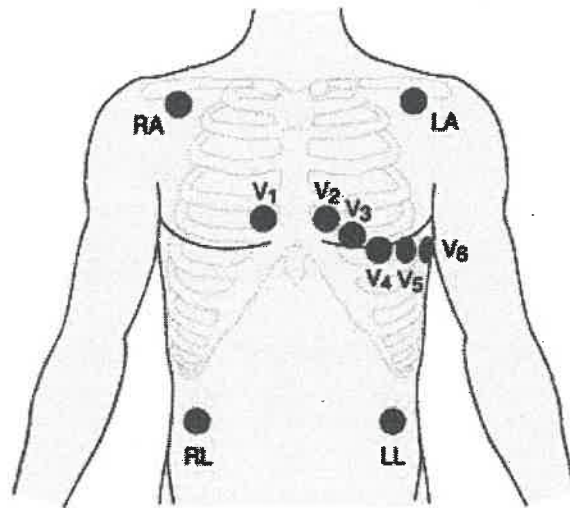
Để làm rõ hơn, tín hiệu ECG không chỉ đơn thuần là các sóng độc lập mà còn chịu ảnh hưởng từ các yếu tố bên ngoài như nhịp hô hấp, chuyển động cơ thể, hoặc nhiễu điện từ. Chẳng hạn, trong môi trường thực tế, tín hiệu ECG từ thiết bị đeo tay có thể bị méo mó do cử động của bệnh nhân, đòi hỏi các kỹ thuật xử lý tín hiệu nâng cao để đảm bảo tính chính xác.



Hình 1.4 – Các thành phần của tín hiệu ECG được biểu diễn trên miền thời gian

1.4.1.2. Nguyên lý hoạt động của ECG

Nguyên lý hoạt động của ECG dựa trên việc đo lường sự chênh lệch điện thế giữa các điện cực đặt ở các vị trí khác nhau trên cơ thể. ECG có thể được phát hiện với 1 cặp điện cực bên ngoài tim được gọi là máy điện tim [14]. Trong hệ thống ECG tiêu chuẩn, 12 chuyển đạo được sử dụng, bao gồm 6 chuyển đạo chi (I, II, III, aVR, aVL, aVF) và 6 chuyển đạo trước ngực (V1-V6), cung cấp cái nhìn toàn diện về hoạt động điện của tim từ nhiều góc độ. Thiết bị đo 12 chuyển đạo bao gồm 10 điện cực được gắn vào cơ thể người được mô tả như hình 1.5.



Hình 1.5 – Vị trí đặt điện cực đo trên cơ thể người

Quá trình ghi nhận tín hiệu ECG bao gồm các bước sau:

1. Đặt điện cực: Điện cực được đặt ở các vị trí chuẩn trên ngực, tay và chân [14]. Ví dụ, chuyển đạo II ghi nhận tín hiệu từ tay phải đến chân trái, trong khi V1 và V2 tập trung vào vùng trước tim. Những dòng điện của tim tuy rất nhỏ, chỉ khoảng một vài phần nghìn volt nhưng có thể dò thấy được từ các cực điện đặt trên tay, chân và ngực của bệnh nhân truyền đến máy ghi.

2. Khuếch đại tín hiệu: Tín hiệu điện yếu từ tim (thường chỉ vài microvolt) sẽ được khuếch đại tín hiệu và ghi lại trên máy đo điện tâm đồ.

3. Chuyển đổi và hiển thị: Tín hiệu được chuyển thành dạng số (trong các hệ thống hiện đại) hoặc analog (trong máy cũ) và hiển thị dưới dạng đồ thị.

Trong bối cảnh Internet vạn vật y tế (IoMT), các thiết bị IoMT được sử dụng để giám sát bệnh nhân từ xa với tần suất lấy mẫu tín hiệu cao (từ 100 Hz đến 1000 Hz) để đảm bảo độ chi tiết.

1.4.2. Vai trò học máy trong phân tích ECG

Học máy đã cách mạng hóa cách phân tích tín hiệu ECG, đặc biệt trong việc tự động hóa và nâng cao độ chính xác của chẩn đoán. Phân tích chuyên sâu về giám

sát bệnh nhân với công nghệ mạng và truyền thông là một trong những ứng dụng chính của học máy.

1.4.2.1. Ứng dụng của học máy trong ECG

Học máy được áp dụng trong nhiều khía cạnh của phân tích ECG, bao gồm:

- Phát hiện bất thường: Phát hiện bất thường trong tín hiệu ECG là một bước quan trọng. Học máy có thể nhận diện các mẫu bất thường như sóng P méo, QRS kéo dài, hoặc sóng T đảo ngược, từ đó cảnh báo các tình trạng như rung nhĩ, nhồi máu cơ tim, hoặc block tim.

- Phân loại nhịp tim: Các nhịp tim được phân loại thành bình thường, ngoại tâm thu trên thất, ngoại tâm thu thất, v.v. [15]. Các thuật toán hỗ trợ quá trình này khá phong phú bao gồm Decision Tree, Random Forest, SVM, CNN và XGBoost [16]. Mỗi thuật toán sẽ có ưu điểm khác nhau trong phân loại nhịp tim, việc áp dụng chính xác thuật toán vào việc xử lý bài toán cụ thể là rất quan trọng.

- Dự đoán rủi ro: Học máy phân tích dữ liệu ECG dài hạn để dự đoán nguy cơ các sự kiện tim mạch nghiêm trọng, như đột tử do tim [17]. Điều này đặc biệt hữu ích trong các hệ thống IoMT, nơi dữ liệu được thu thập liên tục từ bệnh nhân.

Một ví dụ thực tế là việc sử dụng học máy để phát hiện rung nhĩ từ dữ liệu ECG của đồng hồ thông minh. Thuật toán có thể phân tích hàng nghìn nhịp tim mỗi giờ, vượt xa khả năng của con người trong việc xử lý thủ công.

1.4.2.2. Quy trình phân tích ECG bằng học máy

Quy trình phân tích ECG bằng học máy bao gồm các bước sau:

1. Tiền xử lý tín hiệu: Tiền xử lý tín hiệu ECG là bước đầu tiên để loại bỏ nhiễu [18]. Nhiễu có thể đến từ chuyển động cơ thể, nhiễu điện từ, hoặc nhịp hô hấp. Các kỹ thuật như bộ lọc thông dải (band-pass filter) thường được sử dụng để giữ lại tín hiệu trong dải tần số từ 0.5 Hz đến 40 Hz.

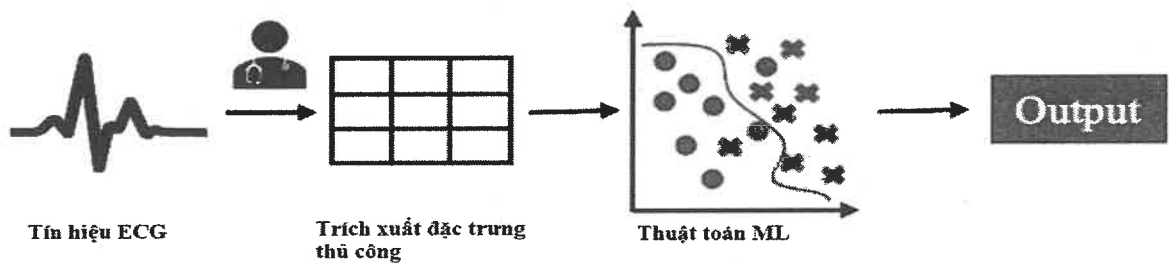
2. Trích xuất đặc trưng: Trích xuất đặc trưng là bước quan trọng để xác định các thuộc tính của tín hiệu [18]. Các đặc trưng phổ biến bao gồm biên độ sóng P, thời gian QRS, khoảng RR, hoặc diện tích dưới sóng T. Trong các phương pháp học sâu, đặc trưng có thể được trích xuất tự động bằng mạng nơ-ron tích chập (CNN).

3. Phân loại: Sử dụng các thuật toán như Decision Tree, Random Forest, SVM, và XGBoost để phân loại tín hiệu. Ví dụ, SVM có thể phân tách các nhịp bình thường và bất thường bằng cách tạo ranh giới quyết định tối ưu trong không gian đặc trưng [19].

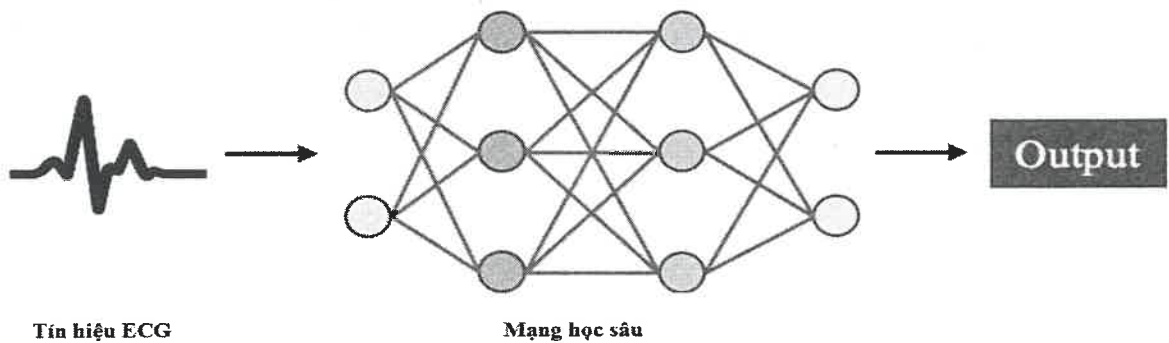
4. Đánh giá: Các chỉ số như độ chính xác, độ nhạy, độ chuẩn xác, ma trận nhầm lẫn đã trở thành thước đo tiêu chuẩn cho các mô hình học máy, học sâu để đánh giá hiệu suất mô hình. Bộ dữ liệu MIT-BIH Arrhythmia thường được dùng làm chuẩn để so sánh các thuật toán về các tham số hiệu năng.

Quy trình này không chỉ nhanh hơn phân tích thủ công mà còn giảm thiểu sai sót do yếu tố con người, đặc biệt trong các ứng dụng thời gian thực như giám sát bệnh nhân cấp cứu.

PHƯƠNG PHÁP TRUYỀN THÔNG



PHƯƠNG PHÁP MẠNG HỌC SÂU



Hình 1.6 – Quy trình phân tích tín hiệu ECG

Hình 1.6 mô tả hai phương thức phân tích tín hiệu điện tâm đồ. Sự khác biệt chính giữa hai phương pháp đó là trích xuất đặc trưng đầu vào, đối với phương pháp truyền thống, việc trích xuất đặc trưng được thực hiện thủ công bởi các chuyên gia về điện tim, nhưng điều này khiến vấn đề nhân lực gặp khó khăn khi lượng mẫu đầu

vào lớn. Và thực tế, dữ liệu đầu vào luôn thực sự đủ lớn do tần số đo và lấy mẫu của thiết bị đo. Đối với phương pháp của học sâu, các trích xuất đặc trưng được thực hiện một cách tự động bởi máy tính, điển hình như lớp tích chập của mô hình mạng nơ ron tích chập.

1.4.2.3. Lợi ích và thách thức

Học máy mang lại nhiều lợi ích như:

- Độ chính xác cao: Các mô hình học máy có thể đạt độ chính xác trên 95% trong phát hiện rối loạn nhịp tim [20].

- Xử lý dữ liệu lớn: Hỗ trợ phân tích khối lượng dữ liệu không lồ từ các hệ thống IoMT [6].

- Tự động hóa: Giảm thời gian và công sức so với phân tích thủ công.

Tuy nhiên, cũng tồn tại các thách thức:

- Chất lượng dữ liệu: Độ chính xác phụ thuộc vào dữ liệu huấn luyện; dữ liệu nhiều hoặc không đa dạng có thể làm giảm hiệu suất.

- Phức tạp tính toán: Các mô hình phức tạp được xây dựng nhằm mang lại chính xác cao hơn đòi hỏi tài nguyên phần cứng mạnh mẽ, không phải lúc nào cũng khả thi trong thiết bị IoMT nhỏ gọn.

- Khó giải thích: Các mô hình phức tạp như mạng nơ-ron sâu thường khó hiểu, gây khó khăn cho bác sĩ trong việc tin tưởng kết quả.

Để khắc phục, các kỹ thuật như giải thích AI (explainable AI) hoặc sử dụng dữ liệu tổng hợp đang được nghiên cứu để cải thiện tính minh bạch và hiệu quả của học máy trong y tế.

1.4.3. Cấu trúc bộ dữ liệu MIT-BIH Arrhythmia

Bộ dữ liệu MIT-BIH Arrhythmia là một trong những nguồn tài nguyên quan trọng nhất trong nghiên cứu phân loại rối loạn nhịp tim, được sử dụng rộng rãi để phát triển và đánh giá các thuật toán học máy và học sâu trong phân tích tín hiệu điện tâm đồ (ECG). Bộ dữ liệu bao gồm các bản ghi ECG từ 47 bệnh nhân, với tổng cộng 48 bản ghi, mỗi bản ghi kéo dài khoảng 30 phút [21]. Với cấu trúc được thiết kế kỹ lưỡng, chú thích chi tiết và tính chuẩn hóa cao, bộ dữ liệu này không chỉ hỗ trợ nghiên

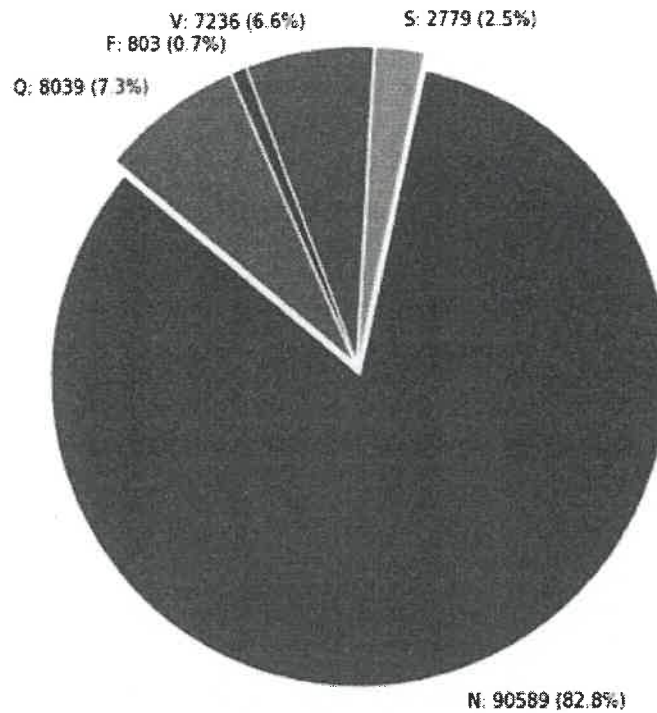
cứu học thuật mà còn đóng vai trò nền tảng trong các ứng dụng thực tiễn liên quan đến Internet vạn vật y tế (IoMT).

1.4.3.1. Cấu trúc và nội dung chi tiết

Bộ dữ liệu MIT-BIH Arrhythmia được thu thập từ năm 1975 đến 1979 tại Bệnh viện Beth Israel, Boston, và được công bố bởi Phòng thí nghiệm Công nghệ Massachusetts (MIT). Bộ dữ liệu bao gồm các bản ghi ECG từ 47 bệnh nhân, với tổng cộng 48 bản ghi, mỗi bản ghi kéo dài khoảng 30 phút [21]. Mỗi bản ghi chứa hai chuyển đạo tín hiệu ECG, thường là chuyển đạo II (phù hợp để phân tích nhịp tim) và một chuyển đạo trước ngực như V1, V2 hoặc V5 (hữu ích để phát hiện các bất thường tâm thất). Các tín hiệu được ghi nhận với tần suất lấy mẫu 360 Hz, đảm bảo độ phân giải cao để ghi lại các chi tiết nhỏ như sóng P hoặc sóng T.

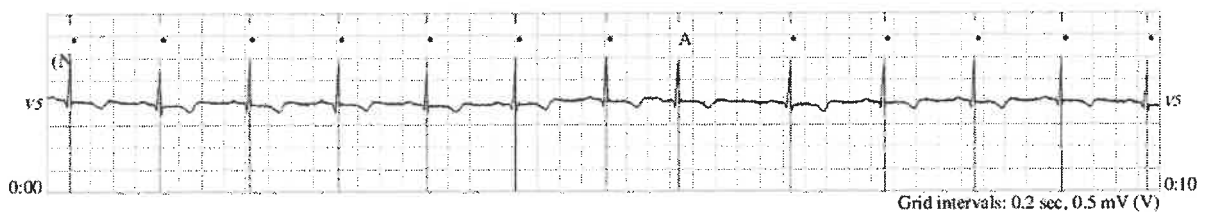
Tổng cộng, bộ dữ liệu chứa hơn 109.000 nhịp tim được chú thích, được phân loại theo tiêu chuẩn của Hiệp hội Tiến bộ Thiết bị Y tế (AAMI). Nhịp tim được ký hiệu như sau: N (bình thường), S (ngoại tâm thu trên thất), V (ngoại tâm thu thất), F (hòa nhập), Q (không xác định) [21]. Cụ thể, phân bố các loại nhịp tim bao gồm:

- N (Normal - Bình thường): Chiếm khoảng 82% tổng số nhịp, bao gồm nhịp xoang bình thường và các biến thể lành tính như nhịp chậm nhẹ.
- S (Supraventricular ectopic - Ngoại tâm thu trên thất): Chiếm khoảng 2.5%, bao gồm nhịp sớm tâm nhĩ hoặc nhịp nút nhĩ-thất.
- V (Ventricular ectopic - Ngoại tâm thu thất): Chiếm khoảng 6.6%, liên quan đến các rối loạn xuất phát từ tâm thất, như nhịp sớm tâm thất.
- F (Fusion - Nhịp hòa nhập): Chiếm dưới 1%, là sự kết hợp giữa nhịp bình thường và nhịp ngoại tâm thu.
- Q (Unknown - Không xác định): Chiếm khoảng 7%, dành cho các nhịp không thể phân loại rõ ràng do nhiễu hoặc tín hiệu không rõ.



Hình 1.7 – Phân bố các nhĩn nhĩp tim trong bộ dữ liệu MIT-BIH Arrhythmia

Mỗi nhĩp tim trong bộ dữ liệu được chú thích bởi các chuyên gia tim mạch, bao gồm vị trí chính xác của đỉnh R trong phức hợp QRS, cho phép tính toán khoảng RR (khoảng thời gian giữa hai đỉnh R liên tiếp) – một đặc trưng quan trọng trong phân tích nhĩp tim. Hình 1.8 dưới đây là trích xuất một bản ghi của cơ sở dữ liệu về rối loạn nhĩp tim MIT BIH, biểu diễn dạng sóng điện tim cùng với các chú thích về đỉnh R được định sẵn cùng với các thông số về loại chuyển đạo được ghi, loại đỉnh R, độ chia ô về mặt thời gian và biên độ.



