



The Saigon International
University

KHOA KỸ THUẬT & KHOA HỌC MÁY TÍNH

BÁO CÁO ĐỒ ÁN MÔN DỮ LIỆU LỚN

ĐỀ TÀI:

**TẠO SINH TÍN HIỆU PPG VỚI AUTOENCODER
BIẾN PHÂN CÓ ĐIỀU KIỆN (CVAE) VÀ CÁC
MÔ HÌNH HỌC SÂU**

SINH VIÊN THỰC HIỆN:

LÊ TÂN ĐẠT – MSSV: 81012302858

LỚP: 23DPM

GIẢNG VIÊN: HỒ NHỰT MINH

HK2 - NĂM HỌC 2024-2025

PHIẾU CHẤM

Họ và tên: Lê Tân Đạt

Lớp: 23DPM

Tên Đồ án/Tiểu luận : Tạo sinh tín hiệu PPG với Autoencoder biến phân có điều kiện (CVAE) và các mô hình học sâu

Đánh giá

TT	Tiêu chí	Thang điểm	Điểm chấm	Ghi chú
1	Hình thức trình bày: - Trình bày đúng quy định hướng dẫn (font, số trang, mục lục, bảng biểu, danh mục tài liệu tham khảo ...). - Không lỗi chính tả, lỗi đánh máy, lỗi trích dẫn tài liệu tham khảo. - Trình bày đẹp, văn phong sáng, không tối nghĩa.	1,0 0,5 0,5		
2	Nội dung Lời mở đầu: Trình bày tóm tắt nội dung và cấu trúc tiểu luận.	1,0		
	Chương 1: Tổng quan đề tài (Cơ sở lý thuyết).	2,5		
	Chương 2: Chuyên sâu, phân tích đề tài.	2,5		
	Chương 3: Kết luận và giải pháp đề tài.	2,0		
3	TỔNG ĐIỂM			

Điểm chữ: (Làm tròn đến 1 số thập phân)

Giảng viên

ThS. Hồ Nhựt Minh

MỤC LỤC

MỤC LỤC	2
MỤC LỤC HÌNH ẢNH	4
LỜI CẢM ƠN	7
CHƯƠNG 1: GIỚI THIỆU	8
1.1 Bối cảnh nghiên cứu	8
1.2 Vấn đề nghiên cứu	8
1.3 Mục tiêu nghiên cứu	9
1.4 Phạm vi nghiên cứu	10
1.5 Phương pháp tiếp cận	10
1.6 Ý nghĩa và ứng dụng	10
CHƯƠNG 2: CƠ SỞ LÝ THUYẾT	11
2.1 Tín hiệu PPG là gì?	11
2.2 Tín hiệu ECG là gì?	11
2.2.1 Tín hiệu ECG II ?	11
2.2.2 Tín hiệu ECG V?	12
2.2.3 Tín hiệu ECG AVR?	12
2.3 Tín hiệu RESP (RR) là gì?	13
2.4 Nhịp tim HR là gì?	13
2.5 Độ bão hòa oxy SpO2 là gì?	14
2.6 Chú thích nhịp thở ANN1 và ANN2 là gì ?	14
2.7 Giới thiệu các mô hình	16
2.7.1 Conditional Variational Autoencoder (CVAE)	16
2.7.2 Autoencoder biến phân (Variational Autoencoder - VAE)	17
2.7.3 Generative Adversarial Network (GAN)	17
2.7.4 Conditional GAN (cGAN)	18
2.8 Cài đặt môi trường và công cụ	19
CHƯƠNG 3: THỰC NGHIỆM	21
3.1. Dữ liệu Thực Nghiệm	21
3.2 Tiết xử lý dữ liệu	21
3.2.1 Tải dữ liệu tín hiệu PPG, nhịp tim (HR) và nhịp thở (RR)	22

3.2.2. Đọc dữ liệu từ tệp CSV hoặc định dạng WFDB	23
3.2.3 Lọc tín hiệu PPG	23
3.2.4 Phân đoạn tín hiệu PPG	24
3.2.5 Chuẩn hóa tín hiệu PPG	25
3.3 Phân tích và xây dựng model trên bộ BIDMC	27
3.3.1 Đọc và tiền xử lý	27
3.3.2 CVAE với điều kiện HR trên bộ Bidmc	30
3.3.3 CVAE với điều kiện RR trên bộ Bidmc	34
3.3.4 CVAE với điều kiện HR và RR trên bộ Bidmc	38
3.3 Phân tích và xây dựng model trên bộ Capno	40
3.4.1 Đọc và tiền xử lý	40
3.4.2 CVAE với điều kiện HR trên bộ Capno	42
3.4.3 CVAE với điều kiện RR trên bộ Capno	45
3.4.4 CVAE với điều kiện HR và RR trên bộ Capno	49
3.5 Phân tích và xây dựng model trên bộ dữ liệu kết hợp	51
3.5.1 Đọc và tiền xử lý	51
3.5.2 CVAE với điều kiện HR trên bộ kết hợp	52
3.5.3 CVAE với điều kiện RR trên bộ kết hợp	56
3.5.4 CVAE với điều kiện HR và RR trên bộ kết hợp	59
3.5.5 So sánh và nhận xét	61
3.6 So sánh với các mô hình VAE, GAN, CGAN	62
3.6.1 VAE với điều kiện HR trên bộ kết hợp	62
3.6.2 GAN với điều kiện HR trên bộ kết hợp	63
3.6.3 CGAN với điều kiện HR trên bộ kết hợp	66
3.5.7 So sánh và nhận xét	66
CHƯƠNG 4: KẾT LUẬN	69
TÀI LIỆU THAM KHẢO	70

MỤC LỤC HÌNH ẢNH

Hình 1: Tín hiệu PPG của bệnh nhân 01 trong bộ dữ liệu bidmc	7
Hình 2: Cấu trúc mô hình CVAE	8
Hình 3: Ví dụ về tạo sinh tín hiệu PPG với điều kiện HR và RR bằng CVAE	9
Hình 4: Tín hiệu PPG của bệnh nhân 02 trong 10 giây đầu bộ dữ liệu bidmc	10
Hình 5: Tín hiệu ECG (II) của bệnh nhân 01 trong bộ dữ liệu bidmc	11
Hình 6: Tín hiệu ECG (V) của bệnh nhân 01 trong bộ dữ liệu bidmc	11
Hình 7: Tín hiệu ECG (AVR) của bệnh nhân 01 trong bộ dữ liệu bidmc	11
Hình 8: Tín hiệu RESP của bệnh nhân 01 trong bộ dữ liệu bidmc	12
Hình 9: Nhịp tim HR của bệnh nhân 01 trong bộ dữ liệu bidmc	12
Hình 10: Nhịp thở BR của bệnh nhân 01 trong bộ dữ liệu bidmc	13
Hình 11: Độ bão hòa oxy SpO2 của bệnh nhân 01 trong bộ dữ liệu bidmc	13
Hình 12: Chú thích nhịp thở ANN1 và ANN2 của bệnh nhân 01	14
Hình 13: Cấu trúc mô hình CGAN	15
Hình 14: Cấu trúc VAE	16
Hình 15: Cấu trúc GAN	17
Hình 16: Cấu trúc CGAN	18
Hình 17: Công cụ gg colab	19
Hình 18: Phân phối HR trong bộ Bidmc	21
Hình 19: Phân phối RR trong bộ Bidmc	22
Hình 21: Phân đoạn tín hiệu	24
Hình 22 : Chuẩn hóa các đoạn PPG	25
Hình 23: Thông tin sau tiền xử lý của bộ bidmc	26
Hình 24: Các đoạn tín hiệu được chuẩn hóa từ dữ liệu tổng hợp với các điều kiện HR và RR của bidmc	27
Hình 25: Biểu đồ phân phối HR và BR trong bộ bidmc	28
Hình 26: Hiển thị năm đoạn tín hiệu quang thể tích đồ (PPG) đã được chuẩn hóa (normalized) từ dữ liệu tổng hợp.	28
Hình 27 :Phân phối HR raw trong bộ total của bidmc	29
Hình 28: Phân phối HR raw đã chuẩn hóa trong bộ total bidmc	30
Hình 29: Phân phối HR trong tập train và tập test (bidmc)	31
Hình 30: Tín hiệu PPG thật và PPG tạo sinh với HR (bidmc)	32
Hình 31: Phân phối RR raw trong bộ total (bidmc)	33

Hình 32: Phân phối RR raw đã chuẩn hóa (bidmc)	34
Hình 33: Phân phối RR trong bộ train (bidmc)	35
Hình 35 : Tín hiệu PPG thật và PPG tạo sinh với RR(bidmc)	36
Hình 36: Phân phối HR và RR trong bộ total	37
Hình 37: Phân phối HR và RR đã chuẩn hóa trong bộ total (bidmc)	38
Hình 38: PPG thật và PPG tạo sinh với điều kiện HR và RR trên bộ bidmc	39
Hình 39: Phân phối HR và RR trong bộ Capno	39
Hình 40: Tín hiệu PPG đã chuẩn hóa	40
Hình 41: Phân phối HR trong tập train và test	40
Hình 42: Phân phối RR trong tập train và test	40
Hình 43: Phân phối HR trong bộ total (capno)	41
Hình 44: Phân phối HR raw đã chuẩn hóa (capno)	42
Hình 45: Phân phối HR raw đã chuẩn hóa trong bộ train và test	43
Hình 46: Tín hiệu PPG thật và tạo sinh với điều kiện HR (capno)	44
Hình 47 :Phân phối RR trong bộ total	45
Hình 48: Phân phối RR đã chuẩn hóa	46
Hình 49: Phân phối RR đã chuẩn hóa trong bộ train và test	47
Hình 50: PPG thật và PPG tạo sinh với điều kiện RR (capno)	48
Hình 51: Phân phối HR và RR trong bộ total (capno)	48
Hình 52: Phân phối HR và RR đã chuẩn hóa	49
Hình 53: Phân phối HR và RR đã chuẩn hóa trong tập train và test	49
Hình 54:Tín hiệu PPG thật và tạo sinh với điều kiện HR và RR	50
Hình 55: Kết hợp hai bộ dữ liệu bidmc và capno	50
Hình 56 : Phân phối HR trong bộ total (bộ kết hợp)	51
Hình 57: Phân phối HR đã chuẩn hóa	52
Hình 58: Phân phối HR đã chuẩn hóa trong tập train và test	53
Hình 59: Tín hiệu PPG thật và tạo sinh với điều kiện HR (bộ kết hợp)	54
Hình 60: Phân phối RR trong bộ total	55
Hình 61: Phân phối HR đã chuẩn hóa	56
Hình 62: Phân phối RR đã chuẩn hóa trên bộ train	57
Hình 63: Phân phối HR đã chuẩn hóa trên tập test	57
Hình 64: Tín hiệu PPG thật và PPG tạo sinh với điều kiện RR(bộ kết hợp)	58
Hình 65: Phân phối HR và RR trên bộ kết hợp	58

Hình 66: Phân phối HR và RR đã chuẩn hóa trên bộ kết hợp	58
Hình 67: HR , RR đã chuẩn hóa trên tập train và test	59
Hình 68: Tín hiệu PPG thật và tạo sinh trên cả hai điều kiện HR và BR (bộ kết hợp)	60
Hình 69: Tín hiệu PPG thật và PPG tái tạo	61
Hình 70: Tín hiệu PPG tạo sinh bằng VAE	62
Hình 71: Phân phối HR trong bộ total	62
Hình 72: HR đã chuẩn hóa trong bộ total	63
Hình 73: Phân phối HR đã chuẩn hóa trong tập train và test	64
Hình 75: Tín hiệu PPG thật và PPG tạo sinh bằng cGAN	65
Hình 76: So sánh các mô hình	67

LỜI CẢM ƠN

Trong quá trình thực hiện đề tài “Tạo sinh tín hiệu PPG với Autoencoder biến phân có điều kiện (CVAE) và các mô hình học sâu”, em đã nhận được rất nhiều sự giúp đỡ quý báu từ thầy cô, nhà trường cũng như cộng đồng nghiên cứu. Em xin được gửi lời cảm ơn chân thành và sâu sắc nhất đến tất cả những người đã đồng hành cùng em trong suốt quá trình thực hiện báo cáo này.

Trước hết, em xin bày tỏ lòng biết ơn đặc biệt đến thầy Hồ Nhựt Minh – giảng viên hướng dẫn của em – người đã tận tình chỉ dẫn, định hướng chuyên môn và đóng góp nhiều ý kiến quý giá trong quá trình hình thành, triển khai và hoàn thiện đề tài. Sự hỗ trợ của thầy là nguồn động viên to lớn giúp em vượt qua những khó khăn trong quá trình nghiên cứu và thực nghiệm.

Em cũng xin chân thành cảm ơn Khoa Khoa học Máy tính và Trường Đại học Quốc tế Sài Gòn đã tạo điều kiện thuận lợi về cơ sở vật chất, môi trường học tập cũng như nền tảng kiến thức vững chắc về trí tuệ nhân tạo, xử lý tín hiệu sinh lý, và các phương pháp học sâu – những yếu tố cốt lõi giúp em có thể tiếp cận và triển khai đề tài một cách bài bản.

Bên cạnh đó, em xin trân trọng cảm ơn PhysioNet và các nhà nghiên cứu đã chia sẻ công khai các bộ dữ liệu giá trị như BIDMC PPG và Capno, giúp em có cơ sở dữ liệu thực tế để triển khai mô hình học sâu một cách hiệu quả.

Em cũng gửi lời cảm ơn đến các tác giả và cộng đồng phát triển của các thư viện mã nguồn mở như: PyTorch, NumPy, SciPy, Pandas, Matplotlib, Scikit-learn, WFDB, h5py, và NeuroKit2. Những công cụ này đóng vai trò thiết yếu trong việc xây dựng mô hình, xử lý dữ liệu và đánh giá kết quả.

Mặc dù đã nỗ lực hoàn thiện trong khả năng của mình, nhưng với giới hạn về thời gian và kinh nghiệm, em ý thức rằng đề tài vẫn còn những điểm chưa hoàn hảo. Em rất mong nhận được sự góp ý của quý thầy cô và các bạn để hoàn thiện đề tài tốt hơn trong những bước tiếp theo.

Em xin chân thành cảm ơn!

CHƯƠNG 1: GIỚI THIỆU

1.1 Bối cảnh nghiên cứu

Tín hiệu quang thê tích đô (Photoplethysmogram - PPG) là một dạng tín hiệu sinh lý thu nhận từ da người thông qua cảm biến quang học, được sử dụng rộng rãi để theo dõi nhịp tim, nhịp thở và các chỉ số sinh lý khác một cách không xâm lấn. Trong nhiều năm qua, PPG đã trở thành một công cụ thiết yếu trong các thiết bị đeo thông minh, y học từ xa và theo dõi sức khỏe liên tục.

Tuy nhiên, việc thu thập tín hiệu PPG chất lượng cao trong môi trường thực tế thường gặp nhiều thách thức do nhiễu, chuyển động, và sự thay đổi giữa các cá nhân. Bên cạnh đó, nhu cầu về dữ liệu PPG đa dạng, đáng tin cậy để huấn luyện các mô hình học máy trong y sinh ngày càng tăng cao. Điều này đặt ra yêu cầu phát triển các phương pháp tổng hợp dữ liệu PPG một cách chính xác và linh hoạt.



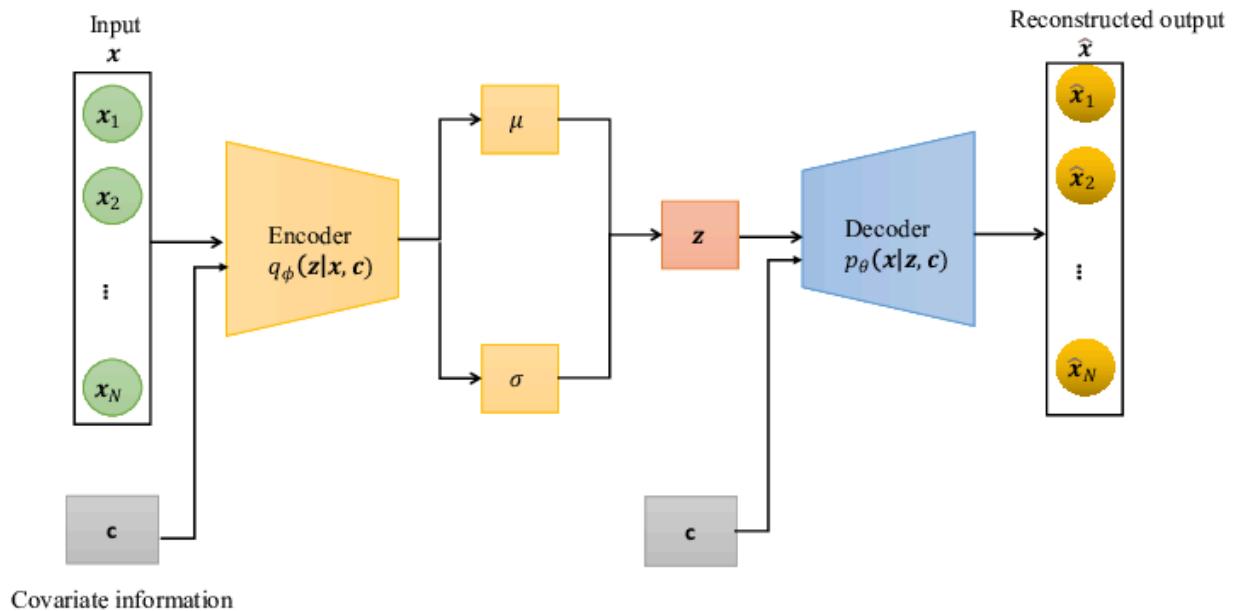
Hình 1: Tín hiệu PPG của bệnh nhân 01 trong bộ dữ liệu bidmc

1.2 Vấn đề nghiên cứu

Một trong những hướng tiếp cận tiềm năng là sử dụng các mô hình học sâu tạo sinh, như Autoencoder Biến Phân Có Điều Kiện (Conditional Variational Autoencoder - CVAE), để mô phỏng tín hiệu PPG dựa trên các điều kiện sinh lý như nhịp tim (HR) hoặc nhịp thở (RR). CVAE không chỉ giúp mô hình hóa không gian tiềm ẩn của tín hiệu mà còn cho phép điều khiển quá trình tạo sinh dựa trên các thông số đầu vào cụ thể.