Hình 1.8 – Một bản ghi của cơ sở dữ liệu MIT-BIH Arrhythmia

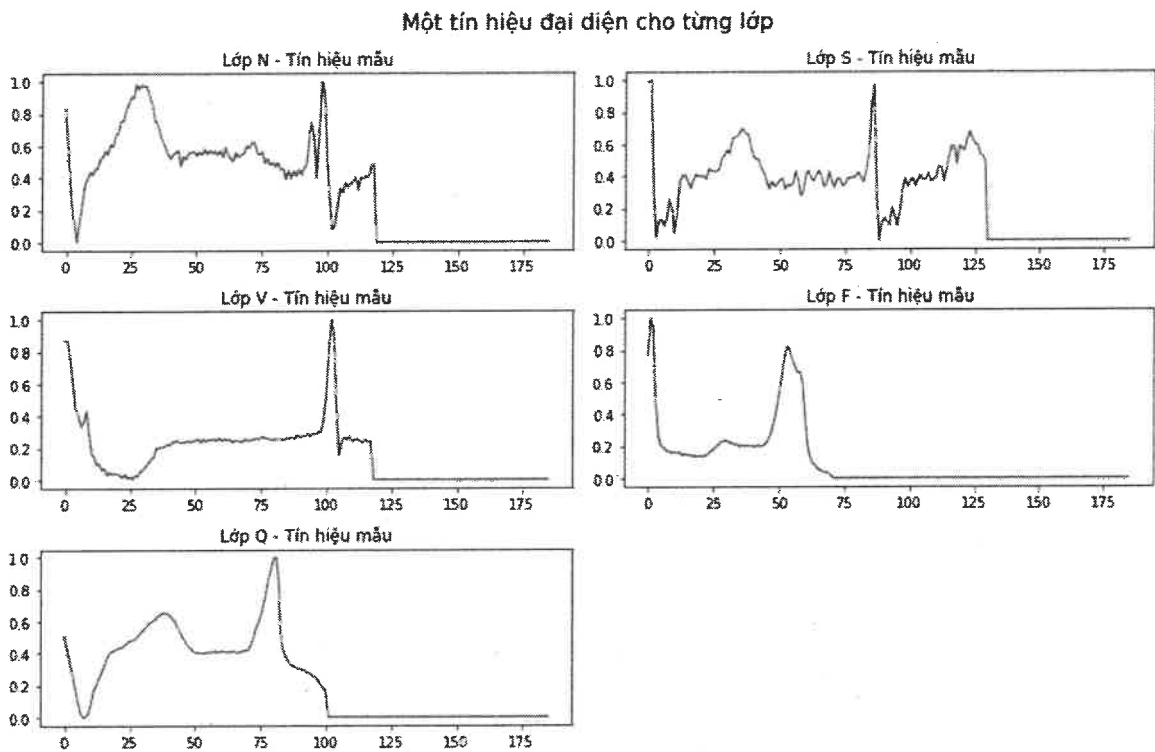
Các bản ghi trong bộ dữ liệu có thể chứa chuỗi các nhĩp N xen kẽ với một số nhĩp V, với các chú thích chỉ rõ vị trí đỉnh R và loại nhĩp. Điều này cho phép các thuật toán học máy học cách phân biệt giữa nhĩp bình thường và bất thường dựa trên các

đặc trưng như khoảng RR, biên độ QRS, hoặc hình dạng sóng T. Sự chi tiết trong chú thích giúp bộ dữ liệu trở thành tiêu chuẩn vàng để huấn luyện và đánh giá mô hình.

1.4.3.2. Vai trò và sự phù hợp trong bài toán phân loại rối loạn nhịp tim

Bộ dữ liệu MIT-BIH Arrhythmia được thiết kế đặc biệt để hỗ trợ nghiên cứu rối loạn nhịp tim, và giới nghiên cứu về nhịp tim đã xác định rằng đây một trong những bộ dữ liệu chuẩn để nghiên cứu phân loại rối loạn nhịp tim. Sự phù hợp của bộ dữ liệu đối với bài toán phân loại rối loạn nhịp tim được thể hiện qua các khía cạnh sau:

- **Tính đại diện cao:** Bộ dữ liệu bao gồm một loạt các loại nhịp tim, từ bình thường đến bất thường, phản ánh thực tế lâm sàng. Ví dụ, nhịp ngoại tâm thu thất (V) và trên thất (S) là những rối loạn phổ biến ở bệnh nhân tim mạch, và bộ dữ liệu cung cấp đủ mẫu để huấn luyện các mô hình nhận diện chúng. Hình 1.9 thể hiện dạng sóng của 5 loại nhịp được đánh nhãn trong bộ dữ liệu. Theo PhysioNet, bộ dữ liệu MIT-BIH được xây dựng để đại diện cho các tình trạng tim mạch thực tế, từ bệnh nhân khỏe mạnh đến bệnh nhân mắc rối loạn nghiêm trọng [21].
- **Chú thích chính xác:** Các chú thích được thực hiện bởi các chuyên gia tim mạch với độ chính xác cao, đảm bảo rằng mỗi nhịp tim được gắn nhãn đúng. Các nhịp tim được ký hiệu như N, S, V, F, Q, cung cấp cơ sở đáng tin cậy để huấn luyện và đánh giá thuật toán. Chẳng hạn, một thuật toán học máy có thể sử dụng chú thích này để học cách phân biệt nhịp V (nguy hiểm hơn) với nhịp S (thường ít nghiêm trọng hơn).
- **Khả năng so sánh quốc tế:** Do được sử dụng rộng rãi trong hơn bốn thập kỷ, bộ dữ liệu cho phép các nhà nghiên cứu so sánh hiệu quả của các thuật toán trên cùng một tập dữ liệu chuẩn.
- **Hỗ trợ phân tích dài hạn:** Với mỗi bản ghi kéo dài 30 phút, bộ dữ liệu cho phép nghiên cứu cả các mẫu nhịp tim ngắn hạn (từng nhịp) và dài hạn (xu hướng nhịp tim).



Hình 1.9 – 5 mẫu tín hiệu trong bộ dữ liệu MIT-BIH Arrhythmia

1.4.3.3. Các nghiên cứu tiêu biểu sử dụng bộ dữ liệu

Bộ dữ liệu MIT-BIH Arrhythmia đã là nền tảng cho nhiều nghiên cứu tiên phong trong phân tích ECG. Dưới đây là một số ví dụ nổi bật:

- **High Quality ECG Dataset Based on MIT-BIH Recordings for Improved Heartbeats Classification" (2023)**: Một mô hình mạng nơ-ron tích chập một chiều (1-D ResNet) được phát triển để phân loại năm loại nhịp tim chính theo tiêu chuẩn AAMI (N, S, V, F, Q).

- **Deep Learning for ECG Classification: A Comparative Study of 1D and 2D Representations" (2020)**: Nghiên cứu này so sánh hiệu quả của hai cách biểu diễn tín hiệu ECG trong phân loại rối loạn nhịp tim: tín hiệu ECG một chiều (1D) và biểu diễn hai chiều (2D) dưới dạng hình ảnh spectrogram hoặc wavelet.

Những nghiên cứu này không chỉ khẳng định giá trị của bộ dữ liệu mà còn làm nổi bật khả năng của nó trong việc thúc đẩy đổi mới công nghệ y tế.

1.5. Mạng nơ-ron tích chập trong xử lý tín hiệu theo thời gian

Học máy và học sâu đã cách mạng hóa việc phân tích tín hiệu y tế, đặc biệt trong việc phát hiện rối loạn nhịp tim thông qua tín hiệu điện tâm đồ (ECG). Những công nghệ này không chỉ tự động hóa quá trình phân tích mà còn nâng cao độ chính xác và tốc độ chẩn đoán, đặc biệt trong các hệ thống Internet vạn vật y tế (IoMT) yêu cầu xử lý dữ liệu theo thời gian thực. Trong số các phương pháp học sâu, mạng nơ-ron tích chập (Convolutional Neural Network - CNN) nổi bật nhờ khả năng xử lý tín hiệu thời gian hiệu quả và trích xuất đặc trưng tự động.

1.5.1. Tổng quan về học sâu

Học sâu là một nhánh của học máy, sử dụng các mạng nơ-ron nhân tạo nhiều tầng để xử lý dữ liệu phức tạp. Học sâu cho phép mô hình học các biểu diễn cấp cao từ dữ liệu thô, giảm sự phụ thuộc vào kỹ thuật viên.

Theo hình 1.10, một mạng nơ-ron nhân tạo gồm các tầng chính:

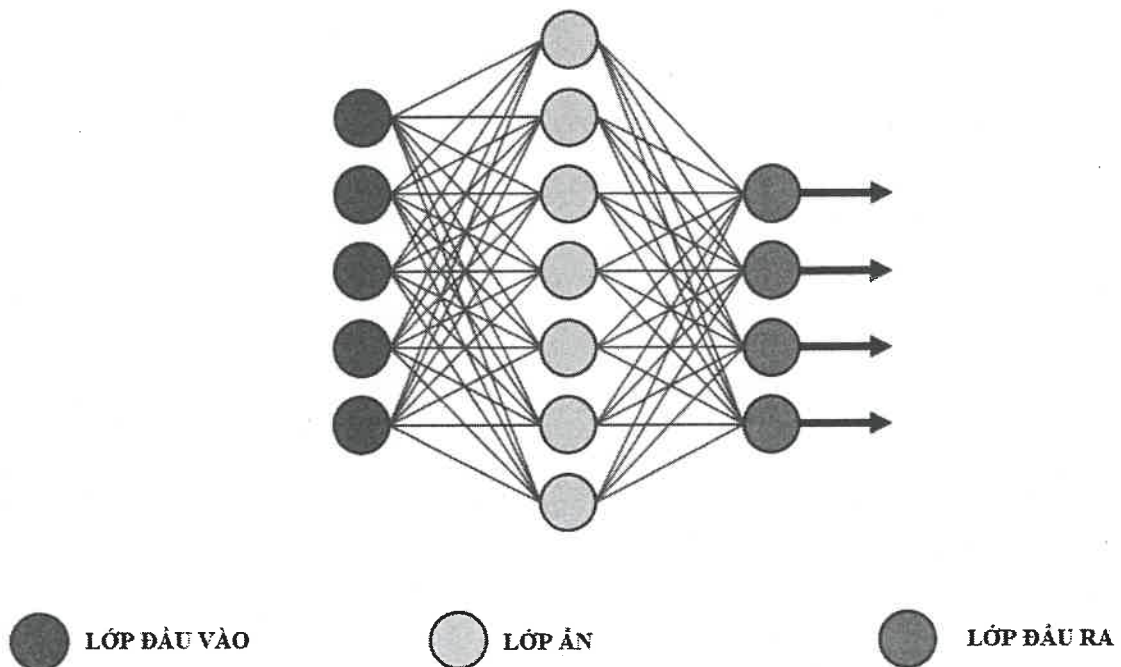
- Tầng đầu vào: Nhận tín hiệu ECG dạng số hoặc các đặc trưng đã được tiền xử lý.
- Tầng ẩn: Thực hiện các phép tính phức tạp, như tích chập hoặc kích hoạt phi tuyến, để học các mẫu dữ liệu.
- Tầng đầu ra: Dự đoán kết quả, ví dụ: xác suất một nhịp tim thuộc lớp N, S, V, F, hoặc Q.

Học sâu đặc biệt hiệu quả trong phân tích ECG vì khả năng xử lý tín hiệu thô mà không cần trích xuất đặc trưng thủ công. Ví dụ, một mạng nơ-ron tích chập có thể nhận trực tiếp tín hiệu ECG từ bộ dữ liệu MIT-BIH, tự động xác định các mẫu bất thường như sóng T đảo ngược hoặc QRS kéo dài, đạt độ chính xác cao hơn các phương pháp truyền thống. Theo Rajpurkar và cộng sự (2017), một mô hình học sâu đạt hiệu suất ngang bằng bác sĩ tim mạch trong phân loại rối loạn nhịp tim trên dữ liệu ECG [23].

Trong hệ thống IoMT, học sâu hỗ trợ phân tích thời gian thực, cho phép thiết bị đeo như đồng hồ thông minh phát hiện rung nhĩ ngay khi tín hiệu được ghi nhận.

Sự tích hợp này không chỉ cải thiện tốc độ mà còn mở rộng khả năng giám sát sức khỏe từ xa.

MẠNG NƠ-RON ĐƠN GIẢN



Hình 1.10 – Kiến trúc cơ bản của một mô hình học sâu

1.5.2. Tổng quan về mạng nơ-ron tích chập (CNN)

Mạng nơ-ron tích chập (CNN) là một loại mạng nơ-ron nhân tạo được thiết kế đặc biệt để xử lý dữ liệu có cấu trúc lưới, như hình ảnh hoặc chuỗi thời gian (ví dụ: tín hiệu ECG). Theo LeCun và cộng sự (2015), CNN là một bước đột phá trong xử lý dữ liệu chuỗi nhờ khả năng tự động trích xuất đặc trưng và học các mẫu phức tạp [24]. Trong phân tích ECG, CNN đã trở thành công cụ hàng đầu nhờ hiệu suất cao và khả năng tích hợp với hệ thống IoMT.

1.5.2.1. Cấu trúc của CNN

Một mạng CNN điển hình bao gồm các tầng sau:

- Tầng tích chập: Áp dụng các bộ lọc (filter) lên tín hiệu đầu vào để trích xuất các đặc trưng, như biên độ sóng P hoặc hình dạng QRS. Mỗi bộ lọc tạo ra một bản đồ đặc trưng (feature map), ghi lại các mẫu quan trọng trong tín hiệu ECG.

- Tầng gộp: Giảm kích thước bản đồ đặc trưng để tăng tốc độ tính toán và giảm nguy cơ quá khớp.

- Tầng kích hoạt: Áp dụng hàm kích hoạt phi tuyến, như ReLU (Rectified Linear Unit), để tăng tính phi tuyến của mô hình. Sau tầng tích chập hoặc pooling, ta thường áp dụng một hàm kích hoạt phi tuyến như ReLU để giữ lại các giá trị dương và loại bỏ các giá trị âm. Điều này giúp mô hình có khả năng học được các đặc trưng phức tạp và tăng tốc độ hội tụ trong quá trình huấn luyện.

- Tầng kết nối đầy đủ: Kết hợp các đặc trưng từ các tầng trước để đưa ra dự đoán cuối cùng, ví dụ: xác suất nhịp tim thuộc lớp N, S, V, F, hoặc Q.

- Tầng đầu ra: Sử dụng hàm softmax để cung cấp xác suất cho từng lớp nhịp tim và đưa ra đáp án.

1.5.2.2. Cơ chế hoạt động của CNN trong phân tích ECG

Cơ chế hoạt động của CNN dựa trên việc quét tín hiệu ECG bằng các bộ lọc để phát hiện các mẫu cục bộ, sau đó tổng hợp thông tin qua các tầng để đưa ra dự đoán. Trong phân tích ECG, quá trình này diễn ra như sau:

1. Tích chập: Bộ lọc quét tín hiệu ECG để tìm các mẫu như đỉnh R, sóng P méo, hoặc QRS kéo dài. Ví dụ, một bộ lọc có thể phát hiện sự thay đổi đột ngột trong biên độ, dấu hiệu của nhịp ngoại tâm thu thất.

2. Gộp: Giảm kích thước dữ liệu nhưng vẫn giữ các đặc trưng quan trọng. Điều này giúp CNN tập trung vào các mẫu lớn hơn, như xu hướng sóng T qua nhiều nhịp.

3. Kích hoạt: Đảm bảo rằng chỉ các đặc trưng tích cực được truyền qua, tăng khả năng học các mẫu phức tạp.

4. Phân loại: Tầng kết nối đầy đủ tổng hợp tất cả đặc trưng để dự đoán lớp nhịp tim. Hàm softmax cung cấp xác suất, ví dụ: 90% nhịp N, 8% nhịp V, 2% nhịp S.

1.5.2.3. Các biến thể của CNN trong phân tích ECG

Ngoài CNN cơ bản, một số biến thể đã được phát triển để tối ưu hóa phân tích ECG:

- 1D-CNN: Được thiết kế đặc biệt cho tín hiệu chuỗi thời gian như ECG, sử dụng bộ lọc 1 chiều để quét tín hiệu. Theo Acharya và cộng sự (2017), 1D-CNN đạt độ chính xác 94% trong phát hiện rối loạn nhịp tim ngay cả với tín hiệu nhiễu [25].

- Residual CNN (ResNet): Thêm các kết nối tắt để học các đặc trưng phức tạp hơn, giảm nguy cơ mất thông tin qua các tầng sâu. ResNet đã được sử dụng để phân tích ECG dài hạn, đạt độ nhạy 99% trong phát hiện rung nhĩ [26].
- Multi-scale CNN: Sử dụng nhiều bộ lọc kích thước khác nhau để ghi lại các mẫu ở các quy mô khác nhau, như sóng P ngắn và QRS dài. Một nghiên cứu trên IEEE Transactions on Biomedical Engineering cho thấy multi-scale CNN cải thiện 5% độ chính xác so với CNN cơ bản [27].
- Lightweight CNN: Được tối ưu hóa để chạy trên thiết bị IoMT nhỏ gọn, như đồng hồ thông minh. Theo Zhang và cộng sự (2020), lightweight CNN giảm 70% yêu cầu tính toán mà vẫn duy trì độ chính xác trên 95% [28].

Những biến thể này mở rộng khả năng của CNN, từ ứng dụng lâm sàng đến giám sát từ xa qua IoMT, đáp ứng các yêu cầu về hiệu suất và tính di động.

1.5.3. Ưu điểm của mạng nơ-ron tích chập trong xử lý tín hiệu theo thời gian

CNN mang lại nhiều ưu điểm vượt trội khi xử lý tín hiệu ECG theo thời gian, đặc biệt trong hệ thống IoMT:

- Tự động trích xuất đặc trưng: CNN loại bỏ nhu cầu trích xuất đặc trưng thủ công, như tính toán khoảng RR hoặc biên độ QRS, vốn được yêu cầu trong các thuật toán học máy truyền thống như SVM hoặc Random Forest [29]. Theo LeCun và cộng sự (2015), CNN tự động học các biểu diễn cấp cao từ dữ liệu thô [24], giúp tiết kiệm thời gian và tăng độ chính xác.
- Hiệu quả thời gian thực: CNN có thể phân tích tín hiệu ECG ngay khi dữ liệu được thu thập, phù hợp với yêu cầu giám sát liên tục của IoMT. Ví dụ, một lightweight CNN chạy trên thiết bị đeo có thể phát hiện nhịp ngoại tâm thu thất trong vòng 100ms, đảm bảo phản hồi nhanh trong các tình huống khẩn cấp [28].
- Độ bền với nhiễu: CNN học cách bỏ qua nhiễu chuyển động hoặc nhiễu điện từ, thường gặp trong tín hiệu ECG từ thiết bị IoMT. Theo Hannun và cộng sự (2019), CNN duy trì độ chính xác trên 97% ngay cả khi tín hiệu bị nhiễu 20% [23].

- Khả năng mở rộng: CNN có thể được huấn luyện trên bộ dữ liệu MIT-BIH và áp dụng cho các tập dữ liệu mới mà không cần thay đổi cấu trúc. Kỹ thuật học chuyển giao cho phép sử dụng mô hình CNN được huấn luyện trước để phân tích tín hiệu từ đồng hồ thông minh, giảm chi phí phát triển.
- Hiệu suất vượt trội: CNN thường đạt độ chính xác cao hơn các thuật toán học máy truyền thống.

1.6. Kết luận chương

Chương 1 đã cung cấp một cái nhìn tổng quan và hệ thống về bối cảnh ứng dụng công nghệ IoMT và học máy trong chăm sóc sức khỏe số, đặc biệt tập trung vào tín hiệu điện tâm đồ (ECG) – một nguồn dữ liệu quan trọng cho chẩn đoán tim mạch. Trước hết, chương đã làm rõ cấu trúc, chức năng và vai trò của IoMT trong việc thu thập, truyền tải và lưu trữ dữ liệu y tế theo thời gian thực, nhấn mạnh tiềm năng to lớn của việc giám sát từ xa đối với người cao tuổi và bệnh nhân mãn tính. Tiếp đó, chương đã phân tích chi tiết đặc điểm sinh lý của tín hiệu ECG, các thành phần sóng cơ bản và những bất thường phổ biến, từ đó làm nổi bật lý do tại sao ECG lại là thước đo vàng trong chẩn đoán rối loạn nhịp tim.

Trong phần cuối, chương đã giới thiệu khái quát về học máy và học sâu, với trọng tâm là mạng nơ-ron tích chập (CNN) – phương pháp tự động trích xuất đặc trưng và xử lý tín hiệu theo thời gian có hiệu quả cao. Chương cũng đã điếm qua một số nghiên cứu tiêu biểu sử dụng CNN và các biến thể 1D-CNN trong phân loại tín hiệu ECG, đồng thời chỉ ra ưu – nhược điểm của mỗi phương pháp.

Những nội dung được trình bày không chỉ đặt nền tảng lý thuyết vững chắc cho việc thiết kế giải pháp phân loại tín hiệu ECG trong các chương sau, mà còn khẳng định tính cấp thiết và tiềm năng ứng dụng của việc kết hợp IoMT với học sâu trong hệ thống giám sát sức khỏe từ xa. Trên cơ sở này, chương tiếp theo sẽ đi sâu vào quy trình cụ thể – từ thu thập và xử lý dữ liệu ECG cho đến phát triển kiến trúc CNN 1D phục vụ phân loại và cảnh báo bất thường tim mạch.

Chương 2 : PHÂN LOẠI RỐI LOẠN NHỊP TIM DỰA TRÊN TÍN HIỆU ECG

Chương này tập trung vào quá trình xây dựng một mô hình học sâu dựa trên mạng nơ-ron tích chập để phân loại tín hiệu ECG, với mục tiêu phát hiện các rối loạn nhịp tim. Mục tiêu của chương là cung cấp một cái nhìn toàn diện về quy trình xây dựng và kiểm chứng mô hình, làm rõ cách các kỹ thuật được áp dụng để giải quyết các thách thức thực tế, chẳng hạn như dữ liệu không cân bằng, và yêu cầu xử lý thời gian thực trong hệ thống IoMT. Các bước được trình bày sẽ dựa trên việc phân tích bộ dữ liệu MIT-BIH, kết hợp với các phương pháp tiên tiến như cân bằng lớp, và các kỹ thuật tối ưu hóa mô hình, nhằm đảm bảo hiệu suất cao và tính ứng dụng thực tiễn.

2.1. Giới thiệu chung

Tín hiệu điện tâm đồ (ECG) là một công cụ quan trọng trong việc chẩn đoán các rối loạn nhịp tim, cung cấp thông tin chi tiết về hoạt động điện của tim thông qua các mẫu sóng như sóng P, phức hợp QRS, và sóng T. Với sự phát triển của các hệ thống Internet vạn vật y tế (IoMT), việc phân tích tự động tín hiệu ECG đã trở thành nhu cầu cấp thiết để hỗ trợ giám sát sức khỏe từ xa, giảm thiểu thời gian chẩn đoán, và cải thiện hiệu quả chăm sóc y tế. Trong bối cảnh này, học sâu, đặc biệt là mạng nơ-ron tích chập (Convolutional Neural Network - CNN), đã chứng minh được tiềm năng vượt trội trong việc phân loại tín hiệu ECG nhờ khả năng trích xuất đặc trưng tự động và xử lý dữ liệu thời gian thực.

2.2. Tiền xử lý tín hiệu ECG

2.2.1. Khái niệm và tầm quan trọng của tiền xử lý tín hiệu ECG

Tín hiệu ECG bao gồm các thành phần sinh lý chính như sóng P (thu tâm nhĩ), phức hợp QRS (thu tâm thất), và sóng T (phục hồi tâm thất), có đặc trưng về biên độ (0.1 đến 2 mV) và tần số (0.5-40 Hz). Tuy nhiên, trong môi trường IoMT, tín hiệu ECG thường bị ảnh hưởng bởi các loại nhiễu sau:

- Nhiễu tần số cao: Xuất phát từ nhiễu điện từ hoặc thiết bị điện tử, thường trên 50 Hz, làm mờ các sóng QRS có biên độ cao.

- **Nhiều tần số thấp:** Do chuyển động cơ thể, hô hấp, hoặc dao động cơ học, thường dưới 0.5 Hz, ảnh hưởng đến sóng P và T.

- **Dao động đường cơ sở:** Gây ra bởi sự thay đổi trong tiếp xúc điện cực hoặc chuyển động bệnh nhân, dẫn đến sự dịch chuyển của đường cơ sở tín hiệu.

Những nhiễu này làm giảm chất lượng dữ liệu, khiến mô hình CNN khó nhận diện chính xác các đặc trưng sinh lý của tín hiệu ECG. Tiền xử lý tín hiệu ECG được triển khai nhằm đạt các mục tiêu sau:

- **Loại bỏ nhiễu:** Làm sạch tín hiệu để giữ lại các đặc trưng sinh lý, cải thiện tỷ lệ tín hiệu trên nhiễu (SNR) và hỗ trợ mô hình CNN nhận diện các mẫu nhịp tim bất thường.

- **Chuẩn hóa dữ liệu:** Đưa tín hiệu về một phạm vi giá trị thống nhất, giảm thiểu sự khác biệt về thang đo giữa các mẫu, từ đó cải thiện tốc độ hội tụ của mô hình.

- **Tăng cường khả năng tổng quát hóa:** Đảm bảo dữ liệu đầu vào không bị ảnh hưởng bởi các yếu tố ngoại lai, nâng cao khả năng áp dụng mô hình trên các tập dữ liệu mới hoặc thiết bị IoMT khác nhau.

Tiền xử lý đóng vai trò quan trọng trong việc đảm bảo chất lượng dữ liệu đầu vào, đặc biệt trong các ứng dụng y tế yêu cầu độ tin cậy cao. Một tập dữ liệu sạch và chuẩn hóa giúp giảm lỗi phân loại các mẫu bất thường thành N, một vấn đề nghiêm trọng có thể dẫn đến bỏ sót các rối loạn nhịp tim nguy hiểm. Các kỹ thuật tiền xử lý được triển khai trong mô hình, như sẽ trình bày dưới đây, được thiết kế để tối ưu hóa cho việc huấn luyện CNN, đảm bảo tính chính xác và khả năng triển khai thực tế trong các hệ thống IoMT.

2.2.2. Phương pháp loại bỏ nhiễu

Loại bỏ nhiễu là bước đầu tiên trong quy trình tiền xử lý tín hiệu ECG, nhằm loại bỏ các thành phần không mong muốn để làm nổi bật các đặc trưng sinh lý của sóng P, QRS, và T. Dựa trên mô hình được triển khai, các kỹ thuật lọc nhiễu sau được áp dụng:

1. **Lọc thông thấp (Low-pass filtering):** Để loại bỏ nhiễu tần số cao, một bộ lọc Butterworth bậc 4 với tần số cắt 40 Hz được sử dụng. Tần số cắt này được chọn

dựa trên phổ tần số của phức hợp QRS (5-40 Hz), đảm bảo rằng các đặc trưng sinh lý quan trọng được giữ lại trong khi loại bỏ nhiều từ các nguồn như thiết bị điện tử. Bộ lọc Butterworth được triển khai thông qua thư viện SciPy, với hàm `signal.butter` để tạo bộ lọc và `signal.filtfilt` để áp dụng lọc hai chiều, giảm thiểu hiện tượng lệch pha. Kỹ thuật này giúp cải thiện SNR, làm rõ các sóng QRS có biên độ cao, vốn là đặc trưng chính để phân loại các mẫu nhịp tim bất thường.

2. Lọc thông cao (High-pass filtering): Nhiều tần số thấp, chẳng hạn như dao động do hô hấp hoặc chuyển động cơ thể, được loại bỏ bằng một bộ lọc Butterworth bậc 4 với tần số cắt 0.5 Hz. Tần số cắt này được chọn để bảo toàn các sóng P và T, vốn có tần số thấp hơn QRS, đồng thời loại bỏ các thành phần nhiễu không mong muốn. Tương tự như lọc thông thấp, quá trình lọc được thực hiện bằng cách sử dụng hàm `signal.filtfilt` để đảm bảo tín hiệu không bị méo mó do lệch pha. Kỹ thuật này giúp làm nổi bật các đặc trưng sinh lý của sóng P và T, hỗ trợ mô hình CNN trong việc nhận diện các mẫu nhịp tim hiếm như F và Q.

3. Loại bỏ dao động đường cơ sở: Để xử lý dao động đường cơ sở, một phương pháp trừ đường cơ sở được triển khai. Một đường cong mượt được ước lượng bằng bộ lọc trung bình động với cửa sổ thời gian 200 ms, đại diện cho dao động đường cơ sở do tiếp xúc điện cực hoặc chuyển động bệnh nhân. Đường cong này sau đó được trừ khỏi tín hiệu ECG gốc, đảm bảo rằng các sóng P, QRS, và T không bị ảnh hưởng về hình dạng hoặc biên độ. Phương pháp này được thiết kế để giữ lại các đặc trưng sinh lý quan trọng, đồng thời loại bỏ sự dịch chuyển không mong muốn của đường cơ sở.

So với các phương pháp khác, chẳng hạn như lọc wavelet hoặc lọc thích nghi, các kỹ thuật trên có ưu điểm là tính đơn giản và hiệu quả tính toán, phù hợp với các thiết bị IoMT có tài nguyên hạn chế. Lọc wavelet, mặc dù linh hoạt trong việc xử lý tín hiệu không ổn định, đòi hỏi lựa chọn hàm wavelet phù hợp và có độ phức tạp tính toán cao hơn, làm giảm tính khả thi trong các ứng dụng thời gian thực [22][30]. Ngược lại, bộ lọc Butterworth cung cấp sự cân bằng giữa hiệu suất và độ phức tạp.

Tuy nhiên, một nhược điểm tiềm tàng của bộ lọc Butterworth là khả năng làm mất thông tin ở các tần số gần ngưỡng cắt nếu tham số không được tối ưu hóa. Kết quả của các bước lọc nhiễu là một tập dữ liệu ECG sạch hơn, với SNR được cải thiện đáng kể, tạo điều kiện thuận lợi cho các bước tiếp theo như chuẩn hóa tín hiệu và huấn luyện mô hình.

2.2.3. Chuẩn hóa tín hiệu và chuyển đổi định dạng dữ liệu

Tập dữ liệu được sử dụng là MIT-BIH Arrhythmia Database mỗi bản ghi trong tệp chứa 186 giá trị đại diện cho biên độ tín hiệu ECG trong một khoảng thời gian cố định, cùng với một nhãn lớp ở cột cuối cùng, biểu thị lớp nhịp tim tương ứng. Cụ thể:

$$\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{n \times 186}, \mathbf{y} \in \{0, 1, 2, 3, 4\}^n \quad (2.1)$$

Trong đó:

- n là số mẫu trong tập dữ liệu
- y là nhãn tương ứng với một trong năm lớp nhịp tim: nhịp bình thường (N), ngoại tâm thu nhĩ (S), ngoại tâm thu thất (V), nhịp kết hợp (F), và nhịp không xác định (Q).

Sau khi loại bỏ nhiễu, tín hiệu ECG được chuẩn hóa để đưa về một phạm vi giá trị thống nhất, nhằm cải thiện hiệu quả huấn luyện của mô hình CNN. Chuẩn hóa tín hiệu giúp giảm thiểu sự khác biệt về biên độ giữa các mẫu dữ liệu, vốn có thể xuất phát từ sự khác nhau về thiết bị thu thập, vị trí điện cực, hoặc đặc điểm sinh lý của bệnh nhân. Trong mô hình được triển khai, kỹ thuật chuẩn hóa min-max được sử dụng, với công thức:

$$x_i^{\text{norm}} = \frac{x_i - \min(\mathbf{X})}{\max(\mathbf{X}) - \min(\mathbf{X})} \quad (2.2)$$

Trong đó:

- x_i : Giá trị tín hiệu gốc.
- $\min(\mathbf{X})$, $\max(\mathbf{X})$: Giá trị nhỏ nhất và lớn nhất của tín hiệu trong mỗi mẫu.

Quá trình chuẩn hóa được áp dụng trên từng mẫu tín hiệu ECG trong tập dữ liệu MIT-BIH, đảm bảo rằng tất cả các mẫu có giá trị nằm trong khoảng $[0, 1]$. Kỹ

thuật này được triển khai thông qua việc tính toán $x_{\min}$ và $x_{\max}$ cho từng mẫu, sau đó áp dụng công thức trên cho mọi điểm dữ liệu trong mẫu đó. Chuẩn hóa min-max được lựa chọn vì tính đơn giản và khả năng bảo toàn mối quan hệ tương đối giữa các điểm dữ liệu, phù hợp với kiến trúc CNN sử dụng các tầng tích chập để trích xuất đặc trưng không gian. Bằng cách đưa tín hiệu về một thang đo thống nhất, chuẩn hóa min-max giúp giảm thiểu sự bất ổn trong quá trình tối ưu hóa, cải thiện tốc độ hội tụ và khả năng học các mẫu nhịp tim bất thường của mô hình.

So với các phương pháp chuẩn hóa khác, chẳng hạn như chuẩn hóa z-score (dựa trên giá trị trung bình và độ lệch chuẩn) hoặc chuẩn hóa robust (dựa trên trung vị và khoảng tứ phân vị), chuẩn hóa min-max có ưu điểm là không làm thay đổi phân bố tương đối của dữ liệu, giúp mô hình dễ dàng nhận diện các mẫu nhịp tim hiếm như F và Q. Chuẩn hóa z-score có thể phù hợp hơn cho các tín hiệu có phân bố chuẩn, nhưng trong trường hợp tín hiệu ECG với các đặc trưng không gian phức tạp, min-max được chứng minh là hiệu quả hơn trong các ứng dụng phân loại thời gian thực, đặc biệt trong các hệ thống IoMT.

Các mô hình học sâu như CNN 1D yêu cầu đầu vào phải có định dạng ba chiều gồm số mẫu, số điểm dữ liệu, số kênh. Do đó, dữ liệu cần được định dạng lại:

$$\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{n \times 186} \rightarrow \mathbf{X}' \in \mathbb{R}^{n \times 186 \times 1} \quad (2.3)$$

Nhằm giúp mô hình học sâu tối ưu hóa tốt hơn với hàm mất mát, các nhãn đầu ra y được chuyển đổi định dạng one-hot encoding, được định nghĩa như sau:

$$L = - \sum_{i=1}^C y_i \cdot \log(\hat{y}_i) \quad (2.4)$$

Trong đó:

- L là giá trị của hàm mất mát
- C : tổng số lớp
- y_i : nhãn thực tế
- $\hat{y}_i$: xác suất dự đoán cho lớp i do mô hình sinh ra

2.3. Phương pháp cân bằng dữ liệu

Tập dữ liệu MIT-BIH Arrhythmia chứa các phân lớp không đồng đều về số lượng mẫu, trong đó các lớp nhịp tim bình thường (Normal – ký hiệu N) chiếm tỷ lệ áp đảo so với các lớp nhịp bất thường như (S), (V), (F) và (Q). Sự mất cân đối này khiến mô hình có xu hướng thiên lệch, học sai lệch về phía lớp chiếm đa số, làm giảm khả năng phát hiện nhịp tim bất thường – vốn là mục tiêu quan trọng trong ứng dụng lâm sàng.

Trong trường hợp của tập MIT-BIH, lớp N có hơn 80.000 mẫu, trong khi các lớp khác, ví dụ như lớp F chỉ có dưới 1.000 mẫu, cho thấy tỷ lệ mất cân bằng rất lớn.

Tăng cường dữ liệu là quá trình tạo ra các mẫu dữ liệu mới từ dữ liệu hiện có nhằm tăng cường sự đa dạng và cân bằng của tập dữ liệu, từ đó cải thiện khả năng tổng quát hóa của mô hình học sâu. Bộ dữ liệu MIT-BIH Arrhythmia, như đã đề cập trong Chương 1, có đặc điểm mất cân bằng lớp nghiêm trọng, với lớp nhịp bình thường (N) chiếm tỷ lệ lớn hơn đáng kể so với các lớp bất thường (S, V, F, Q). Sự mất cân bằng này có thể khiến mô hình CNN ưu tiên dự đoán lớp N, dẫn đến lỗi phân loại các mẫu bất thường thành N, một vấn đề nghiêm trọng vì nó có thể bỏ sót các rối loạn nhịp tim nguy hiểm. Trong mô hình được triển khai, các kỹ thuật tăng cường dữ liệu được thiết kế để giải quyết vấn đề này, đảm bảo rằng mô hình học được các đặc trưng của tất cả các lớp một cách công bằng.

Các kỹ thuật tăng cường dữ liệu sau có thể được áp dụng để xử lý mất cân bằng lớp và tăng sự đa dạng của dữ liệu:

1. Upsampling các lớp thiểu số: Để tăng số lượng mẫu của các lớp bất thường (S, V, F, Q), kỹ thuật upsampling được triển khai bằng cách tạo ra các mẫu mới dựa trên dữ liệu hiện có. Một phương pháp chính là thêm nhiễu trắng Gaussian với biên độ thấp (dưới 5% biên độ tín hiệu tối đa) vào tín hiệu ECG gốc sau khi đã được tiền xử lý (như mô tả trong phần 2.2). Nhiễu Gaussian được tạo bằng cách sử dụng hàm tạo số ngẫu nhiên trong thư viện NumPy, với độ lệch chuẩn được điều chỉnh để đảm bảo rằng các đặc trưng sinh lý như sóng P, QRS, và T không bị biến dạng. Phương

pháp này giúp tạo ra các mẫu mới có sự khác biệt nhỏ nhưng vẫn đại diện cho đặc trưng của các lớp thiểu số, từ đó tăng cường khả năng nhận diện các mẫu nhịp tim bất thường của mô hình CNN.

2. Downsampling lớp đa số: Để giảm sự thống trị của lớp N, kỹ thuật downsampling được áp dụng bằng cách chọn lọc ngẫu nhiên một tập hợp con các mẫu lớp N. Quá trình này sử dụng phương pháp lấy mẫu ngẫu nhiên có trọng số (weighted random sampling), đảm bảo rằng các mẫu được giữ lại vẫn đại diện cho các đặc trưng sinh lý đa dạng của lớp N, chẳng hạn như các biến thể trong hình dạng sóng QRS hoặc khoảng cách P-T. Tỷ lệ downsampling được điều chỉnh để giữ lại khoảng 70% mẫu lớp N, nhằm cân bằng với số lượng mẫu của các lớp thiểu số sau upsampling, từ đó giảm nguy cơ mô hình thiên lệch về lớp N.

3. Biến đổi tín hiệu: Để tăng sự đa dạng của dữ liệu, các biến đổi tín hiệu được áp dụng trên cả lớp đa số và thiểu số, bao gồm:

- Dịch thời gian (Time shifting): Tín hiệu ECG được dịch chuyển ngẫu nhiên trong khoảng ± 10 ms để mô phỏng các thay đổi nhỏ trong nhịp tim do sự khác biệt sinh lý hoặc thời gian thu thập.

- Co giãn biên độ (Amplitude scaling): Biên độ tín hiệu được điều chỉnh ngẫu nhiên trong khoảng $\pm 10\%$ để tái hiện sự khác biệt về thiết bị thu thập hoặc đặc điểm bệnh nhân.

- Lật tín hiệu (Signal flipping): Tín hiệu được lật theo trục dọc để tạo ra các mẫu mới, mô phỏng các thay đổi trong hướng dẫn truyền tín hiệu (dù hiếm gặp trong thực tế, kỹ thuật này giúp tăng sự đa dạng của dữ liệu).

Các biến đổi này được triển khai thông qua các hàm xử lý mảng trong thư viện NumPy, đảm bảo rằng các mẫu mới vẫn giữ được các đặc trưng sinh lý quan trọng của tín hiệu ECG. So với các phương pháp tăng cường dữ liệu phức tạp hơn, chẳng hạn như sử dụng mạng đối kháng sinh (GAN), các kỹ thuật trên có ưu điểm là tính đơn giản và hiệu quả tính toán, phù hợp với các thiết bị IoMT có tài nguyên hạn chế. GAN, mặc dù có khả năng tạo dữ liệu thực tế hơn, đòi hỏi huấn luyện phức tạp và có nguy cơ tạo ra các mẫu không đại diện cho đặc trưng sinh lý, làm giảm độ tin cậy

trong các ứng dụng y tế. Trong mô hình đề xuất, tôi sử dụng hai kỹ thuật là upsampling và downsampling nhằm mang lại tính đơn giản và hiệu quả tính toán, cũng như không tạo ra các mẫu không có thật gây suy giảm tính tin cậy của dữ liệu.