Tuy nhiên, việc tạo sinh tín hiệu PPG thực tế và chính xác dựa trên điều kiện HR hoặc RR vẫn là một thách thức. Mô hình phải đảm bảo tín hiệu đầu ra vừa

phản ánh đặc điểm sinh lý thực tế, vừa duy trì tính đa dạng và hợp lý về mặt hình dạng sóng.

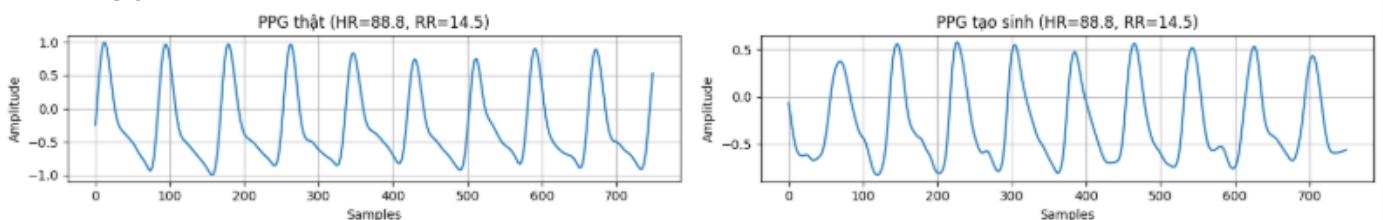


Hình 2: Cấu trúc mô hình CVAE

1.3 Mục tiêu nghiên cứu

Đề tài này hướng đến việc phát triển và đánh giá mô hình CVAE để tạo sinh tín hiệu PPG tổng hợp dựa trên các điều kiện sinh lý. Cụ thể, các mục tiêu bao gồm:

- Phát triển mô hình CVAE để tạo sinh tín hiệu PPG theo điều kiện nhịp tim (HR), nhịp thở (RR), và kết hợp cả hai.
- So sánh hiệu quả của CVAE với các mô hình tạo sinh khác như VAE, GAN và cGAN.
- Đánh giá ảnh hưởng của từng bộ dữ liệu huấn luyện (Capno, BIDMC, hoặc kết hợp) đến chất lượng tín hiệu tạo sinh.



Hình 3: Ví dụ vẽ tạo sinh tín hiệu PPG với điều kiện HR và RR bằng CVAE

1.4 Phạm vi nghiên cứu

- Chỉ tập trung vào tín hiệu PPG một kênh.
- Chỉ sử dụng hai nguồn dữ liệu: Capno và BIDMC.
- Chỉ triển khai mô hình CVAE và sử dụng các phiên bản VAE/GAN/cGAN như đối chứng.
- Không thay đổi quy trình tiền xử lý dữ liệu (lọc, phân đoạn, chuẩn hóa) giữa các thí nghiệm.

1.5 Phương pháp tiếp cận

- Tiền xử lý tín hiệu từ hai bộ dữ liệu nhằm chuẩn hóa và phân đoạn PPG theo nhịp tim và nhịp thở.
- Xây dựng mô hình CVAE gồm encoder và decoder được điều kiện hóa bởi HR, RR hoặc cả hai.
- Huấn luyện và đánh giá mô hình trên từng bộ dữ liệu riêng biệt và bộ dữ liệu kết hợp.
- So sánh chất lượng tín hiệu tạo sinh thông qua các tiêu chí: độ chính xác theo HR/RR, tính đa dạng, và độ chân thực của hình dạng sóng.

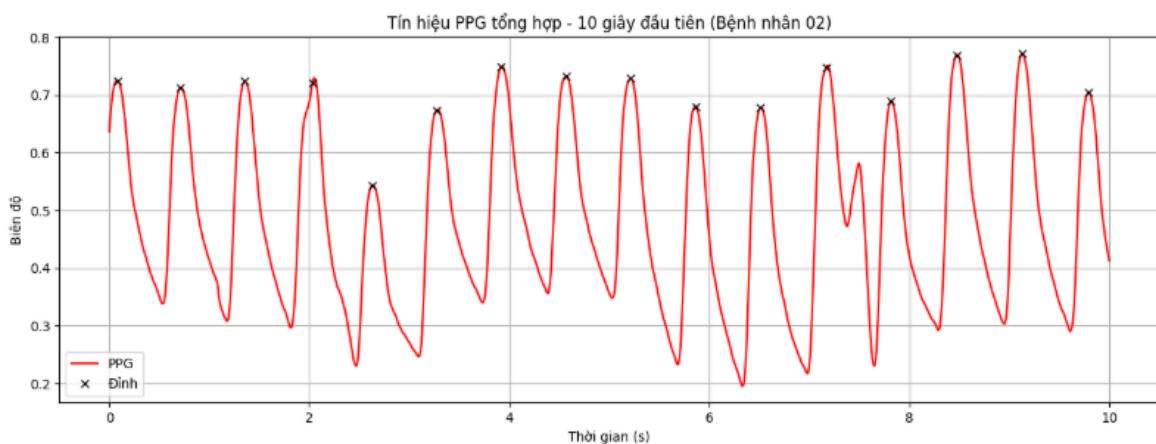
1.6 Ý nghĩa và ứng dụng

Việc tạo ra tín hiệu PPG tổng hợp có điều kiện không chỉ hỗ trợ quá trình nghiên cứu sinh lý học, mà còn hữu ích trong việc huấn luyện các mô hình học máy, kiểm định thuật toán y tế và mô phỏng các tình huống lâm sàng. Ngoài ra, mô hình có thể được mở rộng cho các ứng dụng như phát hiện rối loạn hô hấp khi ngủ, phân tích sức khỏe tim mạch, và phát triển thiết bị y tế thông minh.

CHƯƠNG 2: CƠ SỞ LÝ THUYẾT

2.1 Tín hiệu PPG là gì?

Tín hiệu Photoplethysmography (PPG) là một phương pháp đo lường quang học không xâm lấn, được sử dụng để ghi lại sự thay đổi thể tích máu trong các mạch máu ngoại vi, chẳng hạn như ở ngón tay, cổ tay, hoặc tai. PPG hoạt động dựa trên nguyên lý ánh sáng (thường là ánh sáng hồng ngoại hoặc đỏ) được chiếu qua mô cơ thể và phản xạ hoặc truyền qua, từ đó đo lường sự thay đổi cường độ ánh sáng do sự giãn nở và co bóp của các mạch máu theo nhịp tim.



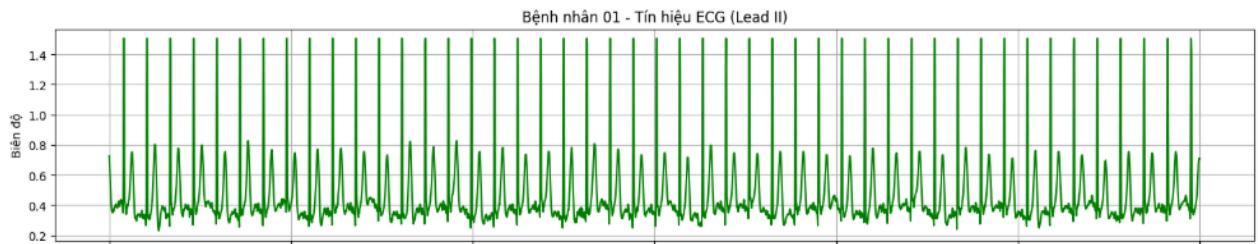
Hình 4: Tín hiệu PPG của bệnh nhân 02 trong 10 giây đầu bộ dữ liệu bidmc

2.2 Tín hiệu ECG là gì?

Tín hiệu Electrocardiogram (ECG hoặc EKG) là một phương pháp ghi lại hoạt động điện của tim thông qua các điện cực đặt trên bề mặt da. ECG cung cấp thông tin về nhịp tim, cấu trúc và chức năng của tim, giúp phát hiện các rối loạn tim mạch như loạn nhịp tim, nhồi máu cơ tim, hoặc các bệnh lý tim khác. Tín hiệu ECG được biểu diễn dưới dạng một chuỗi thời gian, thể hiện các biến đổi điện áp do sự khử cực và tái cực của cơ tim trong mỗi chu kỳ tim.

2.2.1 Tín hiệu ECG II ?

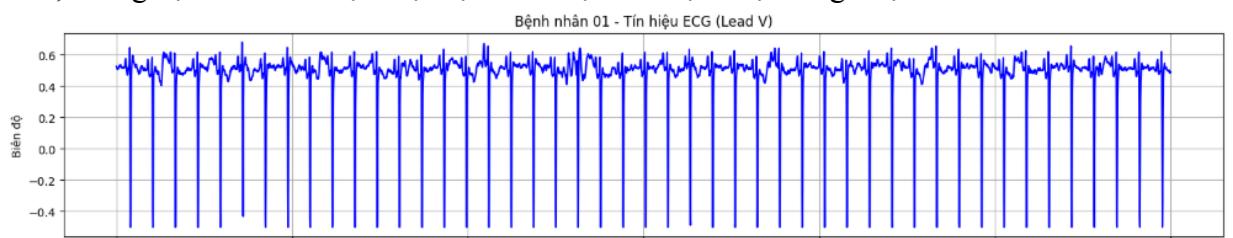
Tín hiệu ECG II là một trong 12 đạo trình (leads) tiêu chuẩn của ECG, thuộc nhóm đạo trình chi (limb leads). Nó đo lường sự chênh lệch điện áp giữa cực dương ở chân trái (LL) và cực âm ở tay phải (RA).



Hình 5: Tín hiệu ECG (II) của bệnh nhân 01 trong bộ dữ liệu bidmc

2.2.2 Tín hiệu ECG V?

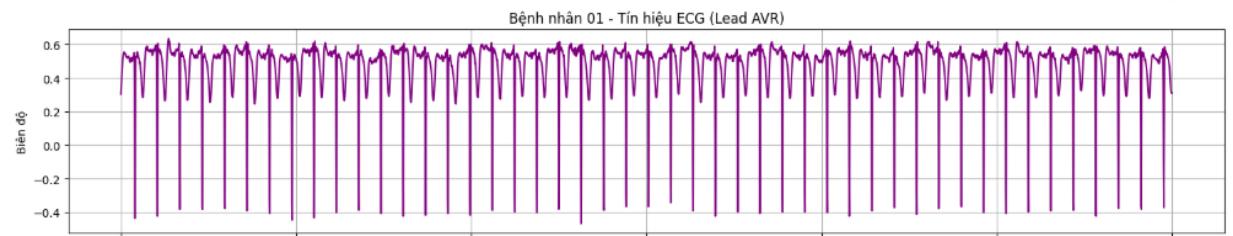
Tín hiệu ECG V (thường được gọi là đạo trình trước tim - precordial leads) là một nhóm đạo trình thuộc hệ thống 12 đạo trình tiêu chuẩn, bao gồm các đạo trình V1, V2, V3, V4, V5, V6. Trong ngữ cảnh của bộ dữ liệu BIDMC, "ECG V" thường ám chỉ một trong các đạo trình trước tim, chẳng hạn như **V1** hoặc một đạo trình cụ thể được chọn để ghi lại.



Hình 6: Tín hiệu ECG (V) của bệnh nhân 01 trong bộ dữ liệu bidmc

2.2.3 Tín hiệu ECG AVR?

Tín hiệu ECG AVR là một trong ba đạo trình chi tăng cường (augmented limb leads) trong hệ thống 12 đạo trình tiêu chuẩn. AVR (augmented Vector Right) đo lường sự chênh lệch điện áp tại tay phải so với một tham chiếu trung bình được tạo từ các điện cực ở tay trái và chân trái.

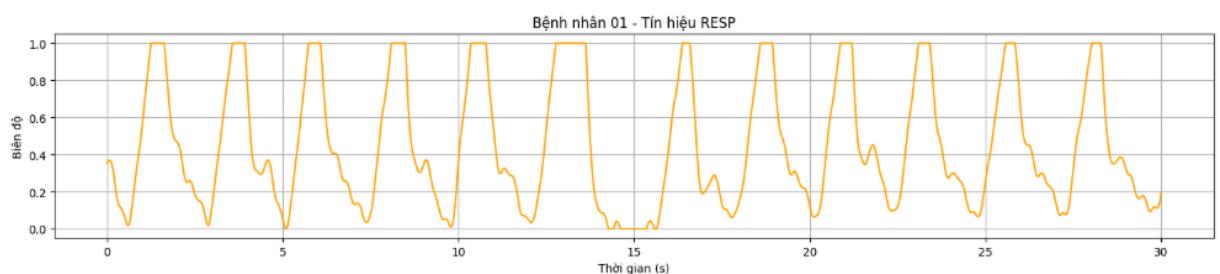


Hình 7: Tín hiệu ECG (AVR) của bệnh nhân 01 trong bộ dữ liệu bidmc

2.3 Tín hiệu RESP (RR) là gì?

Tín hiệu RESP (Respiration Signal) là tín hiệu sinh lý phản ánh chu kỳ hô hấp của con người, bao gồm các pha hít vào và thở ra. Tín hiệu này có thể thu được từ nhiều nguồn như cảm biến áp suất, dây đeo ngực, hoặc trích xuất gián tiếp từ tín hiệu PPG và ECG thông qua các thuật toán xử lý tín hiệu.

Một thông số quan trọng được trích xuất từ tín hiệu RESP là RR (Respiration Rate) – nhịp thở, thể hiện số chu kỳ hô hấp (hít vào và thở ra) trong một phút. RR là chỉ số quan trọng trong theo dõi sức khỏe hô hấp và có thể phản ánh các tình trạng sinh lý như căng thẳng, suy hô hấp, hoặc ngưng thở khi ngủ. Trong bối cảnh tạo sinh tín hiệu PPG, RR thường được dùng làm điều kiện (condition) đầu vào cho mô hình, vì nhịp thở ảnh hưởng đến hình dạng sóng PPG do dao động thể tích máu theo chu kỳ hô hấp.



Hình 8: Tín hiệu RESP của bệnh nhân 01 trong bộ dữ liệu bidmc

2.4 Nhịp tim HR là gì?

Nhịp tim (Heart Rate - HR) là số lần tim co bóp (đập) trong một phút, được đo bằng đơn vị bpm (beats per minute - nhịp/phút). Đây là một chỉ số sinh lý quan trọng, phản ánh tốc độ hoạt động của tim và được sử dụng để đánh giá sức khỏe tim mạch, mức độ stress, hoặc hiệu suất thể chất.



Hình 9: Nhịp tim HR của bệnh nhân 01 trong bộ dữ liệu bidmc

Hình 10: Nhịp thở BR của bệnh nhân 01 trong bộ dữ liệu bidmc

2.5 Độ bão hòa oxy SpO2 là gì?

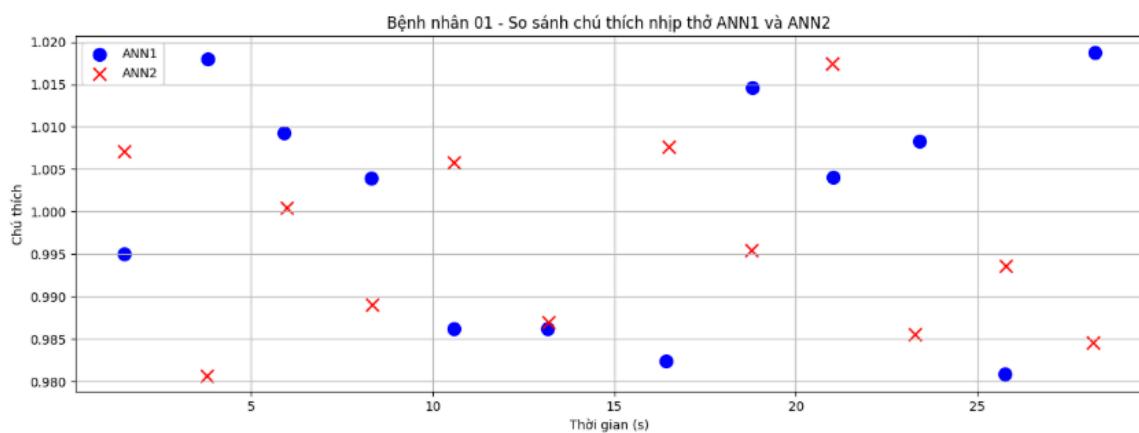
Độ bão hòa oxy (SpO₂ - Saturation of Peripheral Oxygen) là một chỉ số sinh lý đo lường tỷ lệ phần trăm hemoglobin gắn với oxy trong máu ngoại vi, thường được đo ở các vùng như ngón tay, ngón chân, hoặc tai. SpO₂ phản ánh khả năng vận chuyển oxy của máu và là một chỉ số quan trọng trong việc đánh giá chức năng hô hấp và tuần hoàn.