Để bổ sung cho kỹ thuật cân bằng dữ liệu, các trọng số lớp được tính và đưa vào hàm mất mát nhằm giảm thiên lệch trong quá trình huấn luyện. Trọng số của mỗi lớp $|C|$ được tính theo công thức:

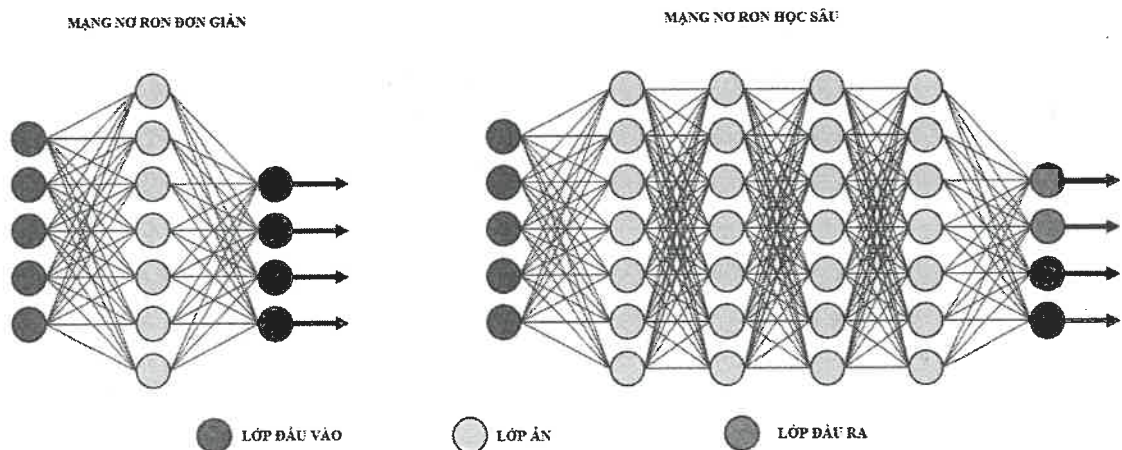
$$w_c = \frac{n}{|C| \cdot N_c} \quad (2.5)$$

Trong đó:

- n : tổng số mẫu
- $|C|$: số lớp
- N_c : số mẫu thuộc lớp C

2.4. Xây dựng mô hình

Trong lĩnh vực phân tích tín hiệu sinh học, việc trích xuất đặc trưng đóng vai trò thiết yếu trong việc chuyển đổi tín hiệu đầu vào (thường là tín hiệu thời gian rời rạc) thành các biểu diễn có ý nghĩa để phục vụ cho bài toán phân loại. Tuy nhiên, việc thiết kế thủ công các đặc trưng có thể đòi hỏi kiến thức chuyên sâu về miền và dễ dẫn đến sự thiếu linh hoạt khi mở rộng mô hình cho các loại tín hiệu khác nhau.



Hình 2.1 – Các lớp cơ bản của mạng nơ ron

Kiến trúc của mạng nơ ron nhân tạo gồm 3 lớp chính như Hình 2.1, bao gồm: lớp đầu vào, lớp ẩn và lớp đầu ra.

- Lớp đầu vào chỉ thực hiện nhận dữ liệu đầu vào từ bên ngoài và không thực hiện phép tính nào, mỗi nơ ron đại diện cho một đặc trưng đầu vào, đối với mạng CNN thì đây là lớp tích chập để trích xuất đặc trưng và tạo đầu vào.

- Lớp ẩn chịu trách nhiệm biến đổi phi tuyến với dữ liệu đầu vào, đồng thời học các đặc trưng đầu vào, do vậy lớp này là lớp phức tạp nhất. Tùy vào độ phức tạp của thuật toán, số lượng lớp ẩn có thể tăng lên để học các đặc trưng phức tạp hơn và chi tiết hơn.

- Lớp đầu ra là nơi tạo kết quả cuối cùng của mạng, tương ứng với mục tiêu bài toán thực hiện phân loại bao nhiêu lớp.

Trong nghiên cứu này, tôi áp dụng mạng nơ-ron tích chập một chiều 1D gồm nhiều lớp ẩn để tự động học đặc trưng từ tín hiệu ECG. Ưu điểm của 1D-CNN nằm ở khả năng khai thác cấu trúc cục bộ theo thời gian, vốn là đặc điểm quan trọng của sóng ECG như P, QRS và T. Nhờ việc áp dụng 1D-CNN cùng các lớp được sử dụng với các tham số trích xuất đặc trưng hợp lý, kì vọng mô hình sẽ trở thành một mô hình nhẹ về mặt tính toán và có khả năng dự đoán được mức độ chính xác tổng thể trên 95%.

2.4.1. Tầng tích chập

Áp dụng các bộ lọc lên tín hiệu đầu vào để trích xuất các đặc trưng, như biên độ sóng P hoặc hình dạng QRS. Mỗi bộ lọc tạo ra một bản đồ đặc trưng (hay ma trận đặc trưng), ghi lại các mẫu quan trọng trong tín hiệu ECG. Tầng tích chập giảm số lượng tham số cần học nhờ chia sẻ trọng số. Tầng tích chập 1D hoạt động bằng cách trượt một kernel (bộ lọc) qua tín hiệu đầu vào, tính tổng có trọng số giữa kernel và từng đoạn nhỏ của tín hiệu. Trong ví dụ trên, mỗi phần tử đầu ra là tích vô hướng giữa kernel $[2, 1]$ và một cửa sổ con liên tiếp của tín hiệu đầu vào $[1, 2], [2, 3], \dots$. Quá trình này tương đương với nhân ma trận giữa ma trận cửa sổ và vector kernel.

Tầng tích chập đầu vào thực hiện phép biến đổi tín hiệu bằng bộ lọc học được $w \in R^k$, trong đó k là kích thước kernel. Đầu ra tại vị trí t được tính theo:

$$y_t = \sigma \left(\sum_{i=0}^{k-1} w_i \cdot x_{t+i} + b \right) \quad (2.6)$$

Với

- σ : hàm kích hoạt, chúng tôi sử dụng ReLU trong mô hình này.
- b : hệ số bias

Ví dụ: với tín hiệu đầu vào $x = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 2 & 3 \\ 3 & 4 \\ 4 & 5 \end{bmatrix}$

Sử dụng kernel $w = \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \end{bmatrix}$

$$y = x \otimes w = [4, 7, 10, 13]$$

Tầng tích chập cho phép học đặc trưng cục bộ như biên độ đỉnh, sườn lên/xuống, độ dốc... vốn đặc trưng cho các pha P, QRS và T của ECG.

2.4.2. Tầng gộp

Sau mỗi tầng tích chập là tầng gộp cực đại với mục đích giảm chiều không gian và tăng tính kháng nhiễu.

Tầng gộp giúp giảm kích thước ma trận đặc điểm đặc trưng để tăng tốc độ tính toán và giảm nguy cơ quá khớp. Kỹ thuật max pooling (gộp cực đại), lấy giá trị lớn nhất trong một vùng, là phổ biến nhất trong phân tích ECG vì nó giữ lại các đặc trưng nổi bật, như đỉnh R:

$$z_t = \max_{i=0}^{p-1} y_{t+i} \quad (2.7)$$

Trong đó:

- P là kích thước của cửa sổ gộp
- z_t là đầu ra sau khi gộp

Ví dụ với đầu vào là đầu ra của tầng tích chập phía trên: $y = [4, 7, 10, 13]$

Sử dụng max pooling với kernel size = 2 và bước stride = 2, ta sẽ được hai đoạn không trùng lặp là [4,7], [10,13]. Lấy giá trị lớn nhất của mỗi đoạn: [7], [13]. Ta có đầu ra của tầng gộp này: [7, 13]

Gộp dữ liệu làm giảm số lượng tham số, cải thiện tính tổng quát và giảm quá khớp.

2.4.3. Tầng kích hoạt

Áp dụng hàm kích hoạt phi tuyến, như ReLU (Rectified Linear Unit), để tăng tính phi tuyến của mô hình. Sau tầng tích chập hoặc pooling, ta thường áp dụng một hàm kích hoạt phi tuyến như ReLU để giữ lại các giá trị dương và loại bỏ các giá trị âm. Điều này giúp mô hình có khả năng học được các đặc trưng phức tạp và tăng tốc độ hội tụ trong quá trình huấn luyện.

$$a_i^{(l)} = \sigma(z_i^{(l)}) = \max(0, z_i^{(l)}) \quad (2.8)$$

Ví dụ: $z=[4, -3, 10, -1]$

Áp dụng hàm ReLU

$\text{ReLU}(4)=4$

$\text{ReLU}(-3)=0$

$\text{ReLU}(10)=10$

$\text{ReLU}(-1)=0$

Output=[4, 0, 10, 0]

2.4.4. Tầng kết nối đầy đủ

Sau chuỗi tầng tích chập và gộp, dữ liệu 3 chiều được "làm phẳng" thành vector 1 chiều để đưa vào các tầng phân loại:

$$f = \text{Flatten}(P^{(l)}) \quad (2.9)$$

Trong đề án, tôi sử dụng mạng nơ-ron truyền thẳng đơn giản, mỗi tầng kết nối với toàn bộ đầu vào từ tầng trước, tầng phân loại được biểu diễn như sau:

$$h^{(i)} = \sigma(W^{(i)} \cdot h^{(i-1)} + b^{(i)}) \quad (2.10)$$

Trong đó:

- $h^{(i)}$ đầu ra tầng i
- $W^{(i)}$ trọng số
- $b^{(i)}$ bias

Trong mô hình được xây dựng trong đề án, 2 tầng Dense được sử dụng với số lượng lần lượt là 64 và 32.

2.4.5. Tầng đầu ra

Tầng cuối cùng sử dụng hàm softmax để chuyển đầu ra thành phân phối xác suất trên các lớp:

$$\hat{y}_j = \frac{e^{z_j}}{\sum_{c=1}^C e^{z_c}}, \quad j \in \{1, \dots, C\} \quad (2.11)$$

- C : số lớp cần phân loại, trong đề tài tương ứng với 5 lớp, vậy $C = 5$
- $\hat{y}_j$ là xác suất mẫu thuộc lớp i

Ví dụ:

Hàm softmax chuyển các giá trị logits thành xác suất.

Giả sử mỗi phần tử là xác suất của nhịp tim thuộc một lớp (N, S, V, F, Q) đầu ra: $p = [0.05, 0.80, 0.10, 0.02, 0.03]$

Lớp S có xác suất cao nhất (0.80), do đó mẫu này sẽ được phân loại vào lớp S

2.4. Kiến trúc mô hình đề xuất

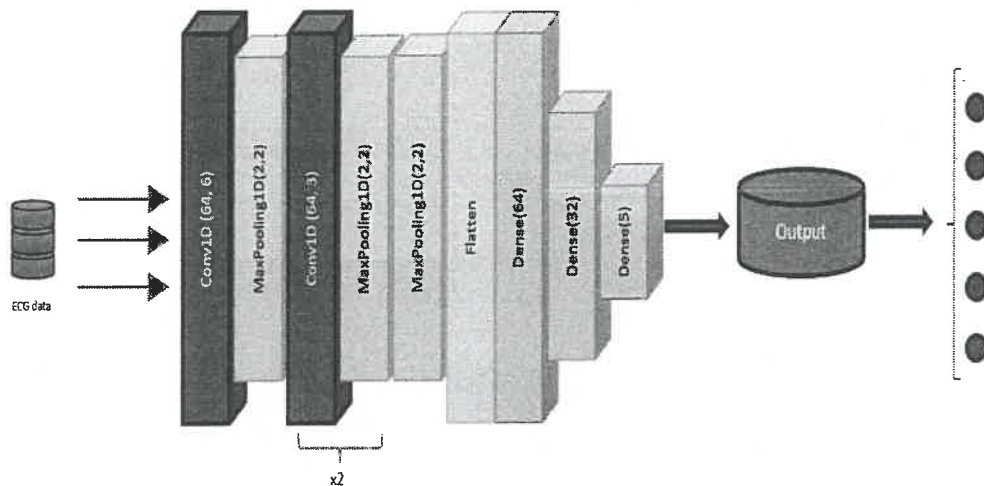
Sau khi tín hiệu điện tâm đồ (ECG) đã trải qua các bước tiền xử lý và cân bằng dữ liệu như đã trình bày trong Mục 2.2 và 2.3, bước tiếp theo trong quy trình xây dựng hệ thống là thiết kế và huấn luyện mô hình học sâu. Trong nghiên cứu này, chúng tôi lựa chọn kiến trúc mạng nơ-ron tích chập một chiều (1D-CNN) với cấu trúc siêu nhẹ, nhằm đảm bảo khả năng triển khai thực tế trên các nền tảng có tài nguyên hạn chế như các thiết bị đeo tay, cảm biến nhúng.

2.4.1. Kiến trúc mô hình

Mô hình CNN được thiết kế theo dạng siêu nhẹ như mô tả trong hình 2.2, bao gồm ba tầng tích chập sử dụng hàm kích hoạt ReLU, mỗi tầng được nối tiếp với một

tầng gộp cực đại nhằm giảm chiều dữ liệu và trích xuất đặc trưng chính. Sau ba tầng tích chập và bốn tầng gộp, một tầng làm phẳng dữ liệu chuyển đổi đầu ra thành dạng vector, trước khi đưa qua hai tầng kết nối đầy đủ kích thước 64 và 32 nút. Tầng đầu ra sử dụng hàm kích hoạt để phân loại tín hiệu ECG thành năm nhịp: nhịp bình thường (N), nhịp ngoại tâm nhĩ (S), nhịp ngoại tâm thất (V), nhịp bó nhánh (F), và nhịp không xác định (Q).

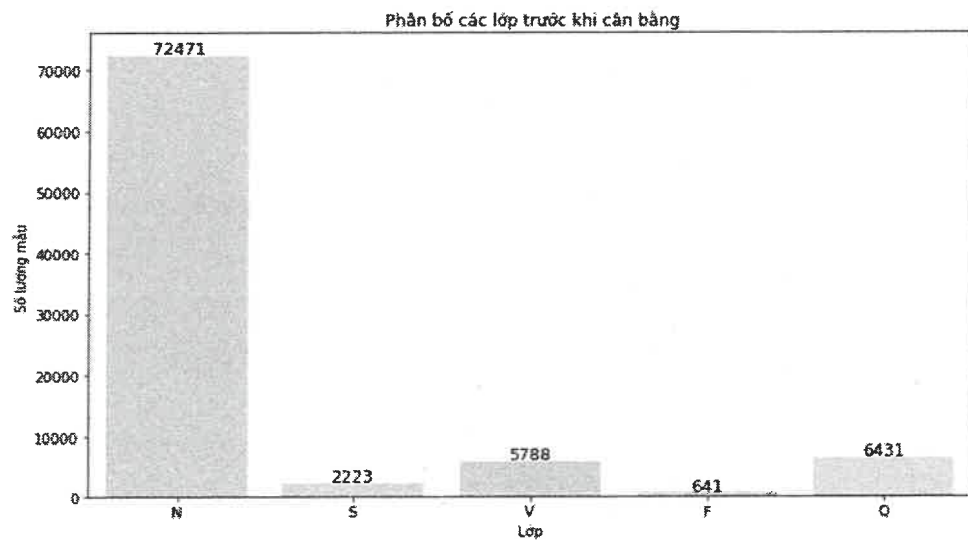
Mô hình được huấn luyện với hàm mất mát và tối ưu hóa bằng thuật toán Adam. Toàn bộ kiến trúc được tổ chức sao cho đảm bảo cân bằng giữa hiệu quả tính toán và khả năng học biểu diễn tín hiệu ECG.



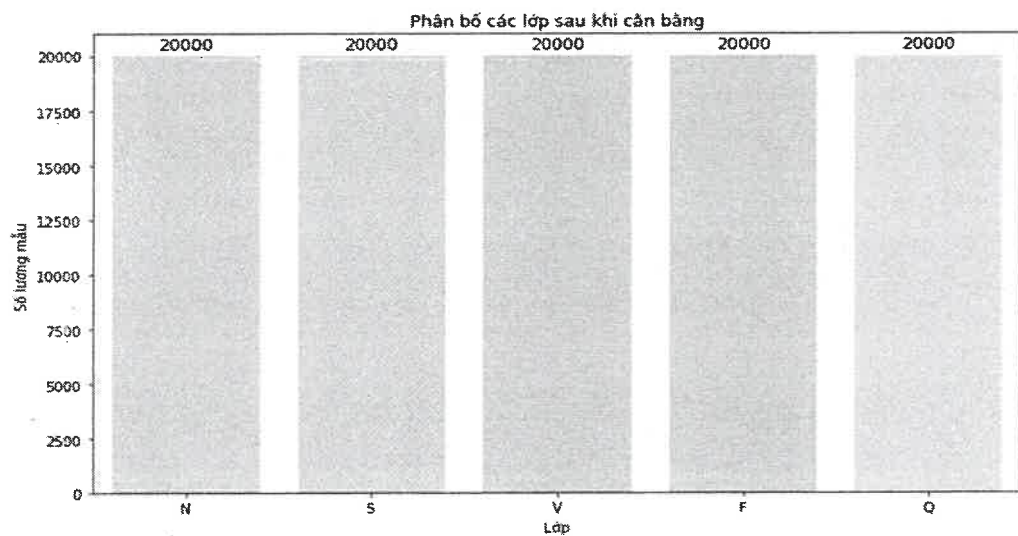
Hình 2.2 – Kiến trúc mô hình đề xuất

2.4.2. Cân bằng dữ liệu

Do sự mất cân bằng nghiêm trọng trong tập huấn luyện (trong đó lớp N chiếm tỷ lệ áp đảo) như biểu diễn trong hình 2.3, một chiến lược kết hợp giữa upsampling và tính trọng số lớp (class weights) được áp dụng. Cụ thể, các lớp thiểu số (1: S, 2: V, 3: F, 4: Q) được nhân bản ngẫu nhiên bằng phương pháp resample để đạt số lượng mẫu ngang bằng với lớp đa số (0: N). Sau khi upsampling, số mẫu mỗi lớp được chuẩn hóa về khoảng 20.000 như trong hình 2.4, đảm bảo mô hình không bị thiên lệch về lớp bình thường trong quá trình huấn luyện.



Hình 2.3 – Phân bố các lớp dữ liệu trước khi cân bằng



Hình 2.4 – Phân bố dữ liệu sau khi cân bằng

2.4.3. Tối ưu hóa quá trình huấn luyện

Trong quá trình huấn luyện mô hình CNN 1D, việc lựa chọn thuật toán tối ưu hóa và các siêu tham số đóng vai trò quan trọng trong hiệu suất và khả năng hội tụ của mô hình. Các thiết lập trong nghiên cứu này được lựa chọn dựa trên kinh nghiệm thực nghiệm và tham khảo các nghiên cứu liên quan trong lĩnh vực xử lý tín hiệu chuỗi thời gian.

2.4.3.1. Thuật toán tối ưu hóa

Mô hình sử dụng thuật toán Adam (Adaptive Moment Estimation) làm bộ tối ưu chính. Adam là một thuật toán học sâu phổ biến do khả năng tự động điều chỉnh tốc độ học theo từng tham số trong quá trình huấn luyện.

Tốc độ học (learning rate) được đặt là 0.001, là giá trị mặc định thường được sử dụng trong nhiều nghiên cứu do khả năng hội tụ ổn định trên nhiều tập dữ liệu khác nhau. Để cải thiện hiệu quả tối ưu hóa trong trường hợp hàm mất mát trên tập kiểm thử (validation loss) không giảm, một cơ chế tự động giảm tốc độ học được sử dụng thông qua hàm ReduceLROnPlateau. Khi không có sự cải thiện trong 3 vòng học tập (epoch) liên tiếp, tốc độ học sẽ được giảm theo hệ số 0.1, giúp mô hình tiếp tục học trong các pha khó hội tụ.

2.4.3.2. Các siêu tham số huấn luyện

- Batch size: kích thước lô được lựa chọn là 64, kích thước mini-batch xác định số lượng mẫu được sử dụng trong mỗi lần cập nhật trọng số. Giá trị này được lựa chọn để đảm bảo sự cân bằng giữa tốc độ huấn luyện và tiêu thụ bộ nhớ, đặc biệt khi huấn luyện trên GPU.

- Số epoch tối đa: là số lần lặp tối đa trên toàn bộ tập dữ liệu huấn luyện. Tuy nhiên, giá trị này chỉ mang tính giới hạn trên do có sử dụng chiến lược dừng sớm (Early Stopping).

- Early Stopping: được đặt giá trị tham số trong nó là 5, nó là một hàm gọi lại (callback) được sử dụng nhằm dừng sớm quá trình huấn luyện nếu hàm mất mát trên tập xác thực không cải thiện sau 5 vòng huấn luyện liên tiếp. Điều này giúp tiết kiệm thời gian tính toán và tránh việc mô hình học thuộc dữ liệu huấn luyện, một nguy cơ đặc biệt nghiêm trọng trong các bài toán phân loại dữ liệu sinh lý có độ biến thiên cao như ECG.

- Reduce LR on Plateau: giảm tốc độ học khi mô hình bão hòa. Nếu trong vòng 3 lần huấn luyện liên tiếp, hàm mất mát trên tập xác thực không giảm, tốc độ học sẽ tự động giảm theo hệ số 0.1, với ngưỡng tối thiểu là 0.0001. Cơ chế này giúp

mô hình điều chỉnh tốc độ học khi gần đạt điểm hội tụ, cải thiện khả năng phân loại các lớp tín hiệu phức tạp như F hoặc Q mà không cần can thiệp thủ công.

2.4.4. Huấn luyện và đánh giá

Mô hình được huấn luyện trong tối đa 40 vòng huấn luyện với kích thước lô là 64, sử dụng 100% tập huấn luyện đã cân bằng và đánh giá liên tục trên tập kiểm tra. Tập kiểm tra không bị can thiệp hoặc thay đổi nhằm đảm bảo tính khách quan của kết quả.

Sau quá trình huấn luyện, mô hình tốt nhất được lưu và đánh giá thông qua các chỉ số chuẩn như độ chính xác (Accuracy), độ nhạy (Recall), độ chuẩn xác (Precision) và điểm F1 theo trung bình, cùng với ma trận nhầm lẫn (confusion matrix). Các biểu đồ hội tụ về độ chính xác và hàm mất mát theo từng vòng huấn luyện cũng được trực quan hóa nhằm phân tích hiệu suất mô hình.

2.5. Phương pháp đánh giá mô hình

Đánh giá mô hình là bước quan trọng để xác định khả năng của mô hình CNN trong việc nhận diện các mẫu nhịp tim (N, S, V, F, Q) từ dữ liệu ECG đã được tiền xử lý và tăng cường như mô tả trong các phần 2.2 và 2.3. Mục tiêu chính của quá trình đánh giá là đảm bảo rằng mô hình không chỉ đạt được độ chính xác cao mà còn ưu tiên phát hiện các lớp nhịp tim bất thường, vốn có ý nghĩa quan trọng trong chẩn đoán y tế.

Các tham số đánh giá được lựa chọn bao gồm độ chính xác, độ chuẩn xác, độ nhạy, điểm F1, ROC, AUC và ma trận nhầm lẫn, hơn nữa đó là thời gian dự đoán một mẫu dữ liệu trung bình để chứng minh về tốc độ xử lý của mô hình. Những chỉ số này được tính toán dựa trên dự đoán của mô hình. Các tham số được triển khai thông qua các hàm đánh giá tiêu chuẩn, sử dụng thư viện công khai đảm bảo tính nhất quán và chính xác trong việc đo lường hiệu suất.

2.5.1. Độ chính xác (Accuracy)

Độ chính xác được định nghĩa là tỷ lệ phần trăm mẫu được phân loại đúng trên tổng số mẫu trong tập kiểm tra. Công thức:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2.12)$$

Trong đó:

- TP: số lượng dương tính thật (True Positive)
- TN: số lượng âm tính thật (True Negative)
- FP: dương tính giả (False Positive)
- FN: âm tính giả (False Negative)

2.5.2. Độ chuẩn xác (Precision)

Độ chuẩn xác của từng lớp phản ánh tỷ lệ mẫu được mô hình dự đoán là thuộc một lớp nào đó mà thực sự đúng. Độ chuẩn xác đặc biệt hữu ích khi chi phí của việc phân loại sai dương tính là cao. Công thức:

$$\text{Precision}_i = \frac{TP_i}{TP_i + FP_i} \quad (2.13)$$

Trong đó i là chỉ số lớp. Độ chuẩn xác cao cho lớp S, V, F, hoặc Q cho thấy mô hình ít dự đoán nhầm các bất thường như là nhịp bình thường.

2.5.3. Độ nhạy (Recall)

Độ nhạy, hay còn gọi là tỷ lệ phát hiện đúng, phản ánh khả năng phát hiện đầy đủ các mẫu dương tính thực sự của từng lớp. Đặc biệt quan trọng trong y học, nơi việc bỏ sót các nhịp tim bất thường có thể dẫn đến hậu quả nghiêm trọng. Công thức:

$$\text{Recall}_i = \frac{TP_i}{TP_i + FN_i} \quad (2.14)$$

Một mô hình có độ nhạy thấp trên lớp F hoặc Q sẽ không đáng tin cậy trong ứng dụng giám sát sức khỏe.

2.5.4. Điểm F1 (F1-score)

Điểm F1 là trung bình điều hòa giữa độ chuẩn xác và độ nhạy, cung cấp đánh giá cân bằng trong tình huống mà cả hai yếu tố đều quan trọng, điểm F1 đặc biệt thích hợp với bài toán có dữ liệu mất cân bằng. Công thức:

$$F1_i = 2 \cdot \frac{\text{Precision}_i \cdot \text{Recall}_i}{\text{Precision}_i + \text{Recall}_i} \quad (2.15)$$

Mô hình có điểm F1 cao trên các lớp thiểu số chứng tỏ khả năng phân biệt và phát hiện chính xác các bất thường trong ECG.

2.5.5. Đường cong ROC và diện tích AUC

Đường cong ROC (Receiver Operating Characteristic) thể hiện mối quan hệ giữa tỷ lệ phát hiện đúng (True Positive Rate) và tỷ lệ báo động giả (False Positive Rate) khi thay đổi ngưỡng phân loại. AUC (Area Under the Curve) là diện tích dưới đường ROC, cho biết xác suất mô hình xếp đúng một mẫu dương tính cao hơn mẫu âm tính.

Giá trị AUC dao động từ 0.5 (phân loại ngẫu nhiên) đến 1.0 (phân loại hoàn hảo). Trong nghiên cứu này, AUC được tính theo từng lớp (One-vs-Rest) và trung bình macro để phản ánh hiệu quả trên toàn bộ lớp. Công thức tính diện tích dưới đường ROC:

$$AUC = \int_0^1 TPR(FPR) d(FPR) \quad (2.16)$$

2.5.6. Ma trận nhầm lẫn (Confusion Matrix)

Ma trận nhầm lẫn cung cấp cái nhìn trực quan về số lượng mẫu mỗi lớp được phân loại đúng hoặc sai sang các lớp khác. Cấu trúc ma trận kích thước $C \times C$, trong đó C là số lượng lớp (ở đây là 5).

Cách tính sử dụng độ chính xác chỉ cho chúng ta biết được bao nhiêu phần trăm lượng dữ liệu được phân loại đúng mà không chỉ ra được cụ thể mỗi loại được phân loại như thế nào, lớp nào được phân loại đúng nhiều nhất, và dữ liệu thuộc lớp nào thường bị phân loại nhầm vào lớp khác. Dựa vào ma trận nhầm lẫn, vấn đề đánh giá chi tiết hơn về kết quả đánh giá của mô hình được giải quyết và giúp dễ dàng xem xét cần cải thiện ở lớp nào.

2.5.7. Thời gian dự đoán trung bình

Một chỉ số quan trọng trong các ứng dụng thời gian thực là độ trễ xử lý (latency), hay thời gian trung bình để mô hình dự đoán đầu ra cho một mẫu. Chỉ số này được đo bằng cách tính thời gian suy luận cho toàn bộ tập kiểm tra và chia cho số mẫu:

$$\text{Latency}_{\text{avg}} = \frac{T_{\text{predict}}}{N_{\text{samples}}} \quad (2.17)$$

Với mô hình CNN siêu nhẹ được thiết kế trong nghiên cứu, thời gian dự đoán một mẫu đạt chỉ khoảng một mili-giây, đáp ứng yêu cầu của các hệ thống giám sát sức khỏe theo thời gian thực. Đây là bằng chứng trực tiếp cho thấy tính khả thi của việc triển khai mô hình trong môi trường hạn chế tài nguyên.

2.6. Kết luận chương

Chương 2 đã trình bày một cách có hệ thống quá trình thiết kế mô hình mạng nơ-ron tích chập một chiều (1D-CNN) cho bài toán phân loại tín hiệu ECG, từ việc xử lý dữ liệu đầu vào đến xây dựng kiến trúc mạng học sâu. Trước hết, chương đã mô tả chi tiết cấu trúc và đặc điểm của bộ dữ liệu MIT-BIH Arrhythmia, làm rõ tính chất mất cân bằng dữ liệu giữa các lớp và cách tiếp cận giải quyết thông qua kỹ thuật lấy mẫu lại.

Tiếp theo, quá trình tiền xử lý tín hiệu và chuẩn hóa dữ liệu được triển khai nhằm đảm bảo định dạng và phạm vi giá trị phù hợp với đầu vào của mô hình học sâu. Sau đó, chương đã đưa ra kiến trúc tổng quát của mô hình CNN 1D với các lớp tích chập, gộp, và kết nối đầy đủ, đồng thời giải thích vai trò của từng thành phần trong việc học và khai thác đặc trưng của tín hiệu ECG.

Ngoài ra, chương cũng làm rõ các thuật toán và siêu tham số huấn luyện được sử dụng như hàm mất mát, bộ tối ưu Adam, kỹ thuật dừng sớm và điều chỉnh tốc độ học. Cuối cùng, chương giới thiệu các chỉ số đánh giá định lượng quan trọng như độ chuẩn xác, độ nhạy, điểm F1, AUC và ma trận nhầm lẫn, làm cơ sở cho việc phân tích hiệu suất mô hình trong chương tiếp theo.

Như vậy, chương này đã hoàn thiện phần nền tảng về mặt lý thuyết và kỹ thuật để bước sang chương 3 – nơi mô hình được huấn luyện và đánh giá toàn diện trên tập dữ liệu thực tế nhằm kiểm chứng hiệu quả của kiến trúc đã thiết kế.

Chương 3 : THỬ NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ HIỆU NĂNG MÔ HÌNH

3.1. Giới thiệu chung

Sau khi đã thiết kế hoàn chỉnh mô hình mạng nơ-ron tích chập một chiều (CNN 1D) và chuẩn bị tập dữ liệu ECG từ bộ MIT-BIH Arrhythmia thông qua các bước tiền xử lý và cân bằng lớp, chương này sẽ tiến hành huấn luyện mô hình trên dữ liệu thực tế và đánh giá hiệu suất phân loại thông qua các tiêu chí định lượng và trực quan.

Việc đánh giá mô hình được thực hiện một cách toàn diện, không chỉ dựa trên các chỉ số cơ bản như độ chính xác (accuracy), mà còn xét đến các chỉ số quan trọng khác như độ chuẩn xác (precision), độ nhạy (recall), điểm F1 (F1-score), nhằm đo lường khả năng tổng quát hóa và mức độ cân bằng trong phân loại giữa các lớp có tần suất xuất hiện khác nhau.

Bên cạnh đó, ma trận nhầm lẫn (confusion matrix) sẽ được sử dụng để phân tích cụ thể những trường hợp mô hình dự đoán sai, từ đó hiểu rõ hơn các điểm mạnh và điểm hạn chế trong việc phân biệt giữa các lớp nhịp tim. Đặc biệt, chương cũng tiến hành đánh giá thông qua đường cong ROC (Receiver Operating Characteristic) và diện tích dưới đường cong AUC (Area Under Curve) – các chỉ số phản ánh trực quan khả năng phân biệt giữa các lớp.

Cuối cùng, để kiểm chứng tính ứng dụng thực tế trong các hệ thống chăm sóc sức khỏe thời gian thực, chương này cũng đo lường thời gian suy luận trung bình trên mỗi mẫu nhằm đánh giá hiệu suất tính toán của mô hình.

Như vậy, Chương 3 đóng vai trò kiểm chứng tính khả thi và hiệu quả của mô hình đã được thiết kế ở chương trước, đồng thời cung cấp cơ sở thực nghiệm để thảo luận và đề xuất hướng phát triển trong tương lai.

3.2. Công cụ phần mềm và các tham số cơ bản

3.2.1. Công cụ phần mềm

Môi trường phát triển chính là Jupyter Notebook, một nền tảng mã nguồn mở được sử dụng rộng rãi trong khoa học dữ liệu và học máy nhờ khả năng tương tác và

trực quan hóa mạnh mẽ. Jupyter Notebook cho phép tích hợp mã lệnh, văn bản giải thích, và kết quả đầu ra (biểu đồ, bảng) trong cùng một tài liệu, tạo điều kiện thuận lợi cho việc thực hiện các bước từ nhập dữ liệu, tiền xử lý, huấn luyện mô hình, đến đánh giá và trực quan hóa kết quả. Trong mã nguồn triển khai, Jupyter Notebook được sử dụng để tổ chức quy trình làm việc, với các ô mã (cell) riêng biệt cho từng bước như đọc dữ liệu từ file CSV, chuẩn hóa tín hiệu ECG, xây dựng mô hình CNN, và vẽ biểu đồ đường cong học tập. Tính năng lưu trữ trạng thái của Jupyter Notebook giúp dễ dàng quay lại chỉnh sửa hoặc chạy lại các bước mà không cần thực hiện lại toàn bộ quy trình, rất hữu ích khi thử nghiệm các tham số khác nhau.

Các thư viện phần mềm chính được sử dụng trong mã nguồn bao gồm:

- TensorFlow và Keras: TensorFlow là một thư viện học sâu mã nguồn mở, cung cấp khả năng tính toán hiệu quả trên CPU và GPU, hỗ trợ xây dựng và huấn luyện các mô hình phức tạp như CNN với residual block. Trong mã nguồn, TensorFlow được sử dụng để định nghĩa kiến trúc mô hình thông qua Keras, một giao diện cấp cao giúp đơn giản hóa việc thêm các tầng như Conv1D, BatchNormalization, và Dropout. Keras cũng hỗ trợ triển khai hàm mất mát tùy chỉnh, tối ưu hóa bằng Adam, và các callback như EarlyStopping, ModelCheckpoint, ReduceLROnPlateau.
- NumPy: Là thư viện nền tảng cho tính toán khoa học, NumPy được sử dụng để xử lý các mảng tín hiệu ECG, thực hiện các phép toán như chuẩn hóa min-max và reshape dữ liệu. NumPy cung cấp hiệu suất cao nhờ các hàm được tối ưu hóa bằng C, đảm bảo xử lý nhanh các phép toán trên mảng lớn. Trong mã, NumPy còn hỗ trợ tính toán xác suất dự đoán và chuyển đổi nhãn.
- Pandas: Được sử dụng để đọc và thao tác dữ liệu từ các file CSV dữ liệu của bộ dữ liệu. Pandas cho phép truy cập nhanh vào các cột dữ liệu. Khả năng xử lý dữ liệu dạng bảng của Pandas giúp tổ chức dữ liệu ECG một cách hiệu quả, đặc biệt khi cần lọc các lớp thiếu số (S, V, F, Q) để upsampling.
- Scikit-learn: Cung cấp các công cụ quan trọng cho tăng cường dữ liệu và đánh giá mô hình. Hàm resample được sử dụng để upsampling các lớp S, V, F, Q lên 20,000 mẫu mỗi lớp, đảm bảo tập huấn luyện cân bằng. Các hàm đánh giá như

`precision_score`, `recall_score`, `f1_score`, và `confusion_matrix` được dùng để tính toán các chỉ số hiệu năng. Scikit-learn còn hỗ trợ tạo báo cáo phân loại chi tiết, giúp phân tích hiệu suất trên từng lớp N, S, V, F, Q.

- Matplotlib: Được sử dụng để trực quan hóa kết quả, bao gồm biểu đồ đường cong học tập (độ chính xác và mất mát qua các vòng lặp học tập) và ma trận nhầm lẫn. Khả năng tùy chỉnh của Matplotlib, như đặt nhãn trục và tiêu đề, hỗ trợ trình bày kết quả một cách rõ ràng, dễ hiểu.

So với các môi trường khác, chẳng hạn như Python script thuần hoặc IDE như PyCharm, Jupyter Notebook có ưu điểm là tích hợp trực quan hóa và tương tác, giúp dễ dàng kiểm tra từng bước trong quy trình. Các thư viện TensorFlow/Keras, NumPy, Pandas, scikit-learn, và Matplotlib tạo thành một hệ sinh thái hoàn chỉnh, hỗ trợ từ xử lý tín hiệu ECG đến đánh giá mô hình, đảm bảo rằng mọi khía cạnh của thử nghiệm đều được thực hiện chính xác và hiệu quả. Việc sử dụng các thư viện mã nguồn mở này không chỉ giảm chi phí mà còn đảm bảo tính tái lập và khả năng mở rộng, phù hợp với các ứng dụng IoMT.

3.2.2. Tham số mô phỏng

Các tham số mô phỏng được sử dụng trong mã nguồn bao gồm các tham số của mô hình, huấn luyện, tiền xử lý, và đánh giá, được tối ưu hóa để đạt hiệu suất cao và giảm lỗi phân loại các mẫu bất thường thành N. Dưới đây là bảng tổng hợp các tham số chính được sử dụng trong mô hình, kèm theo giá trị, ý nghĩa:

Tham số	Giá trị	Ý nghĩa
<i>Conv1D(filters)</i>	64	Số lượng bộ lọc học đặc trưng
<i>kernel_size</i>	6, 3	Kích thước cửa sổ trượt
<i>activation</i>	ReLU	Hàm kích hoạt phi tuyến
<i>sample</i>	20000	Số lượng mẫu mỗi lớp sau cân bằng
<i>MaxPooling1D(pool_size)</i>	2, 3	Kích thước vùng gộp trong lớp gộp

<i>strides</i>	2	Bước nhảy của lớp gộp
<i>Dense</i>	64, 32, 5	Số node trong lớp kết nối đầy đủ
<i>optimizer</i>	<i>Adam</i>	Thuật toán tối ưu
<i>lr</i>	0.001	Tỉ lệ học tập ban đầu
<i>epochs</i>	40	Số vòng huấn luyện tối đa
<i>patience</i>	5	Dừng sớm nếu loss của xác thực không cải thiện sau 5 lần
<i>factor</i>	0.1	Lượng giảm tỉ lệ học nếu không cải thiện loss của xác thực

Bảng 3.1 – Bảng các tham số chính được sử dụng trong mô hình

3.4. Đánh giá kết quả mô hình

3.4.1. Độ chính xác và hàm mất mát

Quá trình huấn luyện và kiểm tra mô hình được mô tả trong Hình 3.1, đây là nhật kí ghi lại quá trình mô hình huấn luyện và kiểm tra. Quá trình huấn luyện được thực hiện với 100000 mẫu với 20000 mẫu mỗi lớp, sau đó mô hình được kiểm tra với dữ liệu kiểm tra gồm 21892 mẫu nguyên bản từ bộ dữ liệu MIT-BIH Arrhythmia.

Mô hình bắt đầu huấn luyện với độ chính xác ban đầu trên tập huấn luyện là 0.8672, và chỉ sau 4 epoch, độ chính xác đã đạt 0.9748. Đây là dấu hiệu cho thấy mô hình có khả năng học nhanh, phù hợp với cấu trúc mạng CNN 1D áp dụng cho tín hiệu thời gian, đặc biệt khi đặc trưng ECG đã được chuẩn hóa tốt.