Hình 11: Độ bão hòa oxy SpO₂ của bệnh nhân 01 trong bộ dữ liệu bidmc

2.6 Chú thích nhịp thở ANN1 và ANN2 là gì ?

Các chú thích ANN1 và ANN2 liên quan đến nhịp thở (Breathing Rate - BR) thường đề cập đến các giá trị hoặc nhãn bổ sung được cung cấp để mô tả đặc trưng của tín hiệu hô hấp (RESP) hoặc các chỉ số liên quan đến nhịp thở. Tuy nhiên, do không có thông tin cụ thể trong bộ dữ liệu BIDMC hoặc tài liệu tham khảo trực tiếp định nghĩa chính xác ANN1 và ANN2, chúng ta có thể đưa ra một giải thích hợp lý dựa trên ngữ cảnh y tế và cách dữ liệu sinh lý thường được chú thích.



Hình 12: Chú thích nhịp thở ANN1 và ANN2 của bệnh nhân 01

2.7 Giới thiệu các mô hình

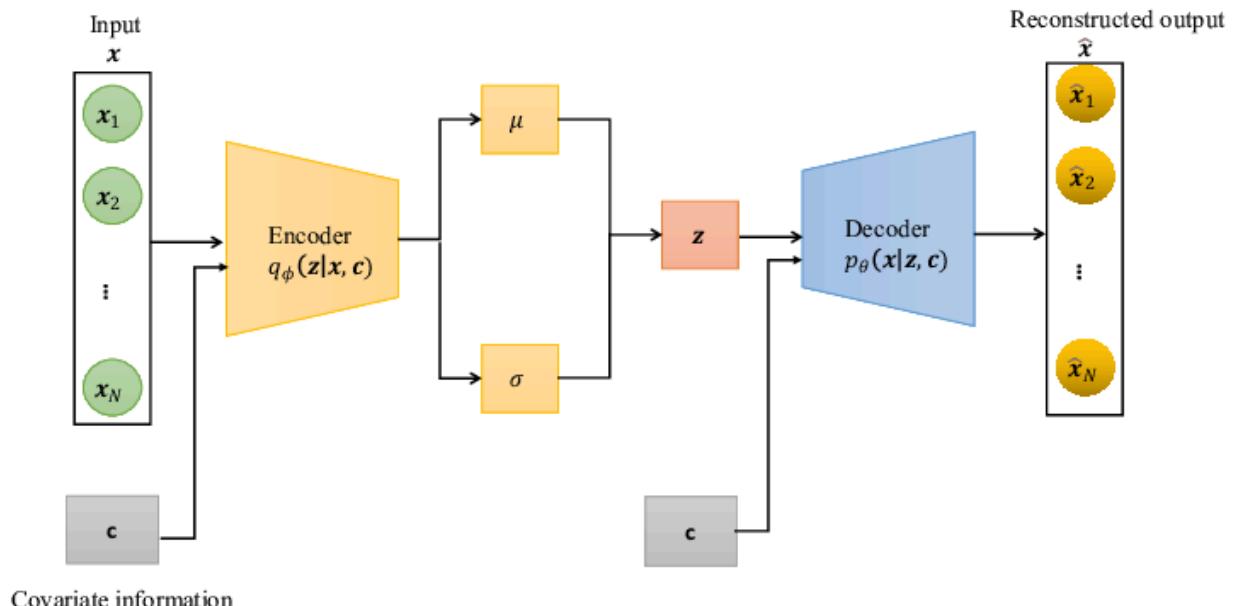
2.7.1 Conditional Variational Autoencoder (CVAE)

CVAE là một biến thể của VAE cho phép điều kiện hóa quá trình sinh dữ liệu theo một tham số cụ thể. Trong ngữ cảnh đề tài này, CVAE được huấn luyện để sinh tín hiệu PPG dựa trên các điều kiện như nhịp tim (HR), nhịp thở (RR), hoặc cả hai.

Mỗi phần tử trong pipeline mô hình CVAE bao gồm:

- Input: đoạn tín hiệu PPG đã được chuẩn hóa.
- Condition: nhãn HR hoặc RR tương ứng.
- Encoder: ánh xạ tín hiệu và điều kiện thành không gian tiềm ẩn.
- Decoder: tái tạo tín hiệu PPG mới dựa trên điều kiện đã chọn.

CVAE đặc biệt phù hợp với bài toán tổng hợp tín hiệu sinh lý vì có thể điều khiển được đầu ra theo các yếu tố sinh học cụ thể, đồng thời giữ được sự đa dạng và tự nhiên của tín hiệu.



Hình 13: Cấu trúc mô hình CVAE

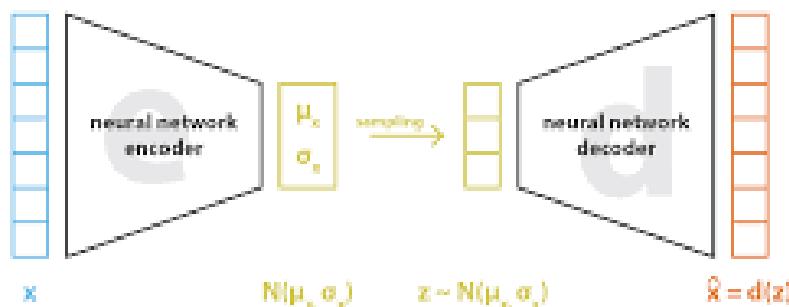
2.7.2 Autoencoder biến phân (Variational Autoencoder - VAE)

VAE là mở rộng của AE, trong đó không gian tiềm ẩn được mô hình hóa như một phân phối xác suất, thường là phân phối chuẩn. VAE tối ưu đồng thời hai mục tiêu:

+ Độ chính xác tái tạo (reconstruction loss).

+ Mức độ giống với phân phối chuẩn (KL divergence).

VAE có khả năng sinh dữ liệu mới bằng cách lấy mẫu từ không gian tiềm ẩn.



$$\text{loss} = \|x - \hat{x}\|^2 + \text{KL}[N(\mu_z, \sigma_z^2), N(0, 1)] = \|x - d(z)\|^2 + \text{KL}[N(\mu_z, \sigma_z^2), N(0, 1)]$$

Hình 14: Cấu trúc VAE

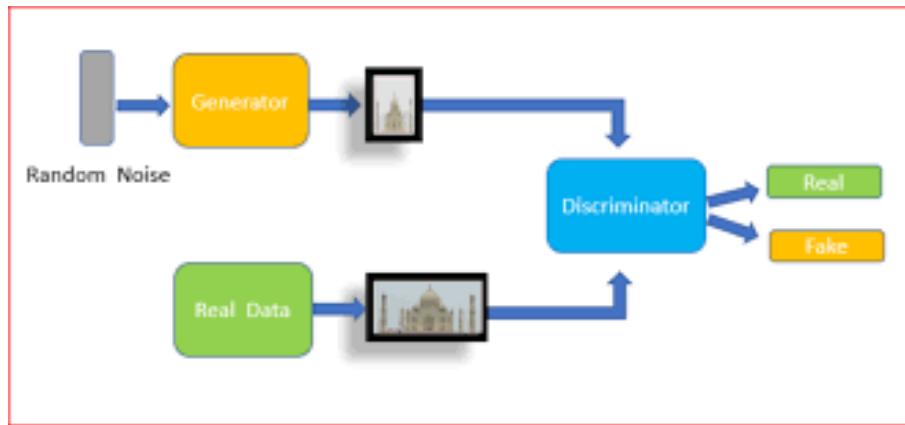
2.7.3 Generative Adversarial Network (GAN)

GAN là một mô hình tạo sinh bao gồm hai thành phần chính hoạt động theo cơ chế đối kháng:

- Generator (Bộ tạo sinh): có nhiệm vụ tạo ra dữ liệu giả sao cho giống với dữ liệu thật nhất có thể.
- Discriminator (Bộ phân biệt): được huấn luyện để phân biệt giữa dữ liệu thật và dữ liệu do Generator tạo ra.

Cả hai mạng được huấn luyện đồng thời trong một trò chơi tổng bằng không (zero-sum game): Generator cố gắng đánh lừa Discriminator, trong khi Discriminator cố gắng phát hiện dữ liệu giả. Quá trình huấn luyện đạt đến điểm cân bằng khi Generator có thể tạo ra dữ liệu mà Discriminator không thể phân biệt được là thật hay giả.

GAN đã được chứng minh là có khả năng tạo ra tín hiệu sinh lý có độ chân thực cao, bao gồm tín hiệu ECG, EMG, và cả PPG. Tuy nhiên, một điểm yếu của GAN là quá trình huấn luyện thường không ổn định và dễ gặp các vấn đề như mode collapse (Generator chỉ tạo ra một số mẫu lặp đi lặp lại).



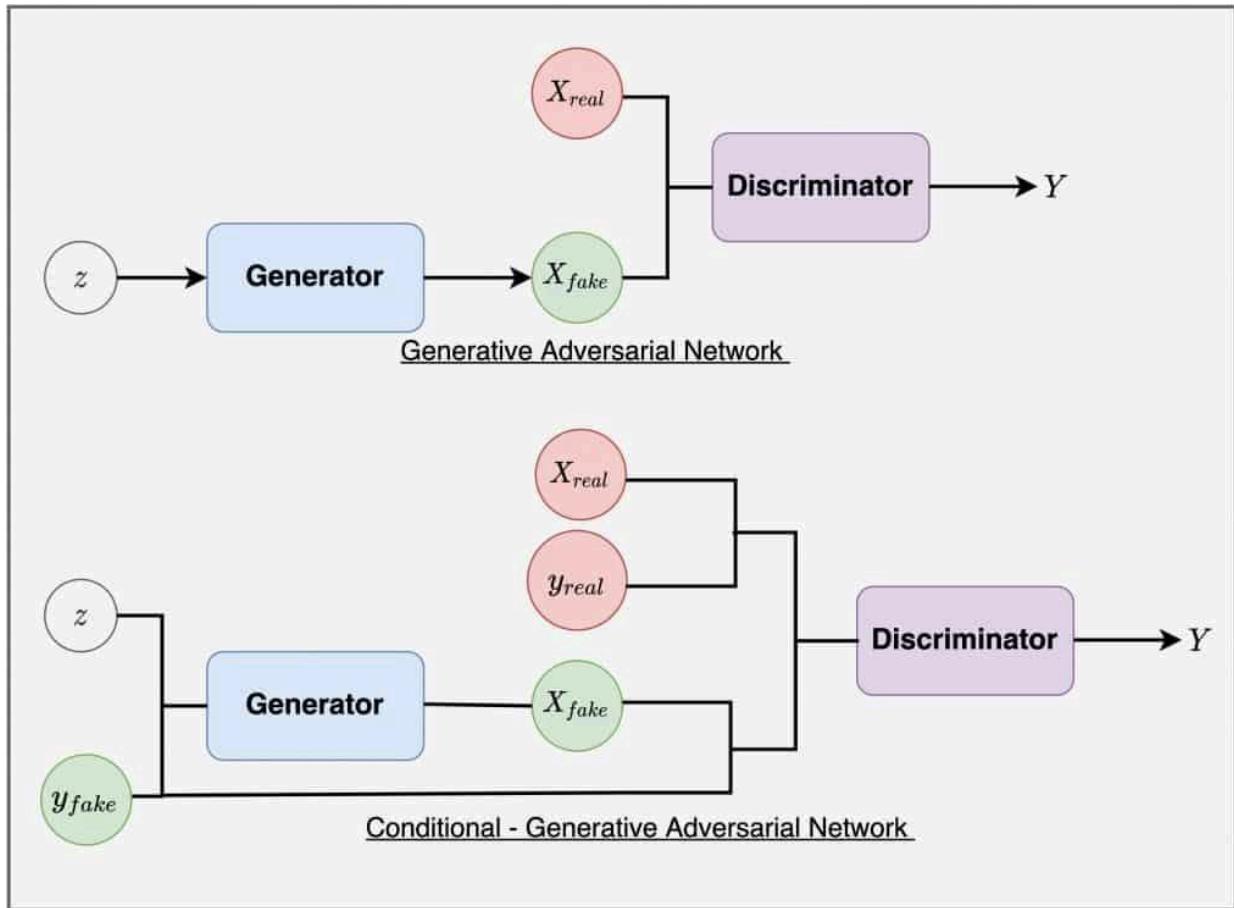
Hình 15: Cấu trúc GAN

2.7.4 Conditional GAN (cGAN)

Conditional GAN (cGAN) là một biến thể của GAN, trong đó cả Generator và Discriminator đều được cung cấp thông tin điều kiện (conditioning information), chẳng hạn như nhãn lớp hoặc các tham số sinh lý (HR, RR).

- Generator không chỉ tạo ra dữ liệu ngẫu nhiên, mà còn dựa vào điều kiện đầu vào để sinh ra dữ liệu tương ứng.
- Discriminator cũng được cung cấp cùng điều kiện, và nhiệm vụ của nó là phân biệt xem dữ liệu sinh ra có phù hợp với điều kiện đó hay không.

cGAN cho phép điều khiển quá trình tạo sinh dữ liệu, giúp tăng tính đa dạng và tính liên kết giữa đầu vào và đầu ra. Trong bối cảnh tạo sinh tín hiệu PPG, cGAN có thể tạo ra sóng PPG tương ứng với một giá trị nhịp tim (HR) hoặc nhịp thở (RR) cụ thể, tương tự như CVAE. Tuy nhiên, do bản chất GAN vẫn giữ nguyên, nên mô hình cGAN vẫn gặp các thách thức về tính ổn định khi huấn luyện.



Hình 16: Cấu trúc CGAN

2.8 Cài đặt môi trường và công cụ

Toàn bộ quá trình triển khai, huấn luyện và đánh giá mô hình được thực hiện trên nền tảng Google Colab – một môi trường lập trình trực tuyến hỗ trợ GPU miễn phí, tiện lợi cho các tác vụ học sâu. Cụ thể:

Cấu hình phần cứng tối thiểu:

- Nền tảng: Google Colab
- RAM: ≥ 12 GB
- GPU: Tesla T4 hoặc tương đương
- Yêu cầu kết nối: Internet ổn định để truy cập Drive, cài đặt thư viện và tải dữ liệu

Kết nối Drive: `from google.colab import drive; drive.mount('/content/drive')`.

Cài thư viện: `pandas, numpy, matplotlib, scipy, torch, sklearn`

Kiểm tra GPU: `print(torch.cuda.is_available())`.

Tải dữ liệu: BIDMC và Capno.



Hình 17: Công cụ gg colab

CHƯƠNG 3: THỰC NGHIỆM

3.1. Dữ liệu Thực Nghiệm

Nghiên cứu này sử dụng hai bộ dữ liệu PPG công khai phổ biến:

1. Bộ dữ liệu Capno (CapnoSet):

- o Nguồn gốc: Được thu thập từ các bệnh nhân tại phòng chăm sóc đặc biệt, bao gồm tín hiệu PPG, điện tâm đồ (ECG), và khí thở kế (capnography).
- o Đặc điểm chính: Chứa thông tin chi tiết về hô hấp và tương tác tim-phổi, giúp mô hình học các đặc trưng hô hấp rõ ràng trong tín hiệu PPG.
- o Sử dụng: Tín hiệu PPG và các giá trị nhịp tim (HR), nhịp thở (RR) được trích xuất hoặc tính toán từ dữ liệu gốc để làm đầu vào và điều kiện cho mô hình.

2. Bộ dữ liệu BIDMC (BIDMC PPG and Respiration Dataset):

- o Nguồn gốc: Thu thập từ Trung tâm Y tế Beth Israel Deaconess (BIDMC), chứa tín hiệu PPG và nhịp thở của các bệnh nhân trong môi trường lâm sàng.
- o Đặc điểm chính: Đa dạng về bệnh lý và điều kiện sinh lý, cung cấp nhiều biến thể hình dạng sóng PPG và có thể chứa nhiều lâm sàng thực tế.
- o Sử dụng: Tín hiệu PPG và các giá trị nhịp tim (HR), nhịp thở (RR) được trích xuất để huấn luyện và đánh giá mô hình.