Tốc độ giảm loss rất nhanh, từ 0.3079 (epoch 1) xuống 0.1225 (epoch 4), điều này cho thấy sự ổn định, khả năng học mạnh mẽ của kiến trúc được lựa chọn.

```

Train on 100000 samples, validate on 21892 samples
Epoch 1/40
100000/100000 [=====] - 46s 464us/step - loss: 0.3680 - accuracy: 0.8672 - val_loss: 0.3079 - val_accuracy: 0.8853
Epoch 2/40
100000/100000 [=====] - 47s 473us/step - loss: 0.1489 - accuracy: 0.9477 - val_loss: 0.2432 - val_accuracy: 0.9121
Epoch 3/40
100000/100000 [=====] - 46s 460us/step - loss: 0.1809 - accuracy: 0.9650 - val_loss: 0.1836 - val_accuracy: 0.9388
Epoch 4/40
100000/100000 [=====] - 47s 469us/step - loss: 0.0746 - accuracy: 0.9748 - val_loss: 0.1225 - val_accuracy: 0.9636
Epoch 5/40
100000/100000 [=====] - 47s 467us/step - loss: 0.0607 - accuracy: 0.9794 - val_loss: 0.1978 - val_accuracy: 0.9327
Epoch 6/40
100000/100000 [=====] - 46s 463us/step - loss: 0.0495 - accuracy: 0.9841 - val_loss: 0.1779 - val_accuracy: 0.9451
Epoch 7/40
100000/100000 [=====] - 46s 457us/step - loss: 0.0405 - accuracy: 0.9865 - val_loss: 0.1231 - val_accuracy: 0.9698

Epoch 0007: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 0.0010000000474974513.
Epoch 8/40
100000/100000 [=====] - 46s 459us/step - loss: 0.0176 - accuracy: 0.9954 - val_loss: 0.1159 - val_accuracy: 0.9707
Epoch 9/40
100000/100000 [=====] - 47s 466us/step - loss: 0.0129 - accuracy: 0.9967 - val_loss: 0.1112 - val_accuracy: 0.9754
Epoch 10/40
100000/100000 [=====] - 46s 459us/step - loss: 0.0112 - accuracy: 0.9973 - val_loss: 0.1092 - val_accuracy: 0.9763
Epoch 11/40
100000/100000 [=====] - 46s 463us/step - loss: 0.0098 - accuracy: 0.9976 - val_loss: 0.1149 - val_accuracy: 0.9759
Epoch 12/40
100000/100000 [=====] - 46s 461us/step - loss: 0.0087 - accuracy: 0.9980 - val_loss: 0.1252 - val_accuracy: 0.9746
Epoch 13/40
100000/100000 [=====] - 47s 467us/step - loss: 0.0078 - accuracy: 0.9982 - val_loss: 0.1207 - val_accuracy: 0.9767

Epoch 0013: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 1.0000000474974514e-05.
Epoch 14/40
100000/100000 [=====] - 46s 461us/step - loss: 0.0060 - accuracy: 0.9988 - val_loss: 0.1215 - val_accuracy: 0.9766
Epoch 15/40
100000/100000 [=====] - 46s 455us/step - loss: 0.0057 - accuracy: 0.9989 - val_loss: 0.1210 - val_accuracy: 0.9769
Accuracy: 97.63%

```

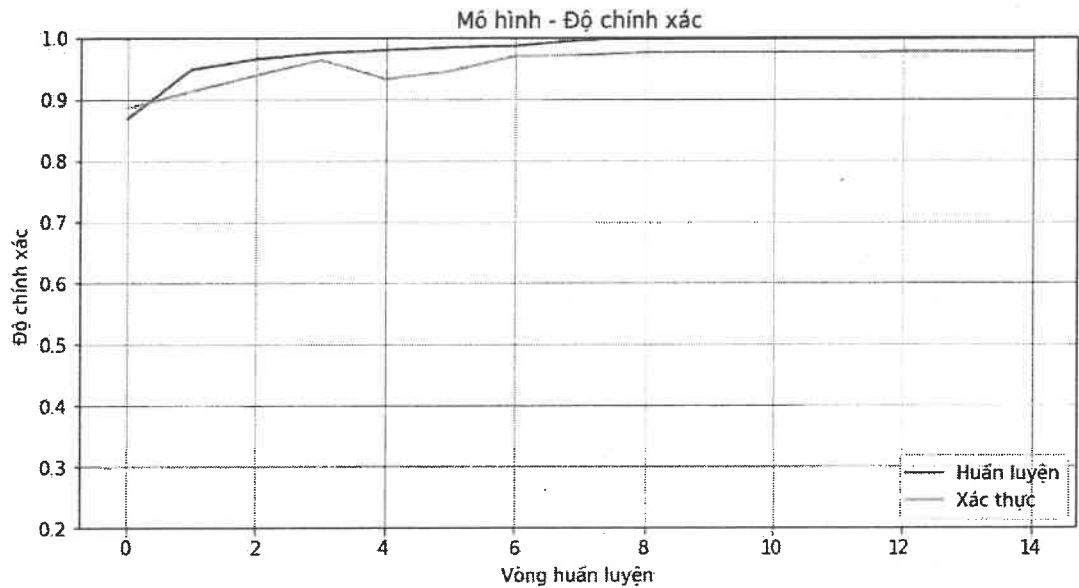
Hình 3.1 - Nhật ký huấn luyện và kiểm thử

Từ epoch 1 đến epoch 10, khoảng cách giữa accuracy (độ chính xác trên tập học tập) và val_accuracy (độ chính xác trên tập xác thực) giảm dần và tiệm cận nhau. Không có dấu hiệu overfitting rõ ràng, do val_loss (mất mát trên tập xác thực) không tăng lên đáng kể và val_accuracy vẫn cải thiện liên tục.

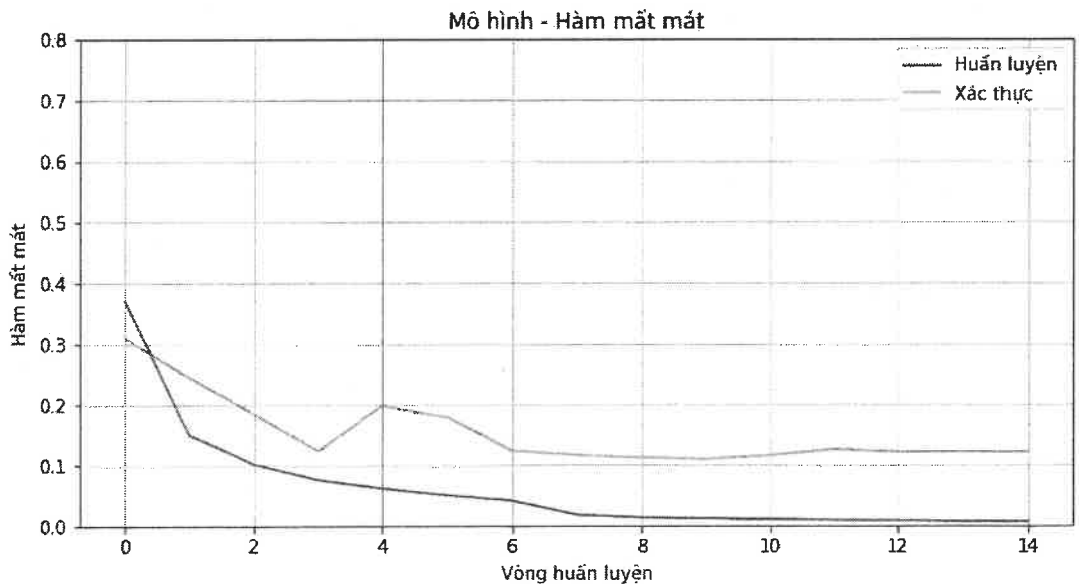
Tại epoch 7 và 13, có hai sự kiện giảm tỉ lệ học tự động bởi phát hiện mô hình không cải thiện sau 3 epoch liên tiếp. Việc điều chỉnh tự động này khiến mô hình được cập nhật từ từ và khai thác tốt vùng cực tiểu. Sau lần giảm tỉ lệ học đầu tiên, mô hình có cải thiện về val_accuracy (tăng từ 0.9698 lên 0.9707), cho thấy điều chỉnh này hữu ích, tuy nhiên ở lần giảm tỉ lệ học ở lần thứ hai tại epoch 13, điều này không đem lại hiệu quả nữa cho thấy mô hình có dấu hiệu overfitting từ đây.

Trong quá trình huấn luyện, mô hình CNN 1D đạt tốc độ hội tụ nhanh, với độ chính xác trên tập huấn luyện và kiểm tra lần lượt đạt 0.9989 và 0.9769 chỉ sau 15 epoch. Mô hình dường như đạt tối ưu tại epoch 10 bởi mang lại mất mát trên tập xác thực và chính xác trên tập xác thực tốt nhất. Biểu đồ học tập cũng cho thấy hàm mất mát trên tập huấn luyện giảm đều và tiệm cận về 0, trong khi mất mát trên tập xác

thực dao động nhẹ nhưng vẫn giữ ở mức thấp và ổn định, phản ánh khả năng tổng quát hóa tốt.



Hình 3.2 – Biểu đồ biến thiên của độ chính xác



Hình 3.3 – Biểu đồ biến thiên của hàm mất mát

Mặc dù mô hình đã dừng sớm tuy nhiên khi nhìn vào sự chênh lệch nhỏ giữa độ chính xác và mất mát của hai tập này gợi ý rằng mô hình chưa xảy ra hiện tượng overfitting nghiêm trọng. Đây là minh chứng rõ ràng cho hiệu quả của cấu trúc mạng, thuật toán tối ưu, và kỹ thuật điều chỉnh learning rate (ReduceLROnPlateau) trong việc huấn luyện mô hình trên tín hiệu ECG nhiễu nhiễu và biến thiên.

3.4.2. Độ chuẩn xác, độ nhạy và điểm F1

Các tham số hiệu năng được tính toán dựa trên kết quả từ mô hình,

Tỉ lệ dương tính dự đoán đúng là 0.86 trên trung bình tất cả các lớp, chưa thật cao đối với bài toán nhạy cảm như ECG.

Tỉ lệ phát hiện đúng các trường hợp thực sự dương tính là rất cao (0.93), điều này rất quan trọng trong y tế vì việc phát hiện các ca dương tính là vô cùng quan trọng để tránh sàng lọc sai những bệnh nhân mắc bệnh.

Trung bình hài hòa giữa độ chuẩn xác và độ nhạy đạt 0.89, có thể thấy mô hình tổng quát hóa tốt trên các lớp.

Độ chuẩn xác (macro): 0.86

Độ nhạy (macro): 0.93

Điểm F1 (macro): 0.89

Báo cáo phân loại:

	precision	recall	f1-score	support
N	0.99	0.98	0.99	18118
S	0.70	0.85	0.77	556
V	0.93	0.95	0.94	1448
F	0.70	0.88	0.78	162
Q	0.99	0.99	0.99	1608
accuracy			0.98	21892
macro avg	0.86	0.93	0.89	21892
weighted avg	0.98	0.98	0.98	21892

Hình 3.4 – Nhật kí về chuẩn xác, độ nhạy và điểm F1 của mô hình

- Lớp N: Hiệu suất cực cao, việc cả độ chuẩn xác và độ nhạy của lớp này cao như vậy nguyên nhân bởi số lượng mẫu thực của lớp này rất lớn, do đó các đặc điểm đặc trưng của lớp rất phong phú.

- Lớp S: Độ chuẩn xác lớp này thấp hơn, nhiều dự đoán nhầm sang nên cần cải thiện, tuy nhiên độ nhạy đạt được khá cao, có ý nghĩa lớn về mặt ứng dụng vào y tế. Trong các ứng dụng sàng lọc y tế, việc độ nhạy được đánh giá cao hơn so với độ tin cậy do ngay cả khi có một số chẩn đoán sai (False Positive), bệnh nhân có thể

được kiểm tra lại bằng phương pháp chính xác hơn và khả năng bỏ sót người bệnh thấp hơn.

- Lớp V: Hiệu quả rất tốt, phản ánh khả năng phân biệt mạnh, điều này có ý nghĩa đặc biệt lớn do lớp V biểu thị loại rối loạn nhịp tim nguy hiểm.

- Lớp F: Mặc dù dữ liệu rất ít nhưng đạt được độ nhạy cao. Thấy được rằng mô hình không bỏ sót, nhưng dễ nhầm lẫn với lớp khác, lớp này có kết quả khá tương đồng với lớp S. Nguyên nhân chính gây nên độ tin cậy của lớp này thấp bởi có rất ít mẫu thực tế là lớp F được đưa vào huấn luyện, chủ yếu là các mẫu được nhân bản bởi kỹ thuật upsampling. Điều này tạo nên đặc trưng của F có thể học là rất ít.

- Lớp Q: Kết quả xuất sắc, mô hình nhận diện gần như tuyệt đối. Kết quả của lớp Q nhờ các đặc trưng của lớp này rất khác biệt so với các lớp khác, do đó dù không thực sự có quá nhiều mẫu nhưng lớp này được phân loại rất tốt.

Để đánh giá toàn diện hiệu suất của mô hình phân loại tín hiệu ECG, tôi còn sử dụng ba chỉ số phổ biến: trung bình vĩ mô (macro average), trung bình vi mô (micro average) và trung bình trọng số (weighted average) được đưa ra trong nhật kí phân loại. Mỗi chỉ số mang lại một góc nhìn khác nhau về khả năng phân loại của mô hình:

- Trung bình vĩ mô được tính bằng cách lấy trung bình cộng các chỉ số (độ chuẩn xác, độ nhạy, điểm F1) của từng lớp, không phụ thuộc vào số lượng mẫu của từng lớp. Kết quả mô hình thu được như sau:

- Độ chuẩn xác (macro): 0.86
- Độ nhạy (macro): 0.93
- Điểm F1 (macro): 0.89

Chỉ số độ nhạy vĩ mô đặc biệt cao cho thấy mô hình có khả năng nhận diện tốt hầu hết các nhịp tim, bao gồm cả những nhịp bất thường hiếm gặp. Tuy nhiên, độ chuẩn xác vĩ mô thấp hơn phản ánh việc mô hình đôi khi có xu hướng phân loại nhầm các nhịp bình thường thành bất thường. Đây là một đánh đổi thường thấy trong các hệ thống nhạy (high-recall) dùng trong lĩnh vực y tế, khi việc phát hiện sớm các rối loạn được ưu tiên hơn so với việc tránh báo động giả.

- Trung bình vi mô tính toán các chỉ số dựa trên tổng số true positives, false positives và false negatives của toàn bộ mô hình, thay vì từng lớp riêng biệt. Với tổng độ chính xác đạt được là 0.98, có thể suy luận rằng độ chuẩn xác, độ nhạy và điểm F1 vi mô cũng xấp xỉ mức này.

Mặc dù trung bình vi mô cho thấy mô hình có hiệu suất tổng thể rất cao, nhưng cần lưu ý rằng chỉ số này bị chi phối mạnh bởi các lớp có số lượng mẫu lớn, cụ thể trong tập dữ liệu này là lớp “N” với hơn 80% số mẫu. Do đó, trung bình vi mô không phản ánh đúng hiệu suất của mô hình trên các lớp hiếm gặp như “F” hoặc “S”, vốn rất quan trọng trong y học.

- Chỉ số trung bình trọng số: mỗi lớp được tính theo tỷ lệ xuất hiện của nó (chỉ số support). Mô hình cho kết quả:

- Độ chuẩn xác (weighted): 0.98
- Độ nhạy (weighted): 0.98
- Điểm F1 (weighted): 0.98

Những giá trị cao này phản ánh mô hình có hiệu suất rất tốt trên tổng thể, đặc biệt là với các lớp có số lượng mẫu lớn. Tuy nhiên, giống như trung bình vi mô, chỉ số này có xu hướng che giấu hiệu suất kém ở các lớp thiểu số – ví dụ như lớp “F” chỉ đạt điểm F1 0.78.

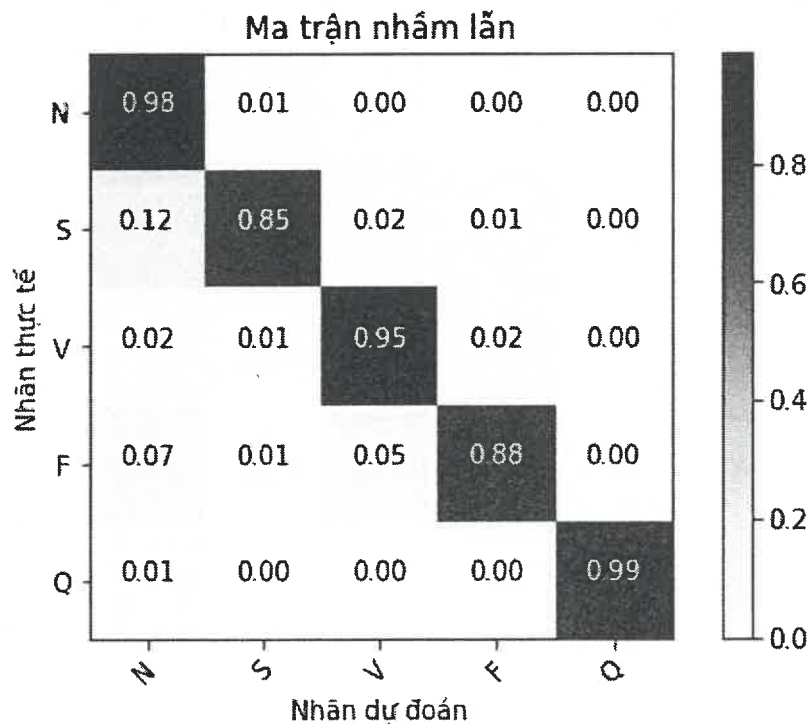
Trong bài toán phân loại tín hiệu ECG – một lĩnh vực có yếu tố an toàn và sức khỏe con người – các chỉ số vĩ mô, đặc biệt là độ nhạy vĩ mô, cần được ưu tiên sử dụng. Mặc dù mô hình đạt độ chính xác cao ở cấp độ tổng thể, chỉ số vĩ mô giúp phát hiện ra những giới hạn trong việc nhận diện các loại nhịp bất thường hiếm gặp. Điều này cực kỳ quan trọng nhằm giảm thiểu nguy cơ bỏ sót các tình trạng tim nguy hiểm. Do đó, tôi sử dụng trung bình vĩ mô như một tiêu chuẩn chính trong đánh giá mô hình. Trung bình trọng số và trung bình vi mô chỉ nên dùng để bổ sung đánh giá hiệu suất tổng thể, không nên là chỉ số chính.

Tổng quan, báo cáo phân loại cho thấy mô hình đạt được độ chính xác tổng thể 0.98, với chỉ số điểm F1 macro là 0.89, cho thấy khả năng tổng quát hóa tốt trên cả các lớp có ít mẫu. Đáng chú ý, độ nhạy trung bình đạt tới 0.93, chứng minh rằng

mô hình có khả năng phát hiện đúng các loại rối loạn nhịp tim trong phần lớn các trường hợp – điều này đặc biệt quan trọng trong bối cảnh lâm sàng để giảm thiểu bỏ sót chẩn đoán. Tuy nhiên, các lớp thiếu số như S và F có độ chuẩn xác thấp hơn, cho thấy mô hình dễ bị nhầm lẫn khi phân loại các dạng rối loạn ít gặp, nguyên nhân chính có thể bởi tín hiệu của 3 lớp S, F và N có sự tương đồng ở nhiều điểm trong hình dạng tín hiệu, do đó khi mô hình thực hiện học tập dễ bị nhầm lẫn giữa 3 lớp này. Hơn nữa mặc dù đã được lấy mẫu lại bằng kỹ thuật upsampling cho lớp S và F để tạo số lượng mẫu ngang bằng các lớp khác nhưng các đặc trưng thực tế của tín hiệu thì không thể thay đổi, điều đó có nghĩa là các đặc trưng của lớp S và F thực tế vẫn là quá ít để mô hình có thể phân biệt rõ ràng hơn cho 3 lớp này với nhau.

3.4.3. Ma trận nhầm lẫn

Để đánh giá chi tiết hiệu suất của mô hình phân loại tín hiệu ECG, ma trận nhầm lẫn (confusion matrix) đã được sử dụng nhằm thể hiện tỷ lệ phân loại đúng và sai của từng lớp nhịp tim. Hình 3.5 dưới đây trình bày ma trận nhầm lẫn đã chuẩn hóa theo hàng, trong đó mỗi ô biểu diễn tỷ lệ phần trăm số mẫu của một lớp thực được phân loại sang các lớp dự đoán tương ứng.



Hình 3.5 – Ma trận nhầm lẫn của mô hình đề xuất

- Lớp N có độ chính xác rất cao 0.98 – tương đương 98% mẫu được phân loại đúng là N, chỉ có một tỉ lệ nhầm lẫn nhỏ khoảng 1% với lớp S và V. Đối với lớp này, mô hình nhận diện rất tốt.

- Lớp S có độ chính xác cũng khá cao ở 0.85 – tương đương 85%, tuy nhiên có 0.12 – tương đương 12% mẫu S bị nhầm sang mẫu N, điều này cho thấy mô hình gặp khó khăn trong việc phân biệt giữa mẫu S với N, theo như hình dạng tín hiệu của N và S có thể thấy có vài đặc điểm tương đồng giống nhau, có thể đây là nguyên nhân chính khiến mô hình dự đoán sai, hơn nữa, do số lượng mẫu thực tế (khi chưa upsampling) so với N là quá ít, do vậy, số lượng các đặc trưng mà mô hình học được từ S không lớn.

- Lớp V có hiệu suất rất cao: 0.95 – tương đương 95% được phân loại đúng, cho thấy mô hình phát hiện rối loạn thất rất tốt. Và trong triệu chứng lâm sàng, các nhịp tim lớp V – rối loạn thất là một tình trạng nguy hiểm tới tính mạng con người bởi có tỉ lệ tử vong cao, đòi hỏi can thiệp ngay lập tức.

- Lớp F đạt chính xác 0.88 nhưng bị nhầm lẫn nhẹ với N và V, nguyên nhân chính do lớp này có quá ít mẫu để học đủ các đặc trưng.

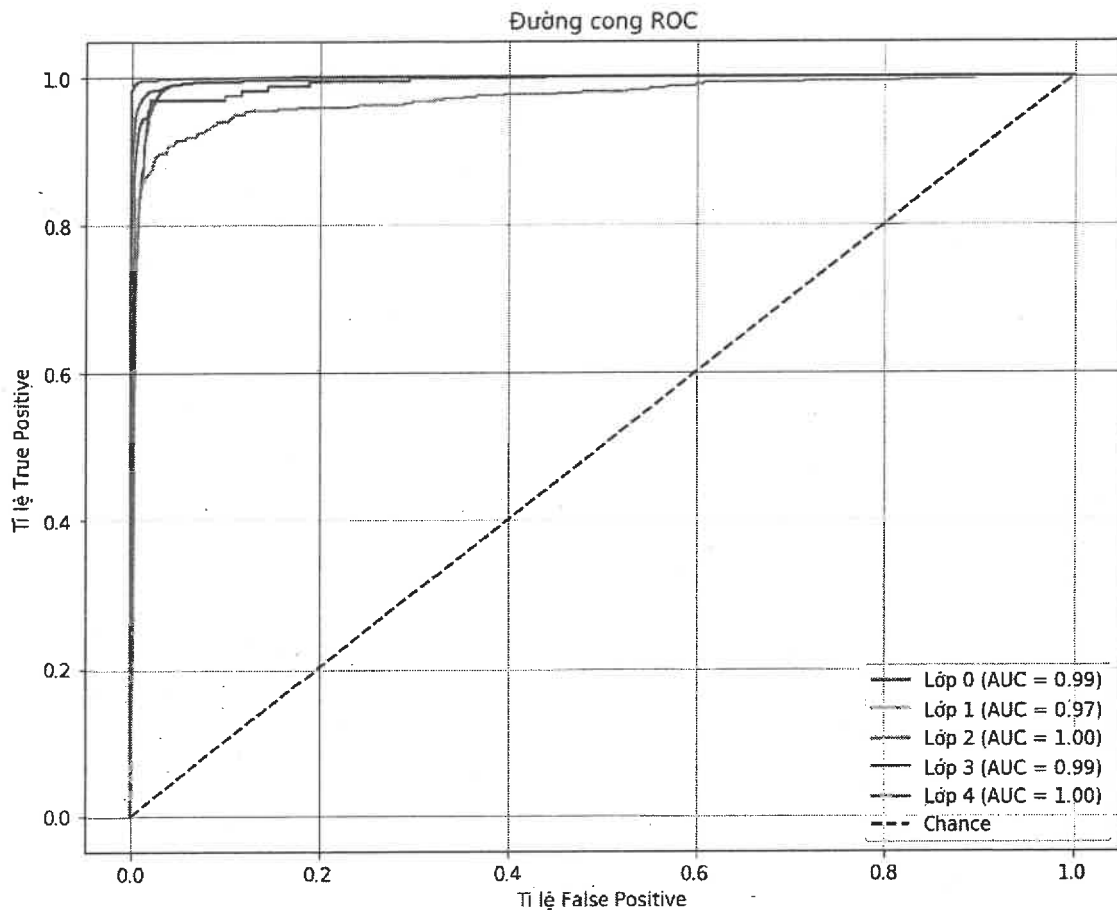
- Lớp Q có độ chính xác gần như hoàn hảo, mô hình rất ít nhầm lẫn lớp này, cho thấy mô hình đã học được toàn bộ các đặc điểm của lớp Q.

Nhìn chung, mô hình đạt hiệu suất rất cao trên các lớp N, V và Q, trong khi đó hai lớp S và F cho thấy còn tồn tại nhầm lẫn nhất định, đặc biệt là hiện tượng nhầm sang lớp N của lớp S. Do đó, để cải thiện hiệu suất tổng thể, cần tập trung tăng cường dữ liệu cho các lớp yếu, đặc biệt là lớp S, và có thể áp dụng thêm các kỹ thuật tiền xử lý hoặc trích xuất đặc trưng chuyên sâu nhằm cải thiện khả năng phân biệt giữa các nhịp tim có hình thái gần giống nhau. Tuy nhiên với mục tiêu tạo ra một mô hình siêu nhẹ và có thể mang lại một hiệu suất ổn định, kết quả mô hình đã đạt mục tiêu đề ra.

3.4.4. Đường cong ROC và diện tích AUC

Để đo lường khả năng phân biệt giữa các lớp nhịp tim, mô hình được đánh giá thêm thông qua đường cong ROC (Receiver Operating Characteristic) và diện tích

dưới đường cong (AUC - Area Under Curve) cho từng lớp trong bài toán phân loại đa lớp.



Hình 3.6 - Đường cong ROC và diện tích AUC của mô hình đề xuất

Hình 3.6 trên thể hiện các đường ROC tương ứng với từng lớp từ 0 đến 4. Nhìn chung, mô hình cho kết quả rất khả quan khi toàn bộ các lớp đều đạt chỉ số AUC gần bằng hoặc xấp xỉ 1.0, thể hiện mô hình có khả năng phân biệt rất tốt giữa các nhịp tim khác nhau. Cụ thể, giá trị chưa làm tròn được tính toán và thể hiện trong nhật kí như hình 3.7, chi tiết như sau:

- Lớp 0 (N): AUC = 0.9944
- Lớp 1 (S): AUC = 0.9730
- Lớp 2 (V): AUC = 0.9976
- Lớp 3 (F): AUC = 0.9936
- Lớp 4 (Q): AUC = 0.9997

Từ các giá trị AUC trên, có thể thấy rằng mô hình hoạt động rất ổn định và mạnh mẽ đối với các lớp phổ biến như N, V, Q. Lớp S tuy có AUC thấp nhất (0.9730) nhưng vẫn nằm trong ngưỡng tốt, phản ánh sự suy giảm nhẹ về khả năng phân biệt, điều này phù hợp với quan sát từ ma trận nhầm lẫn, khi lớp S có tỷ lệ nhầm sang lớp N tương đối cao.

Điểm AUC từng lớp:

Lớp 0: AUC = 0.9944

Lớp 1: AUC = 0.9730

Lớp 2: AUC = 0.9976

Lớp 3: AUC = 0.9936

Lớp 4: AUC = 0.9997

Thời gian dự đoán trung bình mỗi mẫu: 1.1136 ms

Hình 3.7 – Nhật kí ghi lại điểm AUC của từng lớp và thời gian dự đoán trung bình của một mẫu

Bên cạnh độ chính xác và như đã đề cập trước đó về xây dựng một mô hình siêu nhẹ, một tiêu chí quan trọng khác trong đánh giá mô hình là hiệu suất thời gian. Kết quả cho thấy thời gian 1.1136 mili-giây rất thấp và hoàn toàn đáp ứng được yêu cầu của các ứng dụng thời gian thực như giám sát liên tục nhịp tim hoặc hệ thống cảnh báo sớm các bất thường ECG.

3.5. Kết luận chương

Trong chương này, mô hình CNN một chiều đã được triển khai để phân loại tín hiệu ECG sử dụng tập dữ liệu MIT-BIH Arrhythmia với 5 lớp nhịp tim khác nhau. Toàn bộ quá trình đánh giá mô hình được thực hiện một cách hệ thống, từ các chỉ số chính xác phân loại, ma trận nhầm lẫn, đến các đường cong ROC – AUC và thời gian dự đoán trung bình, nhằm đưa ra cái nhìn toàn diện về hiệu năng mô hình.

Kết quả thu được từ mô hình cho thấy hiệu suất tổng thể rất cao, với độ chính xác đạt tới 0.98 trên tập kiểm thử. Các chỉ số đánh giá khác như độ chuẩn xác là 0.86, độ nhạy là 0.93, và điểm F1 đạt 0.89 cho thấy mô hình có khả năng phân loại đồng đều và hiệu quả giữa các lớp, đặc biệt là trong bối cảnh dữ liệu mất cân bằng ban đầu đã được xử lý thông qua kỹ thuật tăng mẫu. Ma trận nhầm lẫn đã làm rõ các dạng lỗi

phổ biến, trong đó lớp S (nhịp ngoại tâm thu trên thất) bị nhầm sang lớp N (nhịp bình thường) với tỷ lệ tương đối cao. Tuy nhiên, các lớp còn lại đều đạt tỷ lệ nhận dạng chính xác vượt trội, phản ánh khả năng học tốt đặc trưng của mô hình.

Quan trọng hơn, đánh giá qua đường cong ROC và chỉ số AUC khẳng định thêm độ tin cậy của mô hình. Tất cả các lớp đều có giá trị AUC rất cao, dao động từ 0.97 đến 1.00, cho thấy mô hình có khả năng phân biệt rất tốt giữa các nhịp tim khác nhau - yếu tố quan trọng trong các ứng dụng y tế yêu cầu độ chính xác cao.

Cuối cùng, mô hình có thời gian suy luận trung bình trên mỗi mẫu chỉ khoảng 1.07 mili-giây, thể hiện hiệu quả tính toán vượt trội và tiềm năng ứng dụng trong các hệ thống phát hiện bất thường ECG theo thời gian thực.

Tổng thể, mô hình CNN 1D được đề xuất không chỉ đạt hiệu suất phân loại cao về mặt định lượng mà còn đáp ứng tốt yêu cầu về tốc độ và khả năng tổng quát hóa. Đây là tiền đề vững chắc để triển khai mô hình trong thực tế, đặc biệt là trong các hệ thống giám sát tim mạch thông minh theo thời gian thực và thiết bị chăm sóc sức khỏe di động.

KẾT LUẬN

Trong bối cảnh nhu cầu giám sát sức khỏe từ xa ngày càng gia tăng, đặc biệt đối với các bệnh lý tim mạch mãn tính, việc ứng dụng các công nghệ hiện đại như Internet vạn vật y tế (IoMT) kết hợp với học sâu đã trở thành một xu hướng tất yếu, mở ra nhiều hướng tiếp cận hiệu quả và khả thi. Trên cơ sở đó, đề án này đã tập trung nghiên cứu và triển khai một giải pháp phân loại tín hiệu điện tâm đồ sử dụng mô hình mạng nơ-ron tích chập một chiều có cấu trúc siêu nhẹ, hướng đến khả năng tích hợp trong các hệ thống chăm sóc sức khỏe thông minh theo thời gian thực.

Toàn bộ nội dung đề án được xây dựng theo tiến trình khoa học, bắt đầu từ việc khảo sát lý thuyết về IoMT, tín hiệu ECG và các phương pháp học sâu, đặc biệt là CNN trong xử lý tín hiệu y sinh, tiếp đó là xây dựng quy trình tiền xử lý, cân bằng và chuẩn hóa dữ liệu từ tập MIT-BIH Arrhythmia, và cuối cùng là thiết kế kiến trúc mô hình học sâu tối ưu cho tín hiệu một chiều. Mô hình CNN 1D được đề xuất không chỉ đạt được độ chính xác cao trên tập kiểm tra (0.98), mà còn thể hiện khả năng phân biệt tốt giữa các lớp nhịp tim thông qua các chỉ số đánh giá như điểm F1, độ nhạy, AUC đều vượt mức 0.95, trong đó nhiều lớp đạt AUC gần tuyệt đối. Đặc biệt, thời gian suy luận trung bình trên mỗi mẫu chỉ khoảng 1.07 mili-giây, cho thấy mô hình hoàn toàn đủ nhẹ để triển khai trên các thiết bị IoT hạn chế tài nguyên tính toán như vi điều khiển, thiết bị đeo tay hoặc trạm thu tín hiệu di động.

Kết quả thu được từ đề án không chỉ khẳng định tính khả thi của việc áp dụng học sâu vào bài toán phân loại tín hiệu ECG, mà còn cho thấy tiềm năng mở rộng và ứng dụng thực tế trong các hệ thống chăm sóc sức khỏe từ xa dựa trên nền tảng IoMT. Trong tương lai, mô hình có thể được cải tiến bằng cách tích hợp các kỹ thuật học sâu tiên tiến hơn như học chuyển tiếp, hoặc áp dụng các kỹ thuật tăng cường dữ liệu nhằm cải thiện hiệu suất trên các lớp tín hiệu ít phổ biến. Bên cạnh đó, việc hiện thực hóa mô hình trên thiết bị phần cứng thực tế, kết hợp với nền tảng lưu trữ và phân tích trên đám mây, sẽ là bước tiếp theo hướng tới một hệ thống hỗ trợ giám sát tim mạch toàn diện, thông minh và hiệu quả, góp phần vào sự phát triển của y tế số tại Việt Nam.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] R. Pandey, A. Gupta and A. Pandey, *The Internet of Medical Things (IoMT) and Telemedicine Frameworks and Applications*, IGI Global, 2022.
- [2] Sharma, S. Razdan and Sachin, "Internet of Medical Things (IoMT): Overview, Emerging Technologies, and Case Studies," *IETE Technical Review*, 2021.
- [3] F. Al-Turjman, M. H. Nawaz and U. D. Ulus, "Intelligence in the Internet of Medical Things era: A systematic review of current and future trends," *Computer Communications*, 2020.
- [4] "AI in IoT Market Outlook (2023 to 2033)," *Future Market Insights (FMI)*.
- [5] B. Bhushan, A. Kumar and A. K. Agarwal, "Towards a Secure and Sustainable Internet of Medical Things (IoMT): Requirements, Design Challenges, Security Techniques, and Future Trends," *Sustainability (MDPI)*, 2023.
- [6] P. Manickam, S. A. Mariappan and S. M. Murugesan, "Artificial Intelligence (AI) and Internet of Medical Things (IoMT) Assisted Biomedical Systems for Intelligent Healthcare," *Biosensors (MDPI)*, 2022.
- [7] C. Systems, "Make Your Network Edge Intelligent and Meet Tomorrow's Needs Today," *Cisco Systems*.
- [8] M. Hameed, M. M. Ibrahim, A. N. Manap and A. A. Mohammed, "An Enhanced Lossless Compression with Cryptography Hybrid Mechanism for ECG Biomedical Signal Monitoring," *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, 2020.
- [9] S. US Department of Health and Human, "Health Information Privacy," US Department of Health and Human Services, 20 February 2003. [Online]. Available: <https://www.hhs.gov/hipaa/for-professionals/security/laws-regulations/index.html>. [Accessed May 2025].
- [10] S. Ziani, A. Rizal, S. M. and A. Y. Zorgani, "Wavelet-Based Denoising of 1-D ECG Signals: Performance Evaluation," in *Artificial Intelligence, Data Science and Applications (ICAISE 2023)*, Springer Nature Switzerland AG, 2024.
- [11] D. Menotti, G. Cámara-Chávez and W. R. Schwartz, "ECG-based heartbeat classification for arrhythmia detection: A survey," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 127, p. 144–164, 2016.

- [12] S. Dhyani, A. Kumar and S. Choudhury, "Analysis of ECG-based arrhythmia detection system using machine learning," *MethodsX*, vol. 10, 2023.
- [13] Taggar, Coleman and S. Lewis, "Accuracy of methods for diagnosing atrial fibrillation using 12-lead ECG: A systematic review and meta-analysis," *International Journal of Cardiology*, vol. 187, no. 1, 2015.
- [14] M. Merone, P. Soda and M. Sansone, "ECG databases for biometric systems: A systematic review," *Expert Systems with Applications*, vol. 67, p. 189–202, 2017.
- [15] F. Kusumoto, *ECG Interpretation: From Pathophysiology to Clinical Application*, Springer Nature Switzerland AG, 2020.
- [16] E. Cepeda, N. N. Sánchez-Pozo, H. D. Peluffo-Ordóñez, J. González-Vergara and D. Almeida-Galárraga, "ECG-Based Heartbeat Classification for Arrhythmia Detection Using Artificial Neural Networks," in *Computational Science and Its Applications – ICCSA 2022*, vol. 13376, Springer.
- [17] P. J. Amezcua-Sanchez, M. Valtierra-Rodriguez and H. Adeli, "A Novel Wavelet Transform-Homogeneity Model for Sudden Cardiac Death Prediction Using ECG Signals," *Journal of Medical Systems*, vol. 42, no. 176, 2018.
- [18] V. Gupta, M. Mittal, V. Mittal and N. K. Saxena, "A Critical Review of Feature Extraction Techniques for ECG Signal Analysis," *Journal of The Institution of Engineers (India): Series B*, vol. 102, p. 1049–1060, 2021.
- [19] Mohebbanaaz, Rajani Kumari and Padma Sai, "Classification of ECG Beats Using Optimized Decision Tree and Adaptive Boosted Optimized Decision Tree," *Signal, Image and Video Processing*, vol. 16, p. 695–703, 2022.
- [20] R. Bhukya, R. Shastri, S. S. Chandurkar and S. Subudhi, "Detection and Classification of Cardiac Arrhythmia Using Artificial Intelligence," *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 2023.
- [21] G. B. Moody, "MIT-BIH Arrhythmia Database – Introduction," PhysioNet , 24 june 2010. [Online]. Available: <https://physionet.org/physiobank/database/html/mitdbdir/intro.htm>. [Accessed May 2025].
- [22] L. H. Châu, N. T. Trung Anh, V. Đ. Long, N. H. Long, T. Đ. Lê Anh and N. H. Cầm, "Nghiên cứu ứng dụng công nghệ học máy và nền tảng Internet vạn vật giám sát, phân tích và cảnh báo bất thường về tim mạch dựa trên tín hiệu điện

tâm đồ hỗ trợ chăm sóc sức khỏe từ xa cho người cao tuổi," Học viện Công nghệ bưu chính Viễn thông, 2024.

- [23] Awni Y. Hannun, Masoumeh Haghpan and Pranav Rajpurkar, "Cardiologist-level arrhythmia detection and classification in ambulatory electrocardiograms using a deep neural network," *Nature Medicine*, 2019.
- [24] V. Mnih, K. Kavukcuoglu, D. Silver, J. Veness, A. Graves, M. Riedmiller, G. Ostrovski, S. Petersen and C. Beattie, "Human-level control through deep reinforcement learning," *Nature*, 2015.
- [25] Y. Zhang, S. Liu, Z. He, Y. Zhang and W. C. Zhang, "A CNN Model for Cardiac Arrhythmias Classification Based on Individual ECG Signals," *Cardiovascular Engineering and Technology*, vol. 13, p. 548–557, 2022.
- [26] O. Yadav, A. Singh, A. Sinha, C. V. Garg and P. Sriramalakshmi, "ResNet-50-CNN and LSTM Based Arrhythmia Detection Model Based on ECG Dataset," in *Enabling Person-Centric Healthcare Using Ambient Assistive Technology*, vol. 1108, Springer, 2023.
- [27] D. Wang, Q. Guo, Y. Song, S. Gao and Y. Li, "Application of Multiscale Learning Neural Network Based on CNN in Bearing Fault Diagnosis," *Journal of Signal Processing Systems*, vol. 91, p. 1205–1217, 2019.
- [28] A. Khan, A. Sohail, U. Zahoor and Aqsa, "A survey of the recent architectures of deep convolutional neural networks," *Artificial Intelligence Review*, vol. 53, no. 8, p. 5455–5516, 2020.
- [29] H. Mewada, "2D-wavelet encoded deep CNN for image-based ECG classification," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 82, no. 13, p. 20553–20569, 2023.
- [30] A. Shoughi, B. M. Dowlathshahi and Arefeh, "Automatic ECG classification using discrete wavelet transform and one-dimensional convolutional neural network," *Computing*, vol. 106, p. 1227–1248, 2023.