3.2 Tiền xử lí dữ liệu

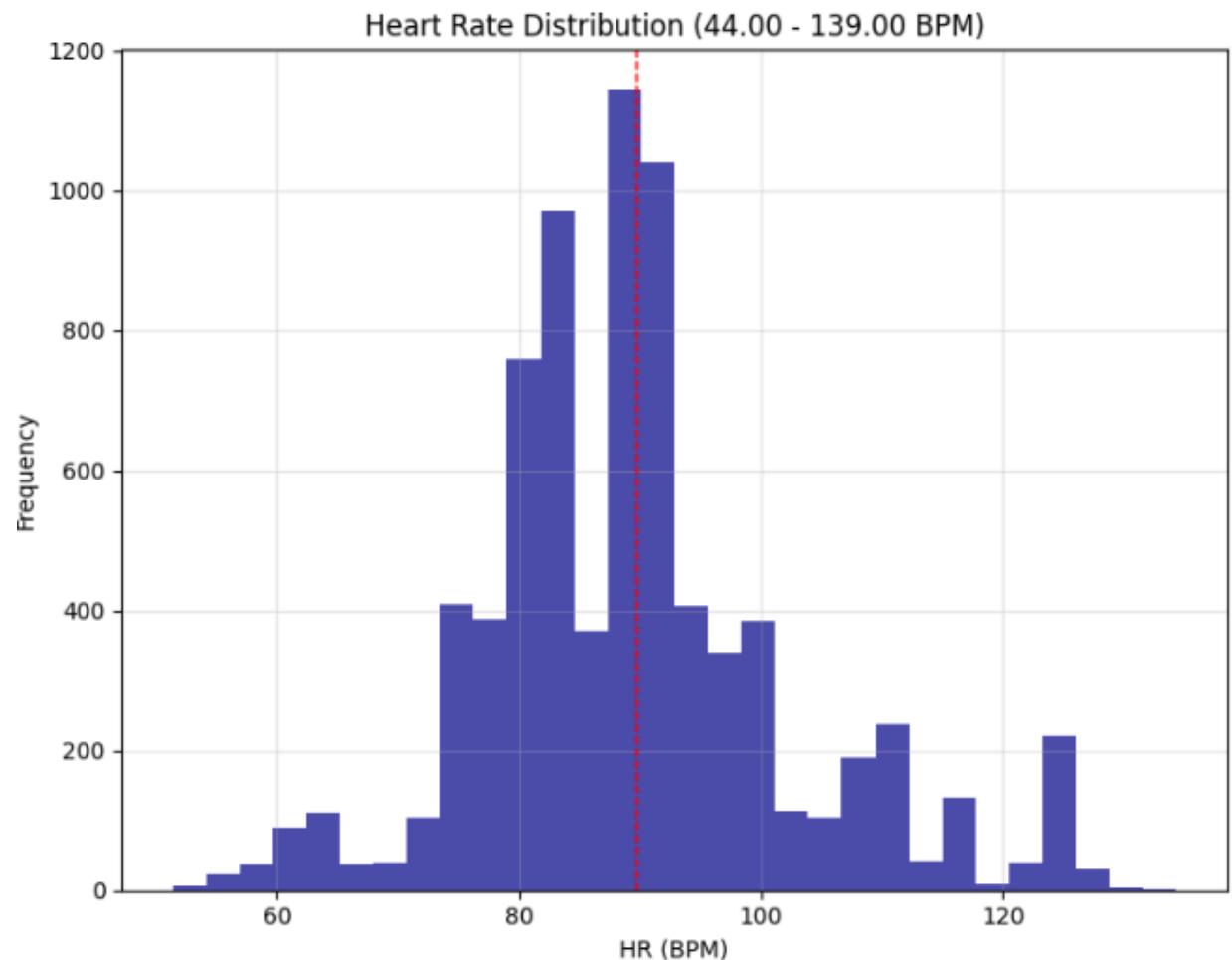
Trong quá trình huấn luyện mô hình học sâu để tạo sinh tín hiệu PPG, việc tiền xử lý dữ liệu đầu vào đóng vai trò cực kỳ quan trọng. Dữ liệu thô thường chứa nhiều, không đồng nhất về độ dài, biên độ và tần số lấy mẫu. Nếu không chuẩn hóa đúng cách, mô hình sẽ khó học được các đặc trưng quan trọng của tín hiệu sinh lý. Các

bước tiền xử lý dưới đây được áp dụng cho cả hai bộ dữ liệu Capno và BIDMC – hai bộ dữ liệu chính được sử dụng trong đề tài.

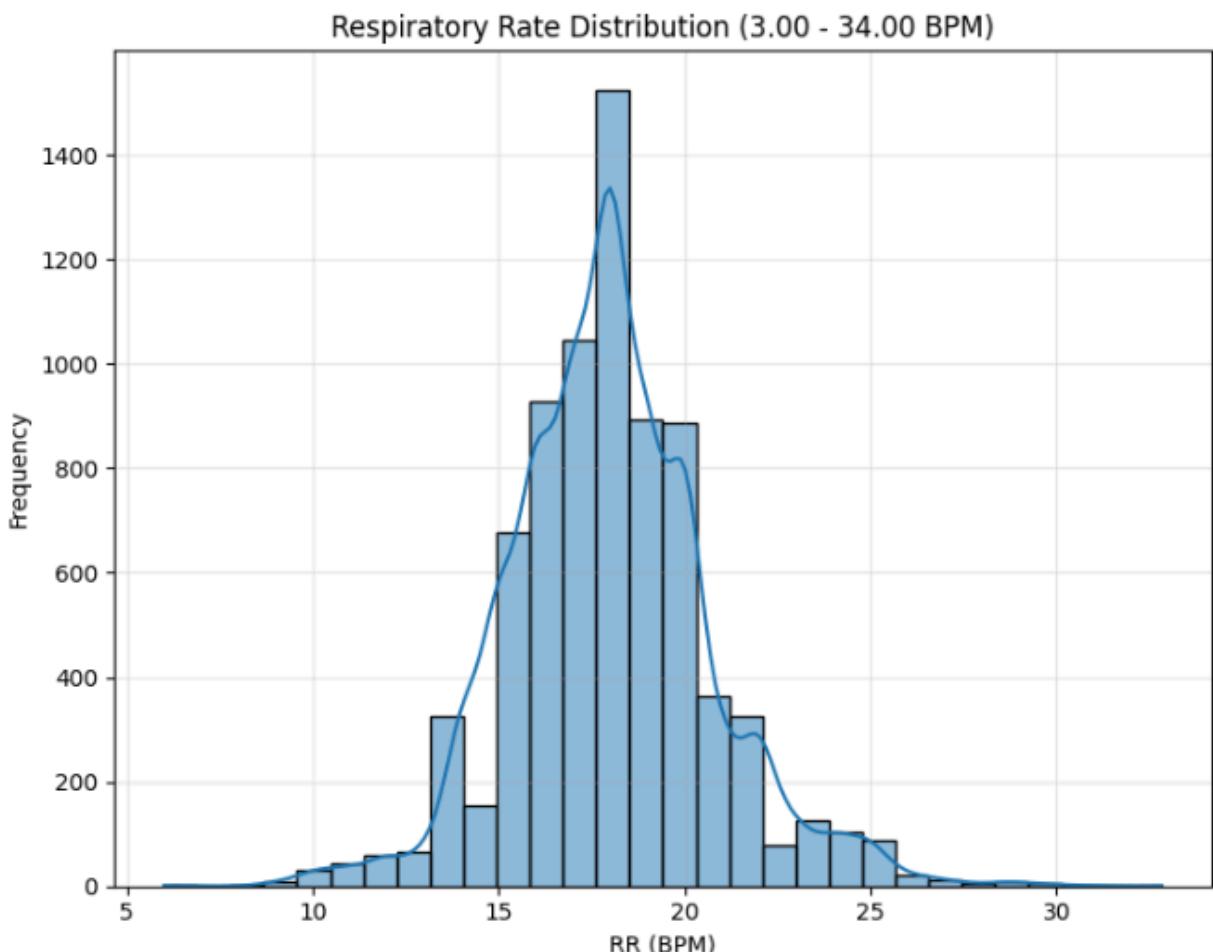
3.2.1 Tải dữ liệu tín hiệu PPG, nhịp tim (HR) và nhịp thở (RR)

Việc tải dữ liệu bao gồm cả sóng PPG thô, chuỗi thời gian HR (Heart Rate) và khi cần thì cả RR (Respiration Rate), phục vụ cho việc điều kiện hóa trong các mô hình CVAE hoặc cGAN.

Mục tiêu: Chuẩn bị nguồn dữ liệu đầy đủ để xây dựng bộ đôi (tín hiệu, điều kiện) dùng cho huấn luyện mô hình học sâu.



Hình 18: Phân phối HR trong bộ Bidmc



Hình 19: Phân phối RR trong bộ Bidmc

3.2.2. Đọc dữ liệu từ tệp CSV hoặc định dạng WFDB

Các file tín hiệu được đọc bằng thư viện wfdb, pandas, hoặc numpy. Nếu dữ liệu lưu ở định dạng .csv, chúng cần được ánh xạ đúng với cột thời gian, PPG, HR, và RR (nếu có). Các đoạn dữ liệu bị thiếu (NaN) hoặc không hợp lệ sẽ được loại bỏ ở bước này.

Mục tiêu: Chuẩn hóa cấu trúc dữ liệu, đảm bảo đầy đủ thông tin PPG và các điều kiện đi kèm.

3.2.3 Lọc tín hiệu PPG

PPG là tín hiệu rất nhạy với nhiễu, đặc biệt là từ chuyển động hoặc tín hiệu nền. Do đó, cần áp dụng các bộ lọc sinh lý để loại bỏ nhiễu không mong muốn:

Bộ lọc thông dải (bandpass filter) thường được sử dụng, với ngưỡng cắt khoảng 0.5–8 Hz, tương ứng với tần số sinh lý của nhịp tim và một phần nhịp thở.

Dùng `scipy.signal.butter()` và `scipy.signal.filtfilt()` để thiết kế và áp dụng bộ lọc.

Mục tiêu: Giữ lại các thành phần tín hiệu có ý nghĩa sinh lý, loại bỏ nhiễu cao tần và trôi DC.

```
# Lọc tín hiệu PPG trong dải tần [0.5-8] Hz
nyquist = fs / 2
low_cutoff = 0.5 / nyquist
high_cutoff = 8.0 / nyquist
b, a = signal.butter(4, [low_cutoff, high_cutoff], btype='band')
ppg_filtered = signal.filtfilt(b, a, ppg)
```

Hình 20 : Lọc tín hiệu PPG

3.2.4 Phân đoạn tín hiệu PPG

Tín hiệu liên tục sẽ được chia thành các đoạn nhỏ có độ dài cố định (ví dụ 8–10 giây) để đưa vào mô hình học sâu. Mỗi đoạn cần được căn chỉnh với nhãn HR hoặc RR tương ứng.

Kỹ thuật thường dùng:

Duyệt toàn bộ tín hiệu với cửa sổ trượt.

- + Mỗi đoạn được gắn với trung bình nhịp tim trong khoảng thời gian tương ứng.
- + Mục tiêu: Chuẩn bị tập huấn luyện dạng (PPG đoạn, điều kiện), phù hợp với input của CVAE/cGAN.

```

# Phân đoạn tín hiệu
step = int(segment_length * (1 - overlap))
num_segments = (len(ppg) - segment_length) // step + 1
print(f"- Số đoạn tín hiệu: {num_segments}")

hr_fs = len(hr_values) / (len(ppg) / fs) # Tần số lấy mẫu của HR
rr_fs = len(rr_values) / (len(ppg) / fs) # Tần số lấy mẫu của RR

for j in range(num_segments):
    start = j * step
    end = start + segment_length

    if end <= len(ppg):
        # Lấy đoạn tín hiệu PPG đã lọc
        ppg_seg = ppg_filtered[start:end]

        # Chuẩn hóa từng đoạn PPG về [-1, 1]
        scaler = MinMaxScaler(feature_range=(-1, 1))
        ppg_seg_normalized = scaler.fit_transform(ppg_seg.reshape(-1, 1)).flatten()

        hr_start_idx = int(start / fs * hr_fs)
        hr_end_idx = min(int(end / fs * hr_fs), len(hr_values))

        hr_raw_seg = np.mean(hr_values[hr_start_idx:hr_end_idx]) if hr_end_idx > hr_start_idx else hr_values[hr_start_idx]

        # Tính RR cho đoạn
        rr_start_idx = int(start / fs * rr_fs)
        rr_end_idx = min(int(end / fs * rr_fs), len(rr_values))
        rr_raw_seg = np.mean(rr_values[rr_start_idx:rr_end_idx]) if rr_end_idx > rr_start_idx else rr_values[rr_start_idx]

        if np.isnan(hr_raw_seg) or np.isnan(rr_raw_seg):
            print(f"- Lỗi: Đoạn {j} chứa nan (HR: {hr_raw_seg}, RR: {rr_raw_seg})")
            continue

        # Lấy tất cả các đoạn
        ppg_segments.append(ppg_seg_normalized)
        hr_raw_segments.append(hr_raw_seg)
        rr_raw_segments.append(rr_raw_seg)

    valid_records += 1
    print(f"- Đã xử lý thành công bản ghi {i}")

except Exception as e:
    print(f"- Lỗi khi xử lý bản ghi {i}: {e}")

```

Hình 21: Phân đoạn tín hiệu

3.2.5 Chuẩn hóa tín hiệu PPG

Trước khi đưa vào mô hình học sâu, tín hiệu PPG cần được chuẩn hóa theo hai mức:

+ Chuẩn hóa biên độ: Đưa tín hiệu về khoảng giá trị cố định (ví dụ: [0, 1] hoặc có trung bình 0 và phương sai 1).

Chuẩn hóa độ dài: Đảm bảo mọi đoạn PPG đều có số điểm giống nhau (bằng cách nối suy hoặc cắt bỏ phần dư).

Ngoài ra, HR và RR cũng được chuẩn hóa về khoảng giá trị chuẩn để làm điều kiện ổn định cho mô hình.

Mục tiêu: Đảm bảo tính nhất quán và giúp mô hình học sâu hội tụ nhanh hơn, chính xác hơn.

```

if end <= len(ppg):
    # Lấy đoạn tín hiệu PPG đã lọc
    ppg_seg = ppg_filtered[start:end]

    # Chuẩn hóa từng đoạn PPG về [-1, 1]
    scaler = MinMaxScaler(feature_range=(-1, 1))
    ppg_seg_normalized = scaler.fit_transform(ppg_seg.reshape(-1, 1)).flatten()

    hr_start_idx = int(start / fs * hr_fs)
    hr_end_idx = min(int(end / fs * hr_fs), len(hr_values))

    hr_raw_seg = np.mean(hr_values[hr_start_idx:hr_end_idx]) if hr_end_idx > hr_start_idx else hr_values[hr_start_idx]

    # Tính RR cho đoạn
    rr_start_idx = int(start / fs * rr_fs)
    rr_end_idx = min(int(end / fs * rr_fs), len(rr_values))
    rr_raw_seg = np.mean(rr_values[rr_start_idx:rr_end_idx]) if rr_end_idx > rr_start_idx else rr_values[rr_start_idx]

    if np.isnan(hr_raw_seg) or np.isnan(rr_raw_seg):
        print(f"- Lỗi: Đoạn {j} chứa nan (HR: {hr_raw_seg}, RR: {rr_raw_seg})")
        continue

    # Lấy tất cả các đoạn
    ppg_segments.append(ppg_seg_normalized)
    hr_raw_segments.append(hr_raw_seg)
    rr_raw_segments.append(rr_raw_seg)

```

Hình 22 : Chuẩn hóa các đoạn PPG

3.3 Phân tích và xây dựng model trên bộ BIDMC

3.3.1 Đọc và tiền xử lý

- Phát hiện mảng lồng nhau, shape sau khi trích xuất: (481,)
- Số giá trị RR gốc: 481, Giá trị đầu tiên: 22.00
- Số đoạn tín hiệu: 159
- Đã xử lý thành công bản ghi 52

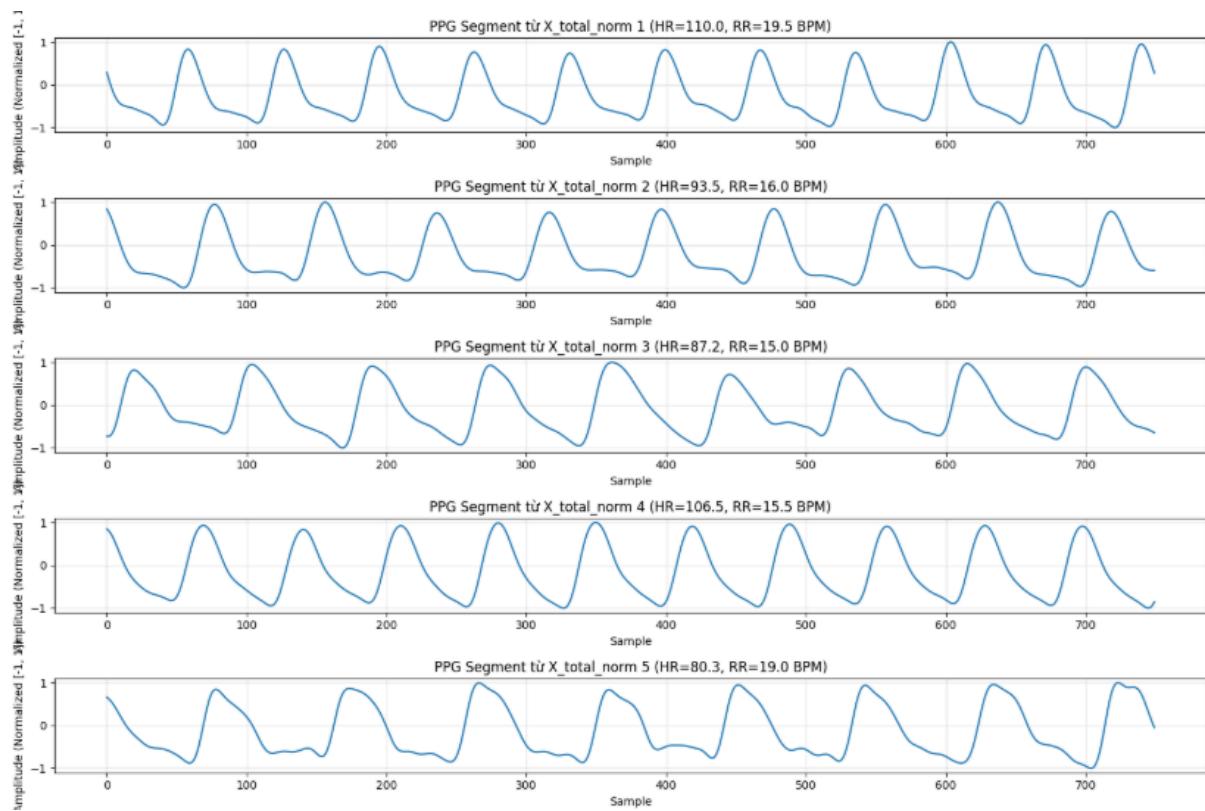
Tổng kết tiền xử lý:

- Số bản ghi xử lý thành công: 49/53
- Tổng số đoạn tín hiệu: 7791
- HR segments shape: (7791,)
- RR segments shape: (7791,)

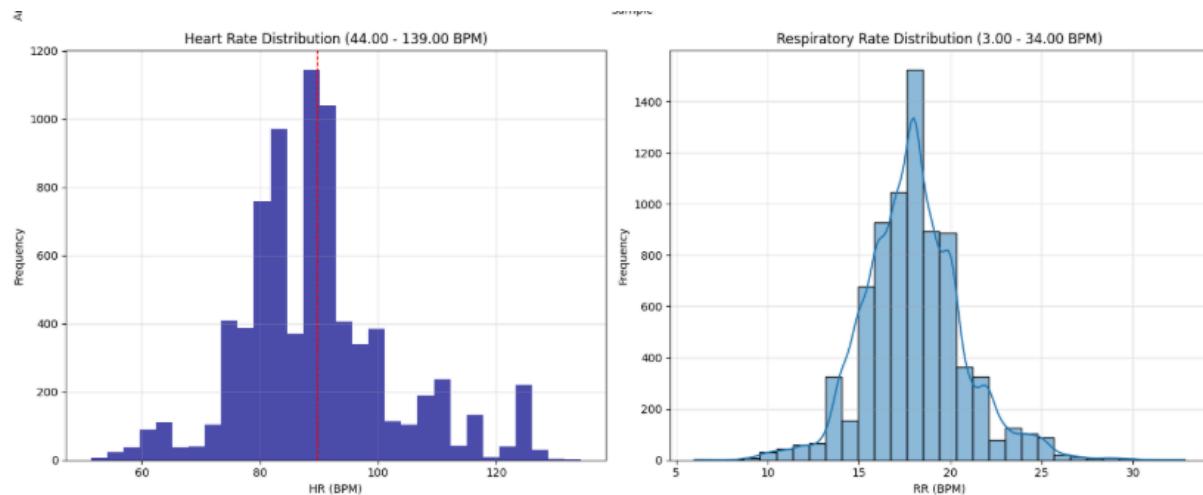
Dữ liệu tổng hợp:

- X_total_norm shape: (7791, 750)
- hr_raw_total shape: (7791,)
- rr_raw_total shape: (7791,)

Hình 23: Thông tin sau tiền xử lý của bộ bidmc



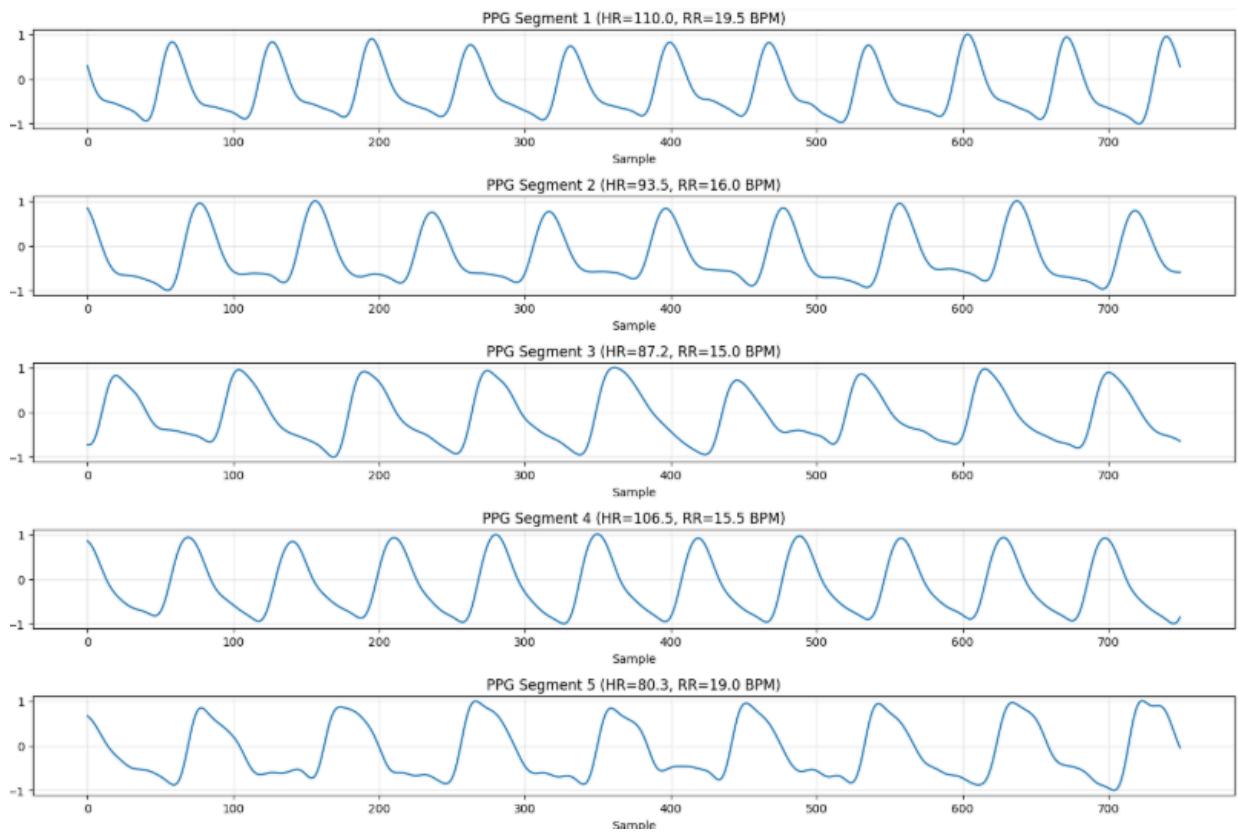
Hình 24: Các đoạn tín hiệu được chuẩn hóa từ dữ liệu tổng hợp với các điều kiện HR và RR của bidmc



Đã lưu dữ liệu vào file 'processed_bidmc_data_with_rr.mat')

- Kích thước tập huấn luyện: (6232, 750)
- Kích thước tập kiểm thử: (1559, 750)

Hình 25: Biểu đồ phân phối HR và BR trong bộ bidmc



Hình 26: Hiển thị năm đoạn tín hiệu quang thê tích đô (PPG) đã được chuẩn hóa (normalized) từ dữ liệu tổng hợp.

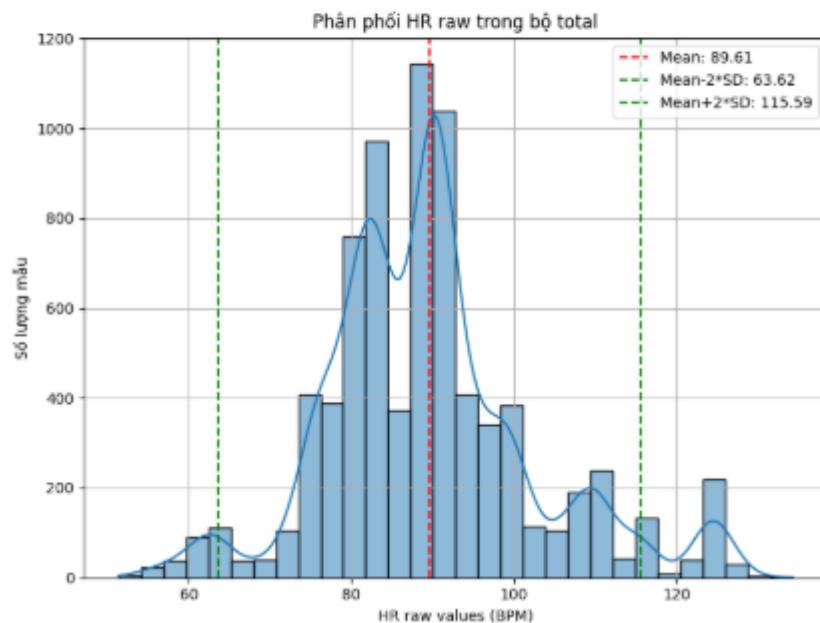
3.3.2 CVAE với điều kiện HR trên bộ Bidmc

Thống kê HR raw total:

Min: 51.33, Max: 134.33

Mean: 89.61, Std: 12.99

Mean \pm 2*Std: [63.62, 115.59]

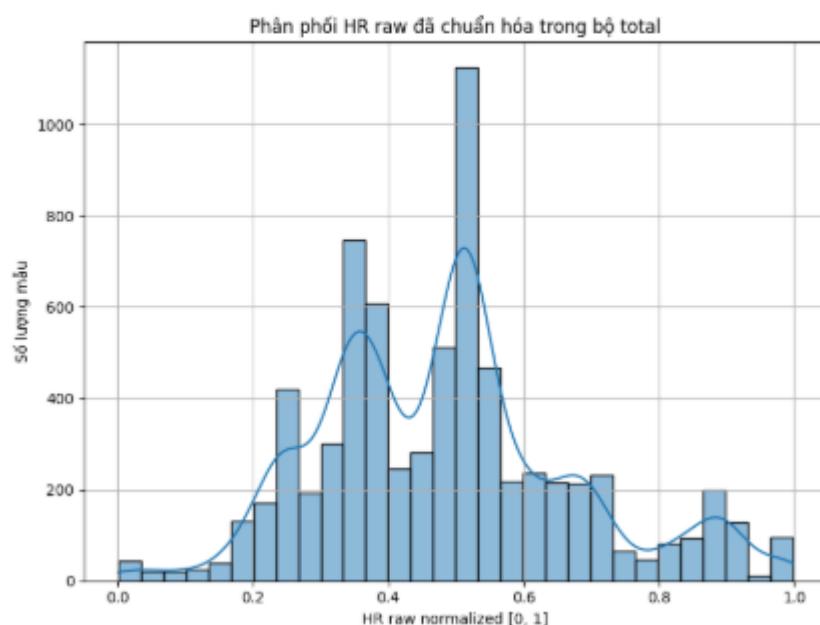


Hình 27 : Phân phối HR raw trong bộ total của bidmc

Thống kê HR raw total sau khi chuẩn hóa:

Min: 0.0009, Max: 0.9982

Mean: 0.4847, Std: 0.1888



Hình 28: Phân phối HR raw đã chuẩn hóa trong bộ total bidmc

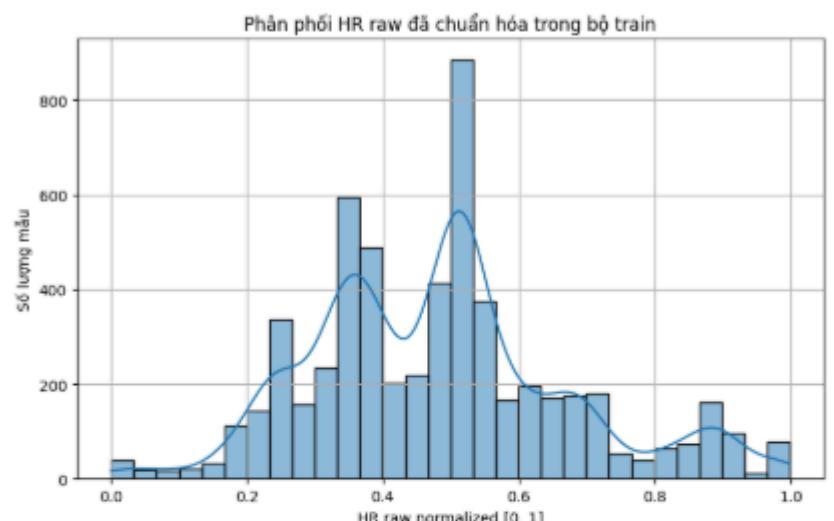
Thống kê HR raw sau khi chia tập:

Train - Min: 0.0009, Max: 0.9982

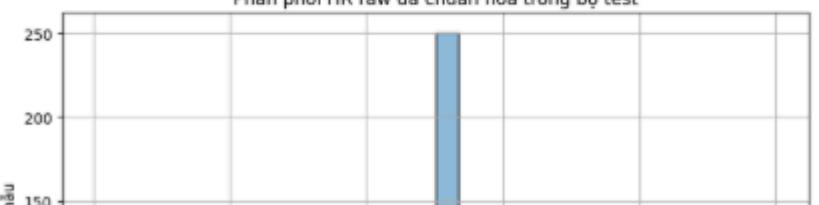
Train - Mean: 0.4831, Std: 0.1897

Test - Min: 0.0041, Max: 0.9982

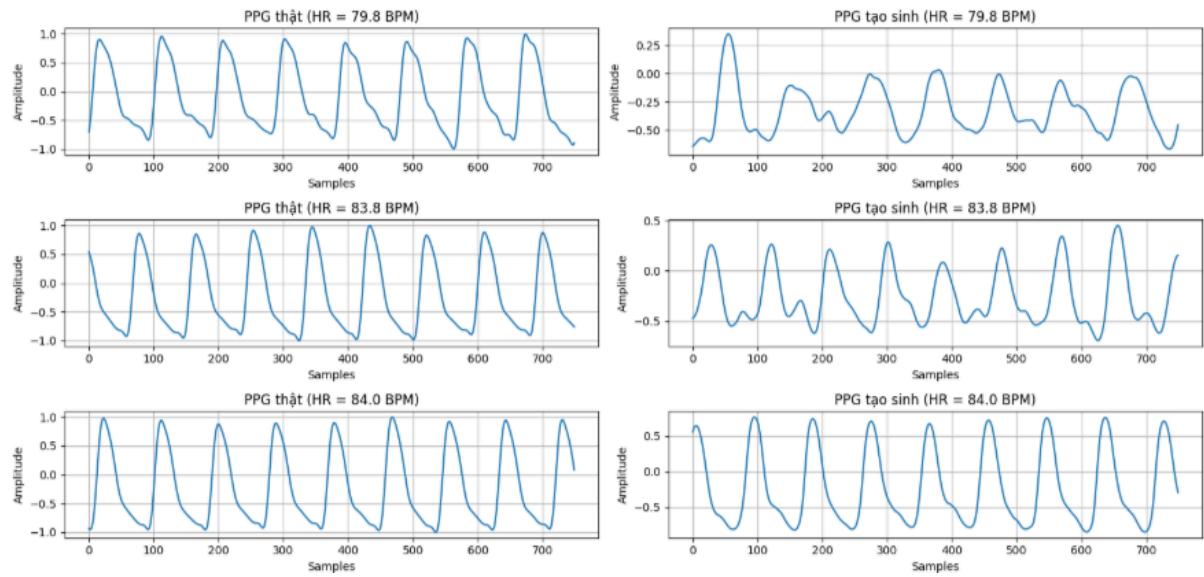
Test - Mean: 0.4910, Std: 0.1853



Phân phối HR raw đã chuẩn hóa trong bộ test



Hình 29: Phân phối HR trong tập train và tập test (bidmc)



Hình 30: Tín hiệu PPG thật và PPG tạo sinh với HR (bidmc)