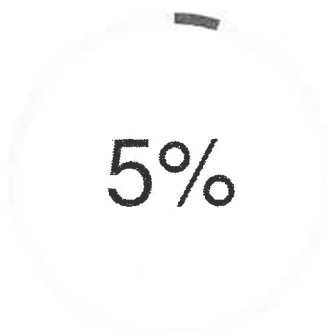
BÁO CÁO KIỂM TRA TRÙNG LẬP

Thông tin tài liệu

Tên tài liệu: Đề án_Nguyễn Kim Trọng
Tác giả: Nguyễn Kim Trọng
Điểm trùng lặp: 5
Thời gian tải lên: 15:13 01/08/2025
Thời gian sinh báo cáo: 15:15 01/08/2025
Các trang kiểm tra: 75/75 trang



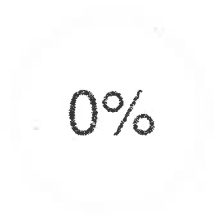
Kết quả kiểm tra trùng lặp



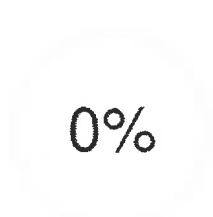
Có 5% nội dung trùng
lặp



Có 95% nội
dung không
trùng lặp



Có 0% nội dung
người dùng loại
trừ



Có 0% nội dung
hệ thống bỏ qua

Nguồn trùng lặp tiêu biểu

123docz.net luanvan.moet.gov.vn arxiv.org

Tray
Nguyễn Kim Trọng

Cần
Lê Văn Châu

**BÁO CÁO GIẢI TRÌNH
SỬA CHỮA, HOÀN THIỆN ĐỀ ÁN TỐT NGHIỆP**

Họ và tên học viên: Nguyễn Kim Trọng

Chuyên ngành: KTVT

Khóa: 2023 đợt 2

Tên đề tài: Giải pháp học máy phát hiện rối loạn nhịp tim dựa trên dữ liệu điện tâm đồ

Người hướng dẫn khoa học: PGS.TS. Lê Hải Châu

Ngày bảo vệ: 19/07/2025

Các nội dung học viên đã sửa chữa, bổ sung trong đề án tốt nghiệp theo ý kiến đóng góp của Hội đồng chấm đề án tốt nghiệp:

TT	Ý kiến hội đồng	Sửa chữa của học viên
1	Rà soát lỗi trình bày, chính tả, trích dẫn	Học viên đã rà soát, chỉnh sửa các lỗi soạn thảo, đánh số lại công thức và trích dẫn.
2	Bổ sung thêm các trích dẫn các công trình đã nghiên cứu để nội dung viết có tính phản biện tốt hơn	Tiếp thu góp ý của Hội đồng, tác giả đã bổ sung thêm 5 tài liệu nghiên cứu liên quan
3	Làm rõ hệ thống IoMT để xác định điều kiện đầu vào, làm cho nội dung có tính chuyên ngành	Tiếp thu góp ý của Hội đồng, tác giả đã bổ sung thêm các thông tin về hệ thống IoMT trong phần 1.2 và 1.3 chương 1

Hà Nội, ngày 4 tháng 8 năm 2025

Ký xác nhận của

CHỦ TỊCH HỘI ĐỒNG
CHẤM ĐỀ ÁN

PGS.TS. Lê Nhật Thăng

THƯ KÝ HỘI ĐỒNG

TS. Nguyễn Thị Thu
Hiền

NGƯỜI HƯỚNG DẪN
KHOA HỌC

PGS.TS. Lê Hải Châu

HỌC VIÊN

Nguyễn Kim Trọng

BIÊN BẢN
HỌP HỘI ĐỒNG CHẤM ĐỀ ÁN TỐT NGHIỆP THẠC SĨ

Căn cứ quyết định số Quyết định số 1098/QĐ-HV ngày 26 tháng 06 năm 2025 của Giám đốc Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông về việc thành lập Hội đồng chấm đề án tốt nghiệp thạc sĩ. Hội đồng đã họp vào hồi...9...giờ...30...phút, ngày 19 tháng 07 năm 2025 tại Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông để chấm đề án tốt nghiệp thạc sĩ cho:

Học viên: Nguyễn Kim Trọng

Tên đề án tốt nghiệp: Giải pháp học máy phát hiện rối loạn nhịp tim dựa trên dữ liệu điện tâm đồ

Chuyên ngành: Kỹ thuật viễn thông Mã số: 8520208

Các thành viên của Hội đồng chấm đề án tốt nghiệp có mặt: ...15.../ 05

TT	HỌ VÀ TÊN	TRÁCH NHIỆM TRONG HD	GHI CHÚ
1	PGS. TS. Lê Nhật Thăng	Chủ tịch	
2	TS. Nguyễn Thị Thu Hiền	Thư ký	
3	TS. Lê Anh Ngọc	Phản biện 1	
4	TS. Nguyễn Hồng Thủy	Phản biện 2	
5	PGS.TS. Nguyễn Chiến Trinh	Ủy viên	

Các nội dung thực hiện:

- Chủ tịch Hội đồng điều khiển buổi họp. Công bố quyết định của Giám đốc Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông về việc thành lập Hội đồng chấm đề án tốt nghiệp thạc sĩ.
- Người hướng dẫn khoa học hoặc thư ký đọc lý lịch khoa học và các điều kiện bảo vệ đề án tốt nghiệp của học viên. (có bản lý lịch khoa học và kết quả các môn học cao học của học viên kèm theo).
- Học viên trình bày tóm tắt đề án tốt nghiệp.
- Phản biện 1 đọc nhận xét (có văn bản kèm theo)
- Phản biện 2 đọc nhận xét (có văn bản kèm theo)
- Các câu hỏi của thành viên Hội đồng:
 - 1. Nội dung đề án dựa trên mô hình CNN 1D, liệu chuẩn xác có được đánh giá?
 - 2. Thời gian để quá trình huấn luyện và test là bao nhiêu?
 - 3. Kết quả kiểm tra tập dữ liệu học máy thực tế ra sao?
 - 4. Lý do chọn học thuật là NN?
- Trả lời của học viên:

Bản dự thảo NKT là 1 đề tài → dùng CNN ID hướng dẫn học
đến chửi vào các mô hình học hỏi ở kết quả đầu tiên chỉ
cả kỹ thuật mới cần xem xét lại
Mình học là học kỹ thuật tại: 1 năm (đó, lấy dữ liệu
tại chỗ, cấp vấp, nội kiến mới)

8. Thư ký đọc nhận xét về quá trình thực hiện đề án tốt nghiệp của học viên (có văn bản kèm theo).

9. Hội đồng họp riêng:

- Bầu Ban kiểm phiếu:

1. Trưởng Ban kiểm phiếu: PGS.B. Nguyễn Chí Trinh
2. Ủy viên Ban kiểm phiếu: TS. Lê Thị Ngọc
3. Ủy viên Ban kiểm phiếu: Nguyễn Thị Thu Hiền

- Hội đồng chấm đề án tốt nghiệp bằng bỏ phiếu kín.

- Ban kiểm phiếu làm việc:

- Trưởng Ban kiểm phiếu báo cáo kết quả kiểm phiếu (có Biên bản họp Ban kiểm phiếu kèm theo)

- Điểm trung bình của đề án tốt nghiệp: 8,4

Kết luận:

1. Các nội dung cần chỉnh sửa, hoàn thiện sau bảo vệ đề án tốt nghiệp:

Bổ sung kiến thức học các công nghệ để làm để
nó dùng với cả hai phần bên trái bên
phải một là phần bên phải, chỉnh lại, là để
làm nó là để phần để xác định được kiến thức
vào, làm cho nó dùng cho từng chuyên ngành

2. Đề nghị Học viện công nhận (hoặc không) và cấp bằng (hoặc không) thạc sĩ cho học viên:

Đề nghị cấp bằng và cấp bằng thạc sĩ cho học viên.

3. Đề án tốt nghiệp có thể phát triển thành đề tài nghiên cứu cho

NCS. Kỹ

Buổi làm việc kết thúc vào... 9h 50... cùng ngày.

Chủ tịch



PGS. TS. Lê Nhật Thăng

Thư ký



TS. Nguyễn Thị Thu Hiền

CỘNG HÒA XÃ HỘI CHỦ NGHĨA VIỆT NAM
Độc lập – Tự do – Hạnh phúc

BẢN NHẬN XÉT ĐỀ ÁN TỐT NGHIỆP THẠC SĨ
(Dùng cho người phân biện)

Tên đề tài đề án tốt nghiệp: **“Giải pháp học máy phát hiện rối loạn nhịp tim dựa trên dữ liệu điện tâm đồ”**

Chuyên ngành: Kỹ thuật viễn thông.....

Mã chuyên ngành: 8520208

Họ và tên học viên: Nguyễn Kim Trọng

Họ và tên người nhận xét: Nguyễn Hồng Thủy

Học hàm, học vị: Tiến sĩ.....

Chuyên ngành: Kỹ thuật viễn thông.....

Cơ quan công tác: Bộ Công an.....

Số điện thoại: 0981150266.....E-mail: Enzonguyen775@gmail.com

NỘI DUNG NHẬN XÉT

I/ Cơ sở khoa học và thực tiễn, tính cấp thiết của đề tài:

Đề tài có cơ sở khoa học và thực tiễn cao và cấp thiết vì:

- Những kết quả nghiên cứu về Deep Learning, bộ dữ liệu ECG chuẩn (ví dụ MIT-BIH Arrhythmia) đã được đánh giá, công nhận;

- Hiện trạng hạ tầng IoT đã đủ điều kiện để sử dụng cho y tế (IoMT) nói chung và thu thập dữ liệu ECG trực tuyến nói riêng; công nghệ máy tính hiện hỗ trợ mạnh mẽ AI (như GPU Nvidia);

- Nhu cầu phát hiện rối loạn nhịp tim bằng các công nghệ mới ứng dụng AI (thay vì đọc thủ công bởi kết quả ECG tại máy điện tâm đồ ở bệnh viện) là cần thiết không chỉ với việc khám bệnh của Bác sĩ/ Bệnh viện mà còn cho việc tự theo dõi, chăm sóc sức khỏe của người dân.

II/ Nội dung của đề án tốt nghiệp, các kết quả đã đạt được:

Nội dung cơ bản của đề án tốt nghiệp đã bám sát mục tiêu, yêu cầu và nội dung của đề cương đã được duyệt. Những kết quả nghiên cứu lý thuyết, cơ sở khoa học có đủ căn cứ để học viên đề xuất giải pháp và xây dựng mô hình; giải

pháp học sâu phát hiện rối loạn nhịp tim và mô hình đề xuất của tác giả (dùng mô hình 1D-CNN, bộ dữ liệu MIT-BIH Arrhythmia...) giải quyết được mục tiêu của đề tài và có thể ứng dụng thực tế.

III/ Những vấn đề cần giải thích thêm:

Tuy nhiên, học viên cần giải thích thêm và làm rõ một số vấn đề sau:

- Phân biện rõ và thống nhất sử dụng giải pháp “học máy” hay “học sâu”.
- Lý giải rõ cơ sở khoa học, lý do cốt lõi của việc sử dụng bộ dữ liệu MIT-BIH Arrhythmia trong các tiêu chí so sánh, đánh giá với các bộ dữ liệu khác.
- Bổ sung lý giải cơ sở khoa học của việc áp dụng kiến trúc mô hình “Mạng nơ-ron tích chập một chiều - 1D-CNN”.
- Đề xuất bước phát triển của đề tài trong việc giải quyết bài toán phát hiện rối loạn nhịp tim thời gian thực, IoMT có nền tảng truyền thông tốt hơn như 5.5G, 6G.
- Sửa một số lỗi trình bày như: một số lỗi chính tả, sự không đồng nhất về tên, tóm tắt chương.

IV/ Kết luận:

Đồng ý cho phép học viên bảo vệ đề án tốt nghiệp sau khi làm rõ và chỉnh sửa các vấn đề nêu tại phần III trên.

Ngày 15 tháng 7 năm 2025

NGƯỜI NHẬN XÉT



Ts. Nguyễn Hồng Thủy

CỘNG HÒA XÃ HỘI CHỦ NGHĨA VIỆT NAM

Độc lập – Tự do – Hạnh phúc

BẢN NHẬN XÉT ĐỀ ÁN TỐT NGHIỆP THẠC SĨ

(Dùng cho người phân biện)

Tên đề tài đề án tốt nghiệp: GIẢI PHÁP HỌC MÁY PHÁT HIỆN RỐI LOẠN NHỊP TIM DỰA TRÊN DỮ LIỆU ĐIỆN TÂM ĐỒ

Chuyên ngành: KỸ THUẬT VIỄN THÔNG

Mã chuyên ngành: 8.52.02.08

Họ và tên học viên: Nguyễn Kim Trọng

Họ và tên người nhận xét: Lê Anh Ngọc

Học hàm, học vị: Tiến sĩ

Chuyên ngành: Kỹ thuật thông tin và truyền thông

Cơ quan công tác: Đại học FPT

Số điện thoại: 0916880777 E-mail: anhngoc.le.vn@gmail.com

NỘI DUNG NHẬN XÉT

I/ Cơ sở khoa học và thực tiễn, tính cấp thiết của đề tài:

Đề tài có tính cấp thiết cao trong bối cảnh chuyển đổi số ngành y tế, đặc biệt là nhu cầu phát hiện sớm rối loạn nhịp tim do dân số già hóa và bệnh tim mạch ngày càng phổ biến. Tín hiệu điện tâm đồ (ECG) là công cụ quan trọng, nhưng việc phân tích thủ công tốn thời gian và dễ chủ quan. Luận văn đề xuất kết hợp Internet vạn vật y tế (IoMT) và học sâu (Deep Learning) để triển khai hệ thống giám sát sức khỏe từ xa thông minh, liên tục và chính xác. Mạng nơ-ron tích chập một chiều (1D-CNN) được chứng minh hiệu quả trong xử lý tín hiệu thời gian như ECG, cho phép tự động trích xuất đặc trưng và đạt độ chính xác cao khi huấn luyện trên bộ dữ liệu lớn như MIT-BIH Arrhythmia. Đề tài giải quyết hạn chế trong nghiên cứu và triển khai giải pháp tích hợp IoMT với học sâu trong chẩn đoán tim mạch tại Việt Nam.

II/ Nội dung của đề án tốt nghiệp, các kết quả đã đạt được:

Đề án được cấu trúc rõ ràng với ba chương chính:

- **Chương 1: Tổng quan về IoMT và bài toán phân loại tín hiệu điện tâm đồ.** Chương này trình bày khái niệm, cấu trúc và chức năng của hệ thống IoMT, vai trò của IoMT trong thu thập, xử lý, và lưu trữ dữ liệu y tế, đặc biệt là dữ liệu ECG. Đồng thời, chương này giới thiệu cơ bản về học máy, học sâu và mạng nơ-ron tích chập (CNN).

- **Chương 2: Phân loại rối loạn nhịp tim dựa trên tín hiệu ECG.** Chương này đi sâu vào quy trình tiền xử lý tín hiệu ECG (loại bỏ nhiễu, chuẩn hóa), phương pháp cân bằng dữ liệu (upsampling, downsampling, biến đổi tín hiệu). Luận văn đề xuất một kiến trúc mô hình CNN 1D nhẹ về tính toán, đồng thời giới thiệu các phương pháp đánh giá mô hình như độ chính xác, độ chuẩn xác, độ nhạy, điểm F1, đường cong ROC, AUC và ma trận nhầm lẫn.
- **Chương 3: Thử nghiệm và đánh giá hiệu năng mô hình.** Chương này trình bày về công cụ phần mềm và các tham số cơ bản được sử dụng. Mô hình đã được huấn luyện trên bộ dữ liệu MIT-BIH Arrhythmia sau khi tiền xử lý và cân bằng lớp. Các kết quả đánh giá cho thấy mô hình đạt độ chính xác tổng thể là 0.98 (98%). Các chỉ số độ chuẩn xác, độ nhạy, điểm F1 và AUC cũng rất cao, dao động từ 0.97 đến 1.00 cho tất cả các lớp. Thời gian dự đoán trung bình cho mỗi mẫu chỉ khoảng 1.07 mili-giây, cho thấy hiệu quả tính toán cao.

Các kết quả đạt được khẳng định mô hình 1D-CNN đề xuất không chỉ đạt hiệu suất phân loại cao mà còn đáp ứng tốt yêu cầu về tốc độ và khả năng tổng quát hóa, là tiền đề vững chắc cho việc triển khai trong các hệ thống giám sát tim mạch thông minh theo thời gian thực.

III/ Những vấn đề cần giải thích thêm:

Q1. Luận văn đã sử dụng các kỹ thuật cân bằng dữ liệu (upsampling, downsampling, biến đổi tín hiệu) và đề xuất mô hình CNN 1D nhẹ. Học viên có thể làm rõ hơn về chi phí tính toán (computational cost) và tài nguyên phần cứng yêu cầu để triển khai mô hình này trên các thiết bị IoMT thực tế có tài nguyên hạn chế, so với việc xử lý trên đám mây?

Q2. Mô hình đã đạt độ chính xác cao trên bộ dữ liệu MIT-BIH. Học viên có thể thảo luận về những thách thức chính khi áp dụng mô hình này vào dữ liệu ECG từ các thiết bị IoMT ngoài đời thực (ví dụ: nhiễu từ chuyển động, chất lượng tín hiệu không đồng đều, sự đa dạng của các loại thiết bị) và các biện pháp để duy trì hiệu suất đã đạt được?

IV/ Kết luận:

Đồng ý cho phép học viên bảo vệ đề án tốt nghiệp.

Ngày.../...tháng.../...năm...2025

NGƯỜI NHẬN XÉT



TS Lê Anh Ngọc

the 1990s, the number of people in the world who are undernourished has increased from 600 million to 800 million (FAO 1996).

There are a number of reasons for this increase. First, the world population has increased from 5 billion in 1987 to 6 billion in 1997, and is projected to reach 8 billion by 2025 (FAO 1996). Second, the number of people who are undernourished has increased from 1.2 billion in 1987 to 1.6 billion in 1996 (FAO 1996). Third, the number of people who are undernourished has increased from 1.2 billion in 1987 to 1.6 billion in 1996 (FAO 1996).

There are a number of reasons for this increase. First, the world population has increased from 5 billion in 1987 to 6 billion in 1997, and is projected to reach 8 billion by 2025 (FAO 1996).

Second, the number of people who are undernourished has increased from 1.2 billion in 1987 to 1.6 billion in 1996 (FAO 1996). Third, the number of people who are undernourished has increased from 1.2 billion in 1987 to 1.6 billion in 1996 (FAO 1996).

There are a number of reasons for this increase. First, the world population has increased from 5 billion in 1987 to 6 billion in 1997, and is projected to reach 8 billion by 2025 (FAO 1996).

Second, the number of people who are undernourished has increased from 1.2 billion in 1987 to 1.6 billion in 1996 (FAO 1996). Third, the number of people who are undernourished has increased from 1.2 billion in 1987 to 1.6 billion in 1996 (FAO 1996).

There are a number of reasons for this increase. First, the world population has increased from 5 billion in 1987 to 6 billion in 1997, and is projected to reach 8 billion by 2025 (FAO 1996).

Second, the number of people who are undernourished has increased from 1.2 billion in 1987 to 1.6 billion in 1996 (FAO 1996). Third, the number of people who are undernourished has increased from 1.2 billion in 1987 to 1.6 billion in 1996 (FAO 1996).

There are a number of reasons for this increase. First, the world population has increased from 5 billion in 1987 to 6 billion in 1997, and is projected to reach 8 billion by 2025 (FAO 1996).

Second, the number of people who are undernourished has increased from 1.2 billion in 1987 to 1.6 billion in 1996 (FAO 1996). Third, the number of people who are undernourished has increased from 1.2 billion in 1987 to 1.6 billion in 1996 (FAO 1996).

There are a number of reasons for this increase. First, the world population has increased from 5 billion in 1987 to 6 billion in 1997, and is projected to reach 8 billion by 2025 (FAO 1996).

Second, the number of people who are undernourished has increased from 1.2 billion in 1987 to 1.6 billion in 1996 (FAO 1996). Third, the number of people who are undernourished has increased from 1.2 billion in 1987 to 1.6 billion in 1996 (FAO 1996).

There are a number of reasons for this increase. First, the world population has increased from 5 billion in 1987 to 6 billion in 1997, and is projected to reach 8 billion by 2025 (FAO 1996).

Second, the number of people who are undernourished has increased from 1.2 billion in 1987 to 1.6 billion in 1996 (FAO 1996). Third, the number of people who are undernourished has increased from 1.2 billion in 1987 to 1.6 billion in 1996 (FAO 1996).