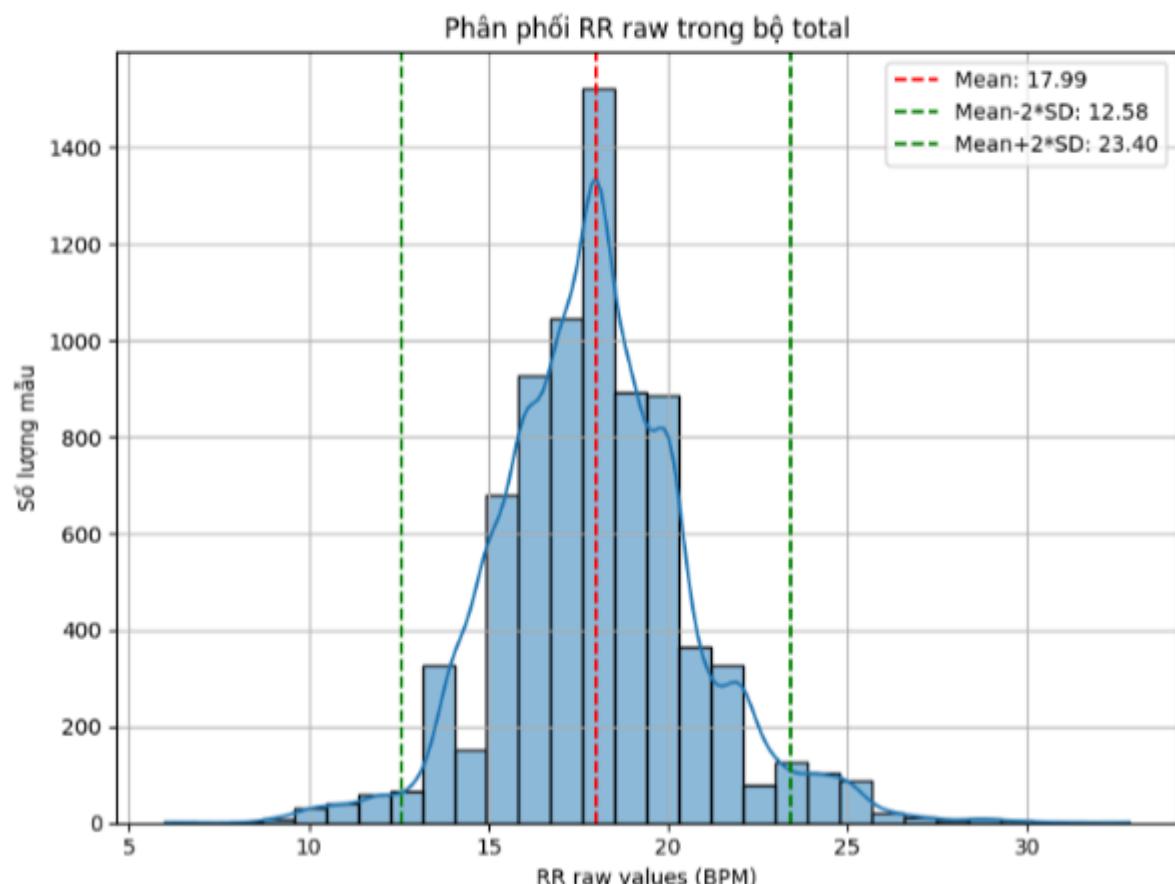
3.3.3 CVAE với điều kiện RR trên bộ Bidmc

Thống kê RR raw total:

Min: 6.00, Max: 32.83

Mean: 17.99, Std: 2.71

Mean \pm 2*Std: [12.58, 23.40]



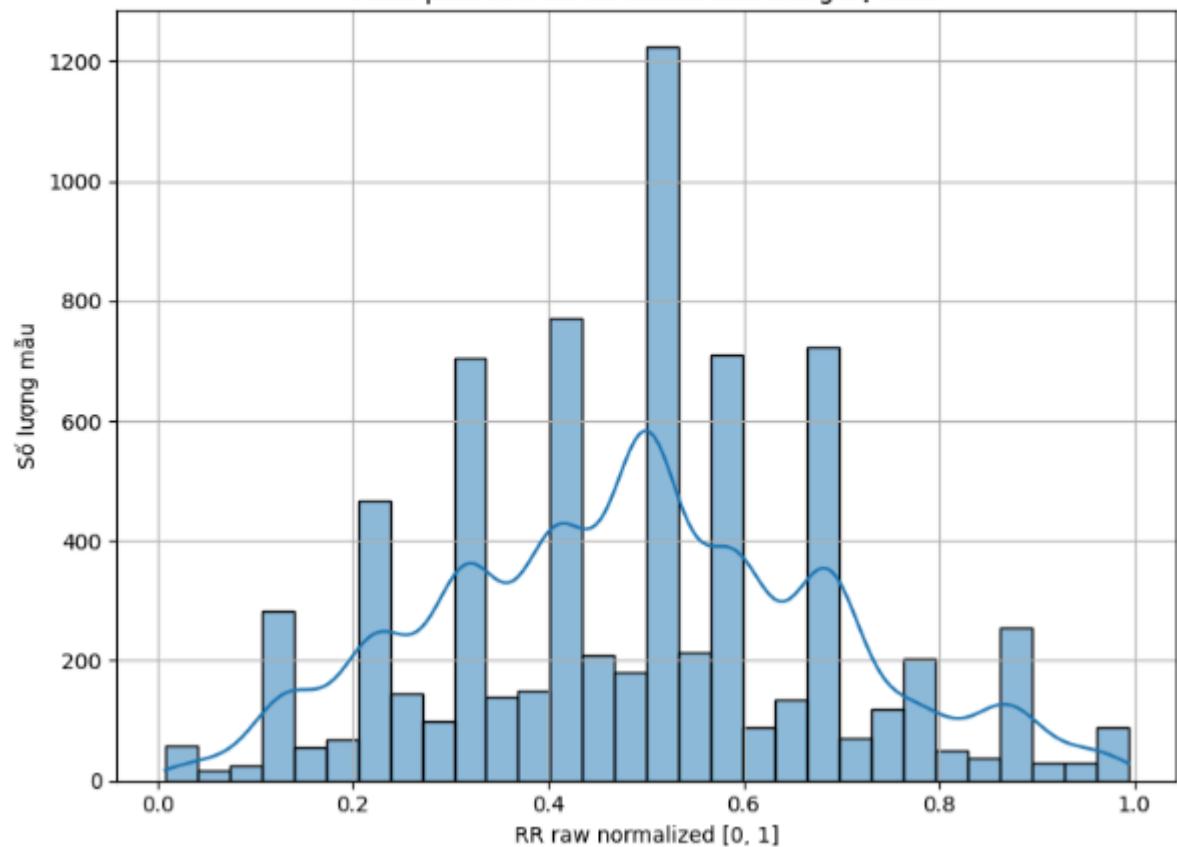
Hình 31: Phân phối RR raw trong bộ total (bidmc)

Thống kê RR raw total sau khi chuẩn hóa:

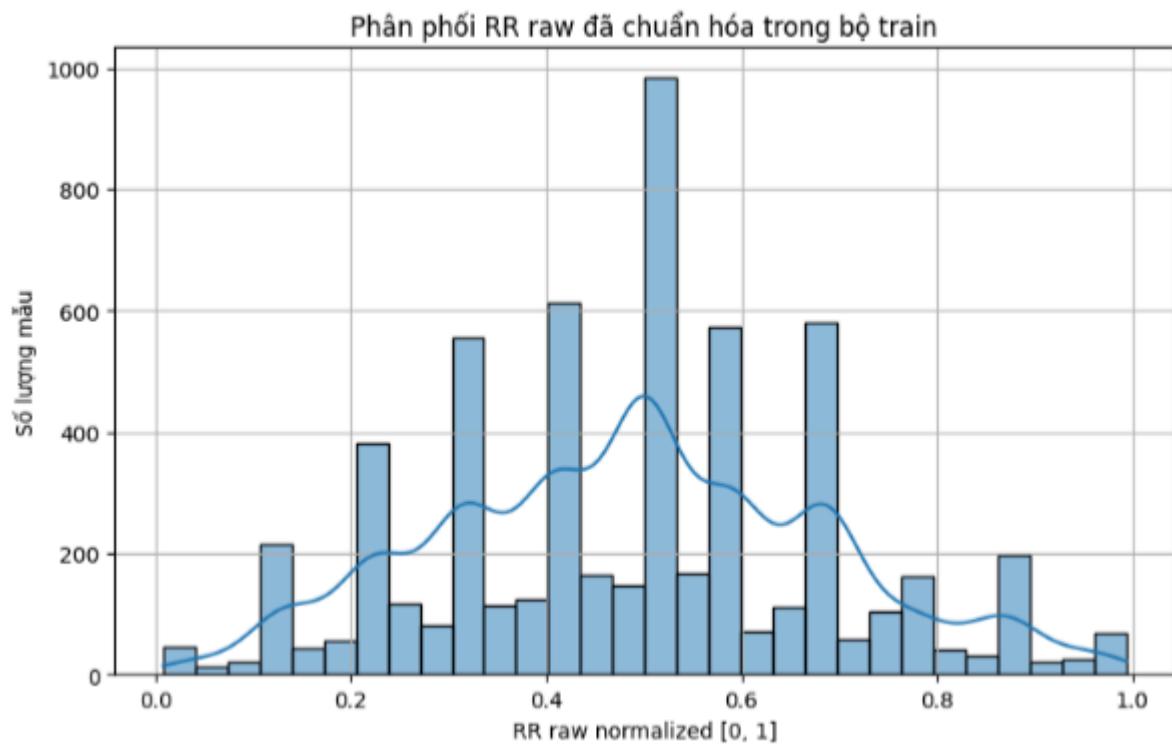
Min: 0.0082, Max: 0.9935

Mean: 0.4881, Std: 0.1993

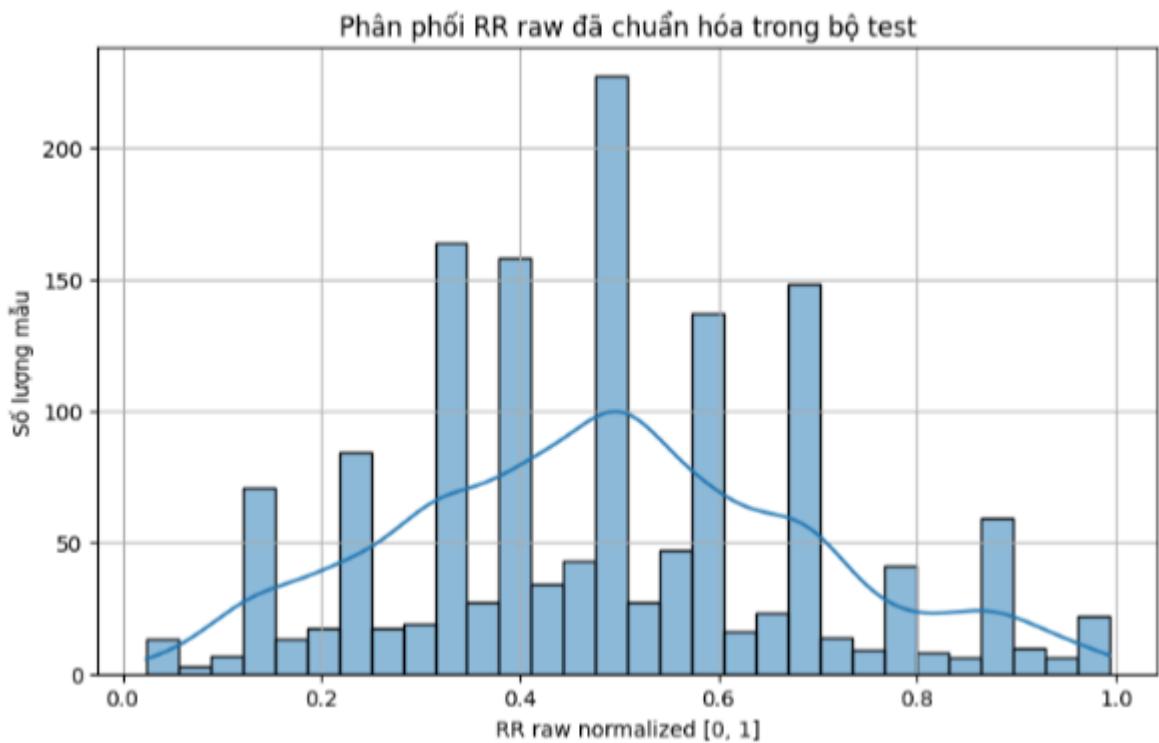
Phân phối RR raw đã chuẩn hóa trong bộ total



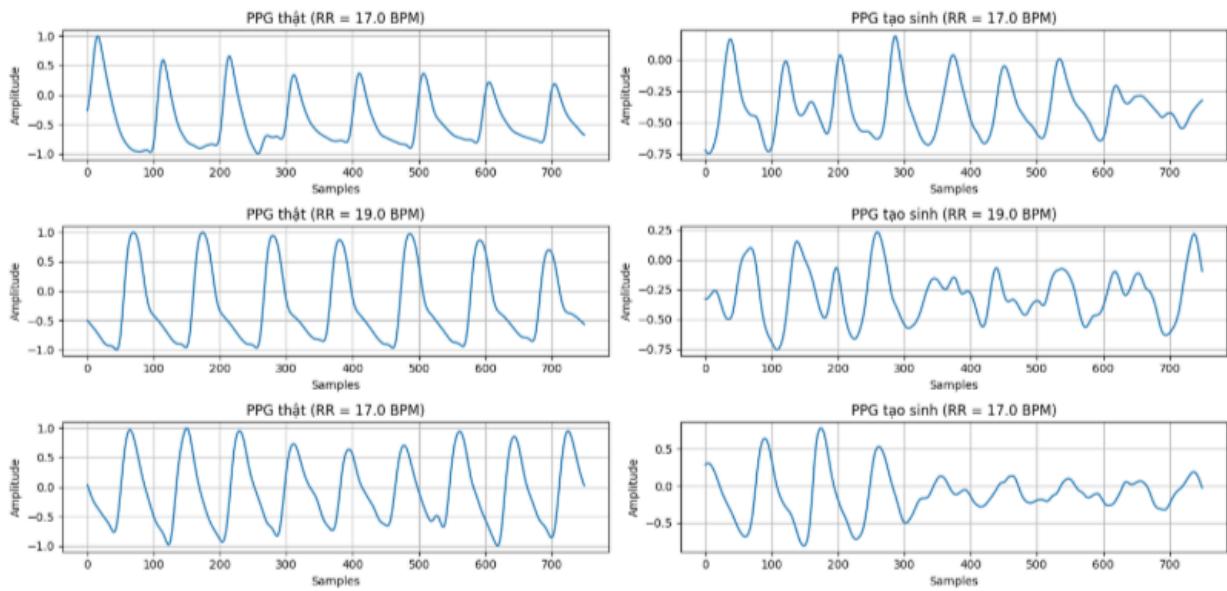
Hình 32: Phân phối RR raw đã chuẩn hóa (bidmc)



Hình 33: Phân phối RR trong bộ train (bidmc)

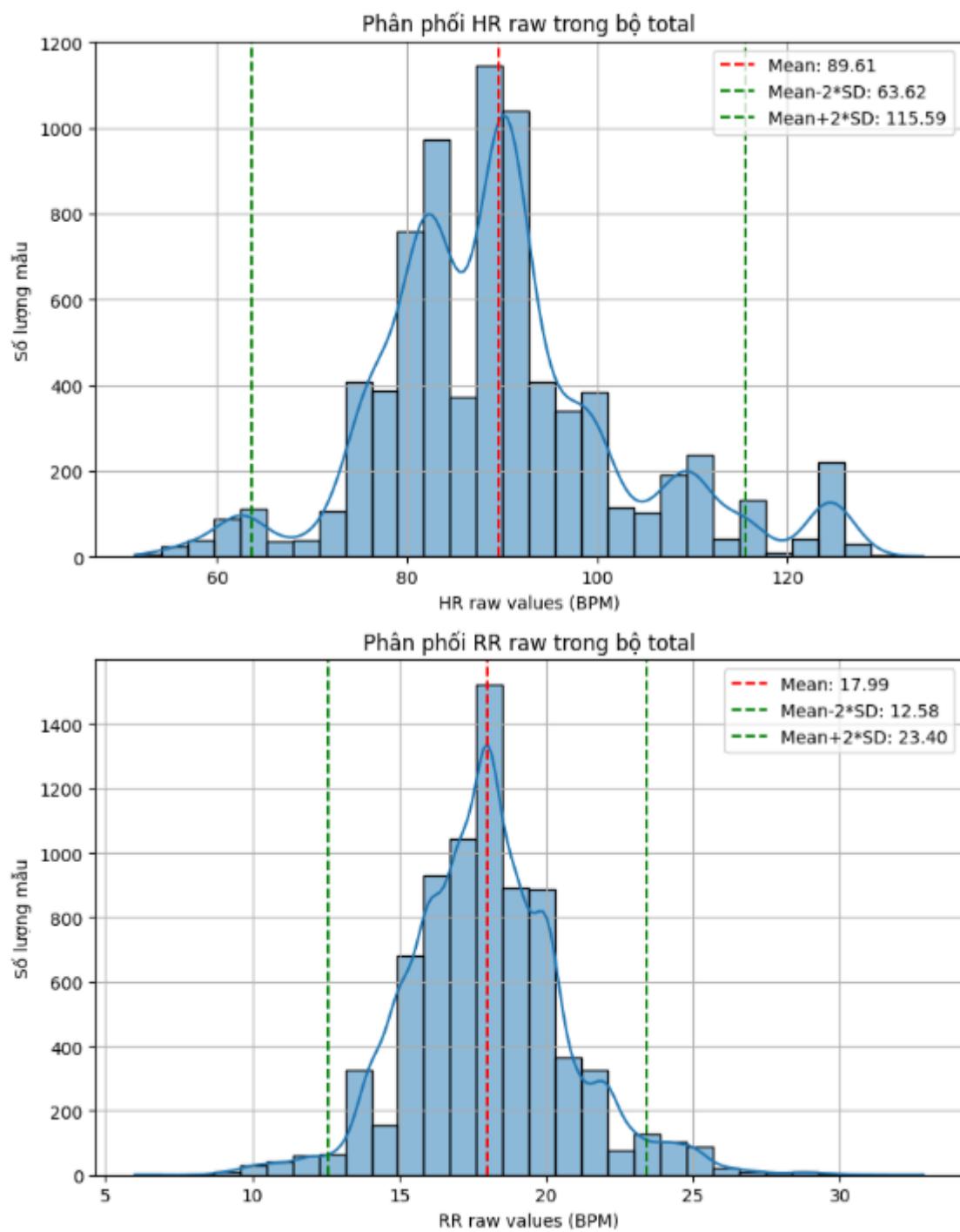


Hình 34: Phân phối RR trong tập test (bidmc)

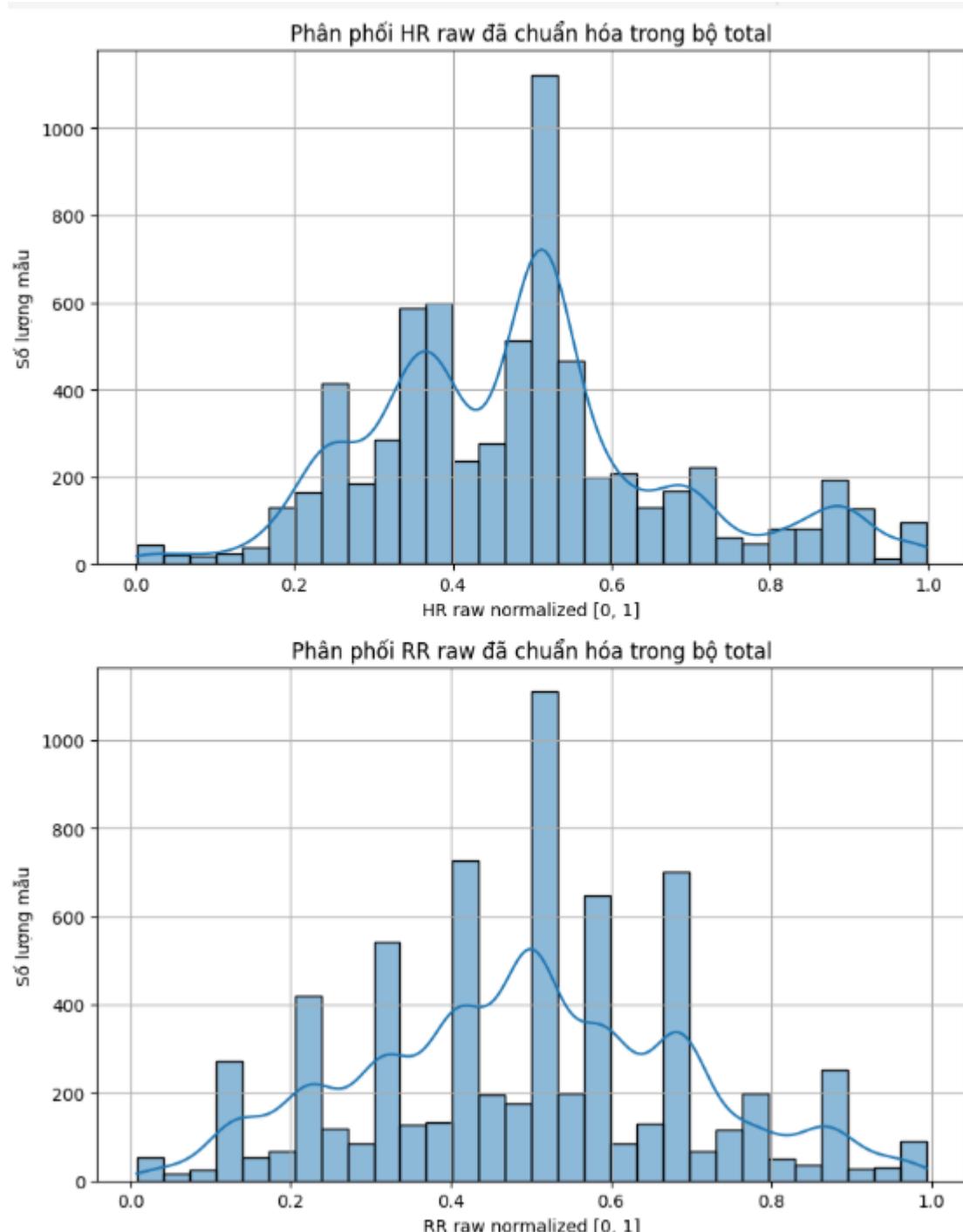


Hình 35 : Tín hiệu PPG thật và PPG tạo sinh với RR(bidmc)

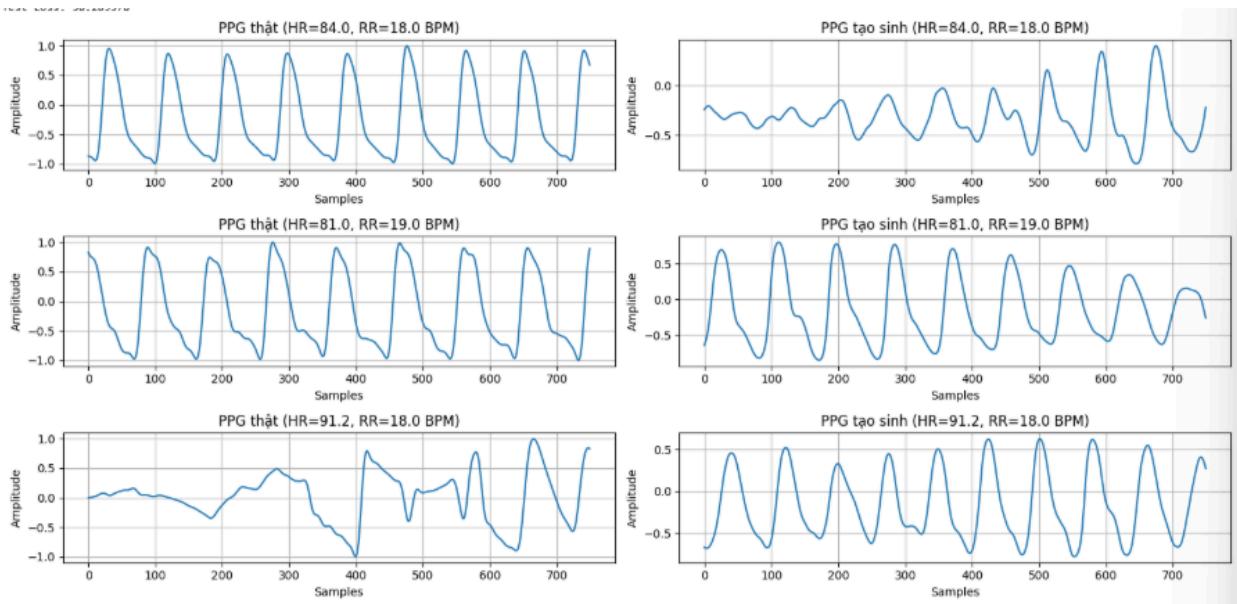
3.3.4 CVAE với điều kiện HR và RR trên bộ Bidmc



Hình 36: Phân phối HR và RR trong bộ total



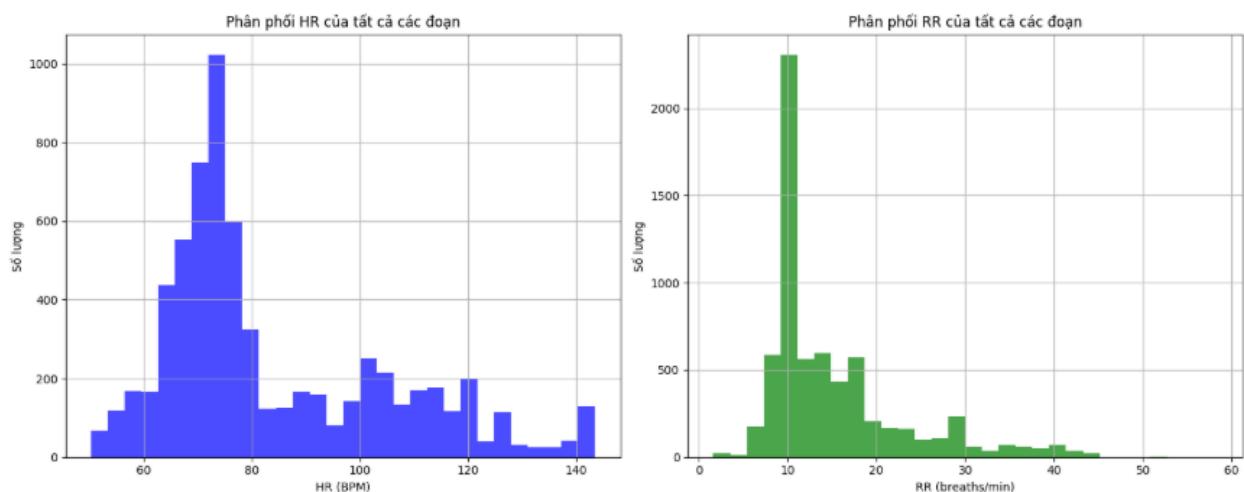
Hình 37: Phân phối HR và RR đã chuẩn hóa trong bộ total (bidmc)



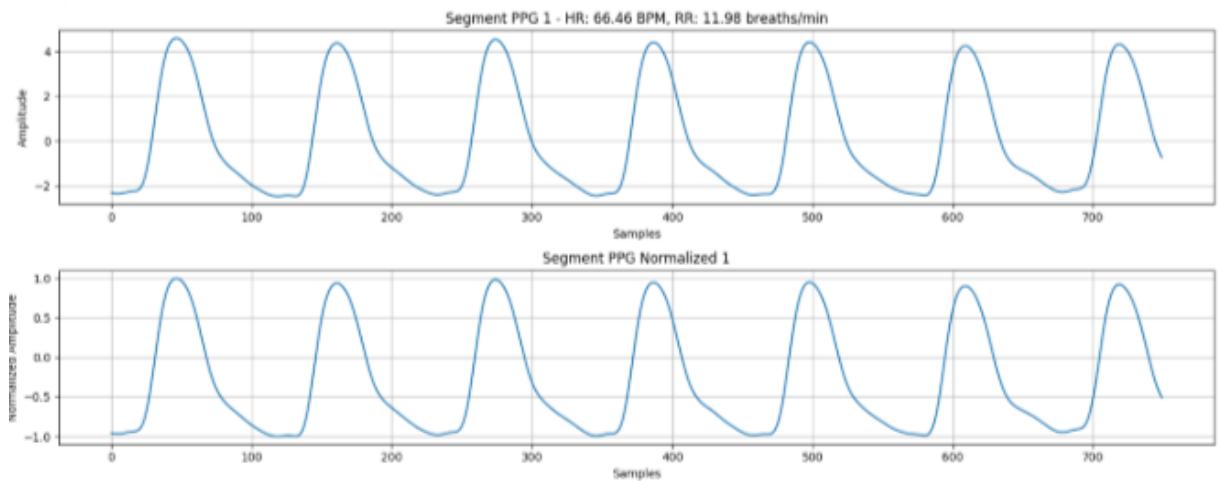
Hình 38: PPG thuat và PPG tạo sinh với điều kiện HR và RR trên bộ bidmc

3.3 Phân tích và xây dựng model trên bộ Capno

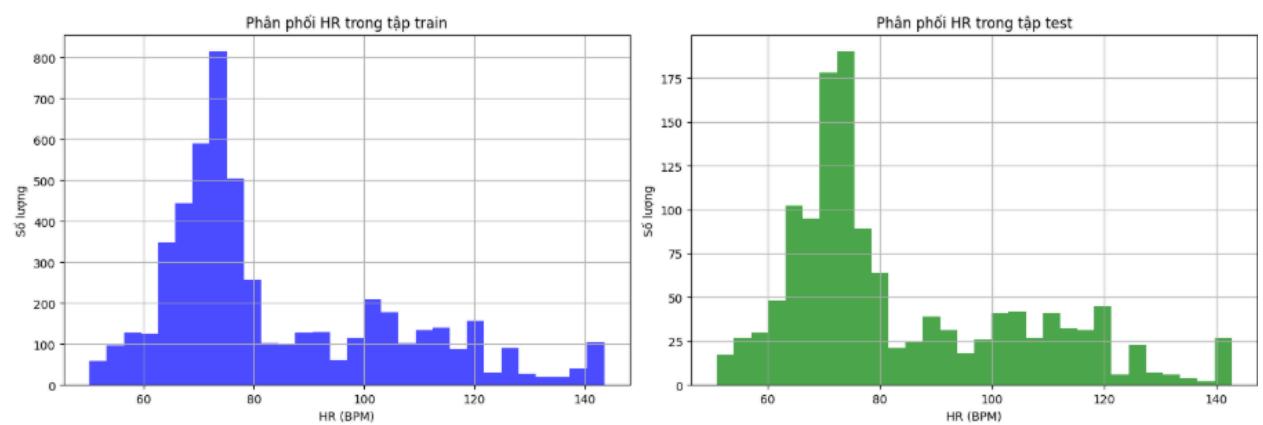
3.4.1 Đọc và tiền xử lý



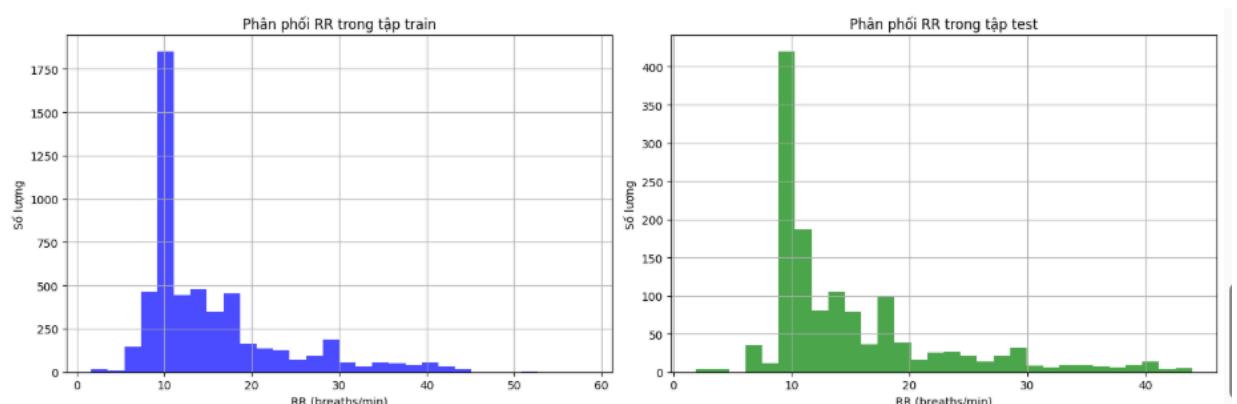
Hình 39: Phân phối HR và RR trong bộ Capno



Hình 40: Tín hiệu PPG đã chuẩn hóa



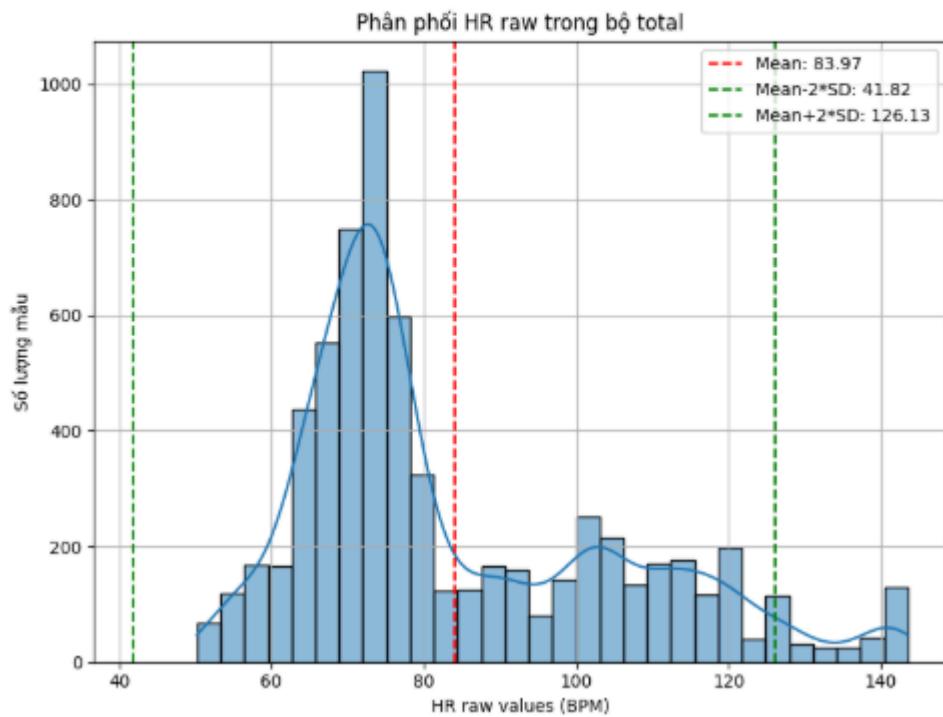
Hình 41: Phân phối HR trong tập train và test



Hình 42: Phân phối RR trong tập train và test

3.4.2 CVAE với điều kiện HR trên bộ Capno

Thống kê HR raw total:
Min: 50.23, Max: 143.53
Mean: 83.97, Std: 21.08
Mean \pm 2*Std: [41.82, 126.13]

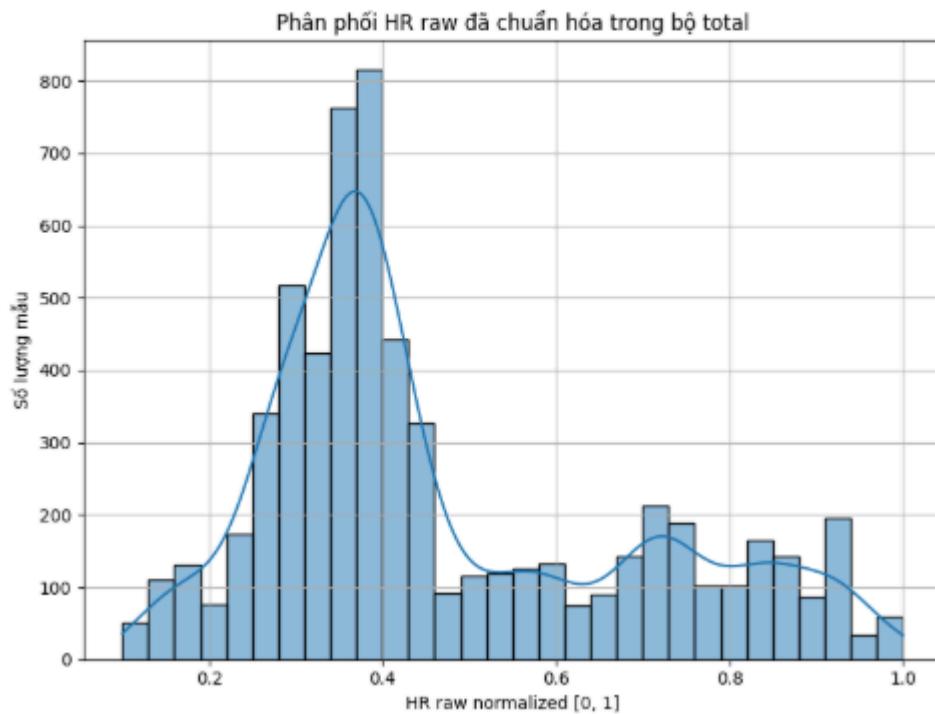


Hình 43: Phân phối HR trong bộ total (capno)

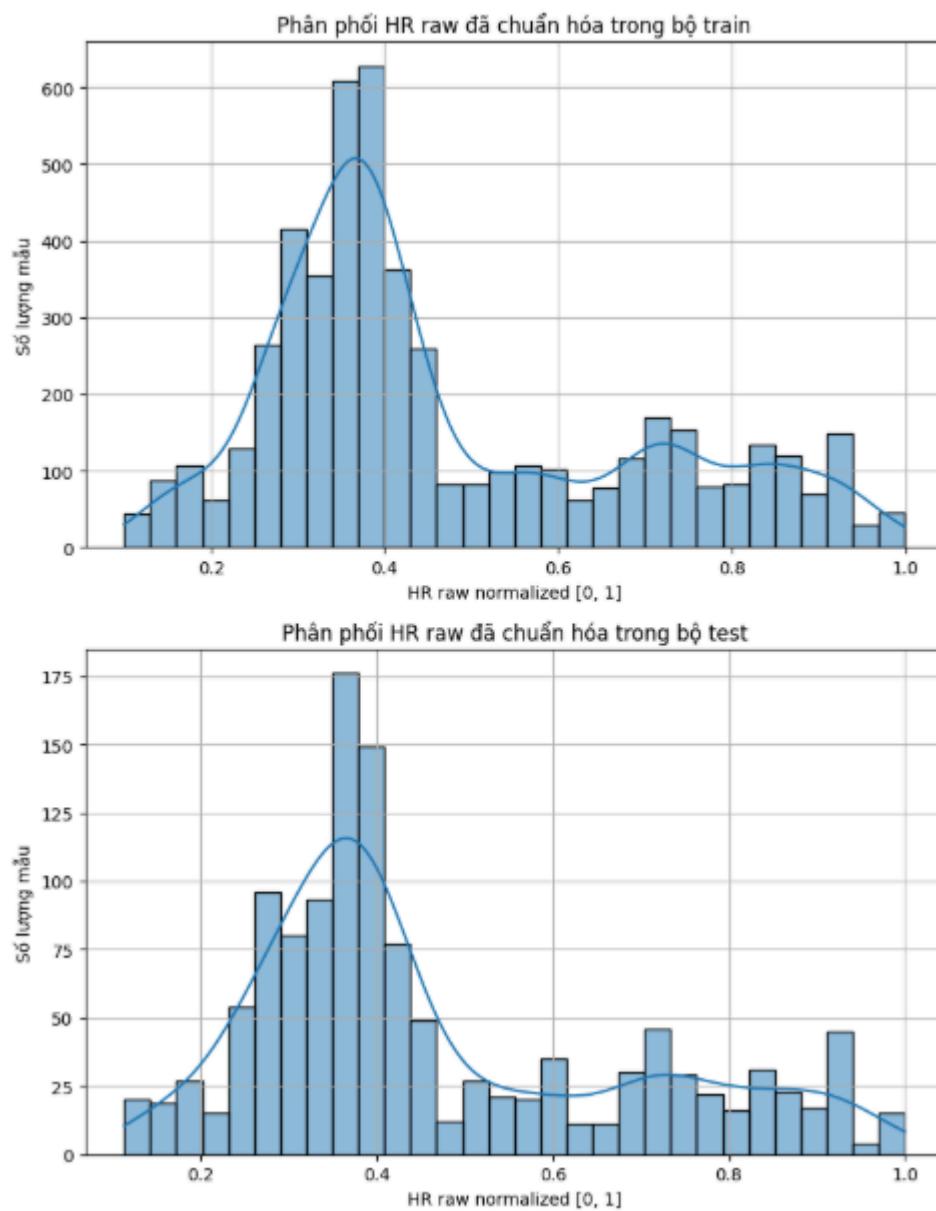
Thống kê HR raw total sau khi chuẩn hóa:

Min: 0.0998, Max: 0.9996

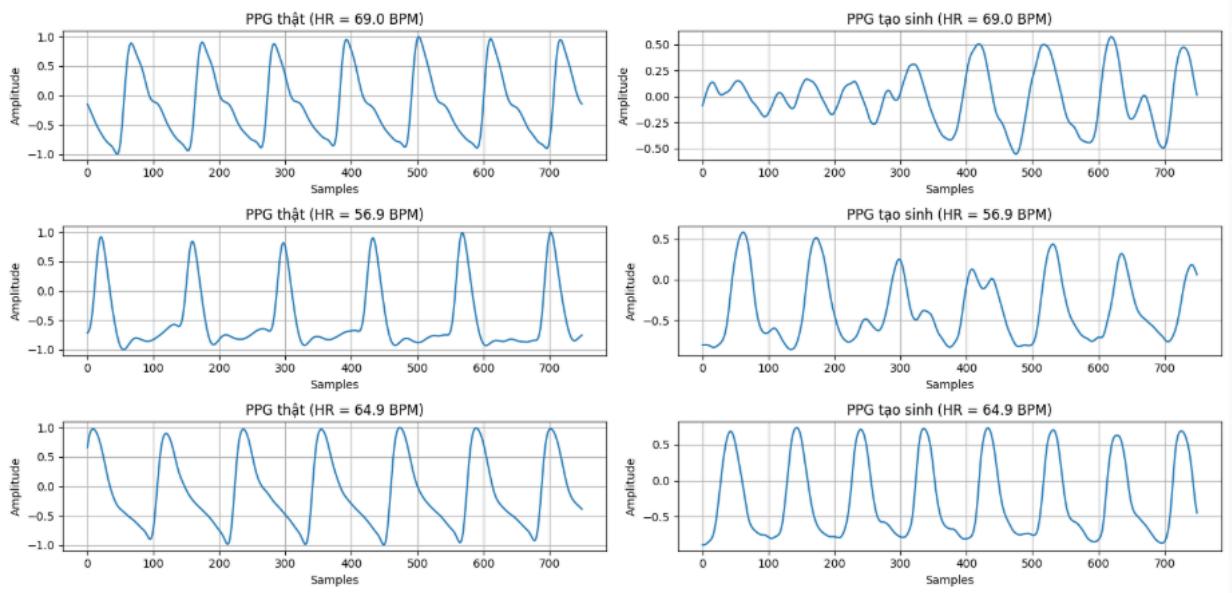
Mean: 0.4688, Std: 0.2128



Hình 44: Phân phối HR raw đã chuẩn hóa (capno)



Hình 45: Phân phối HR raw đã chuẩn hóa trong bộ train và test



Hình 46: Tín hiệu PPG thật và tạo sinh với điều kiện HR (capno)

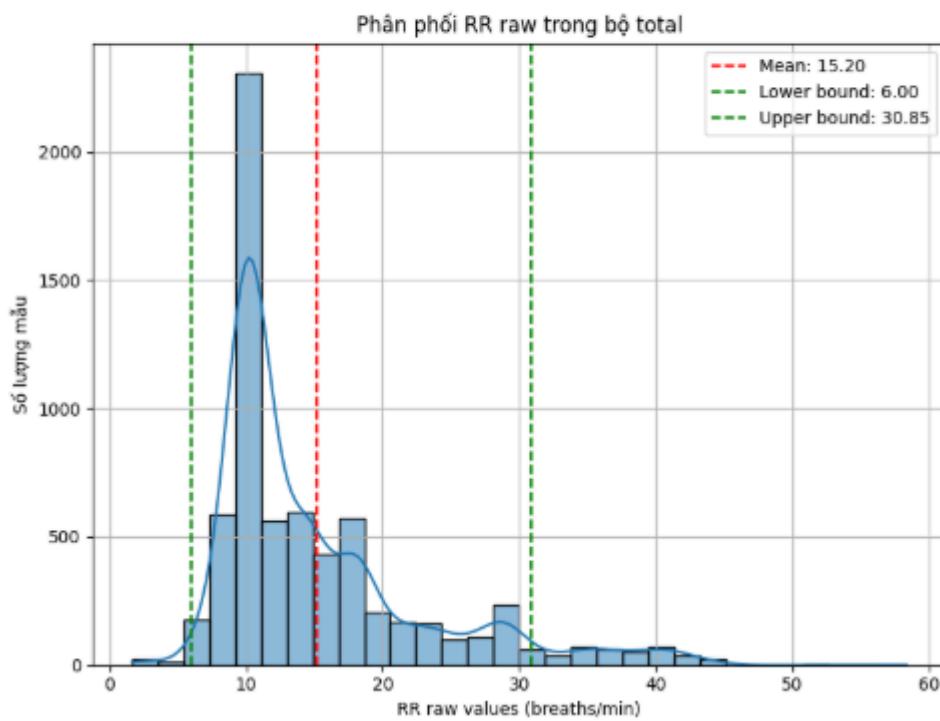
3.4.3 CVAE với điều kiện RR trên bộ Capno

Thống kê RR raw total:

Min: 1.63, Max: 58.37

Mean: 15.20, Std: 7.83

Mean \pm 2*Std (with physiological bounds): [6.00, 30]

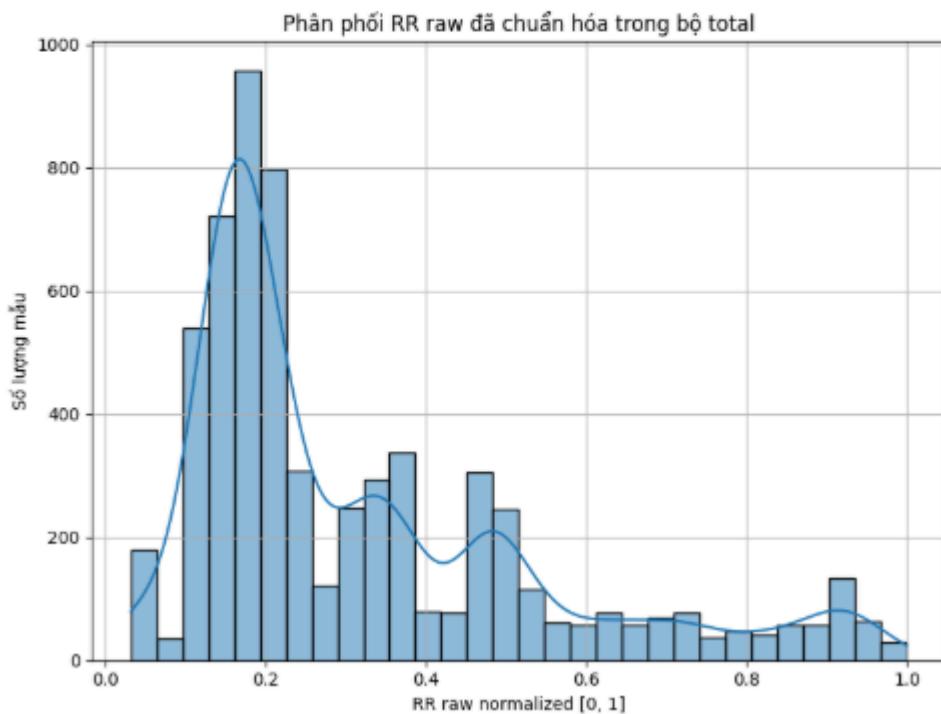


Hình 47 : Phân phối RR trong bộ total

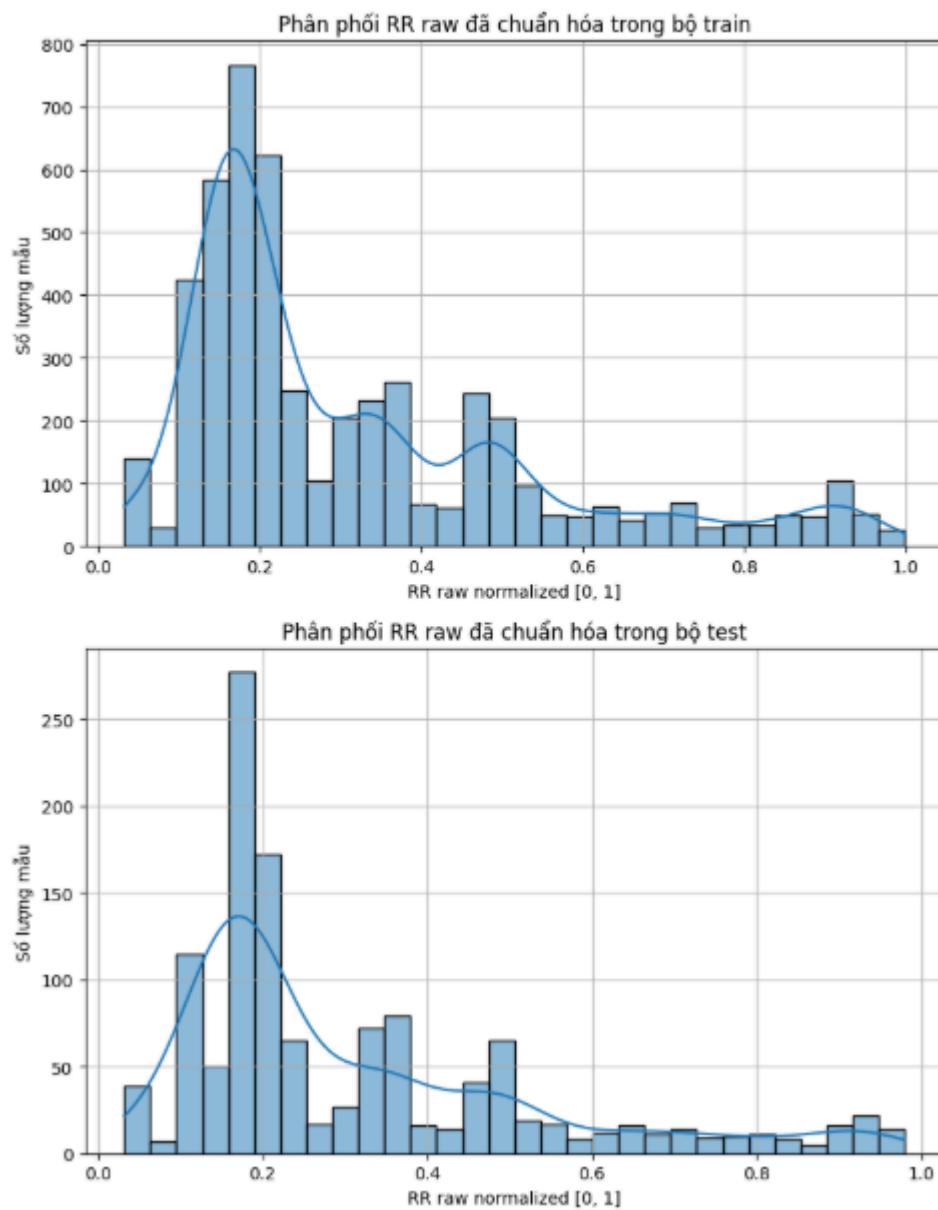
Thống kê RR raw total sau khi chuẩn hóa:

Min: 0.0318, Max: 0.9990

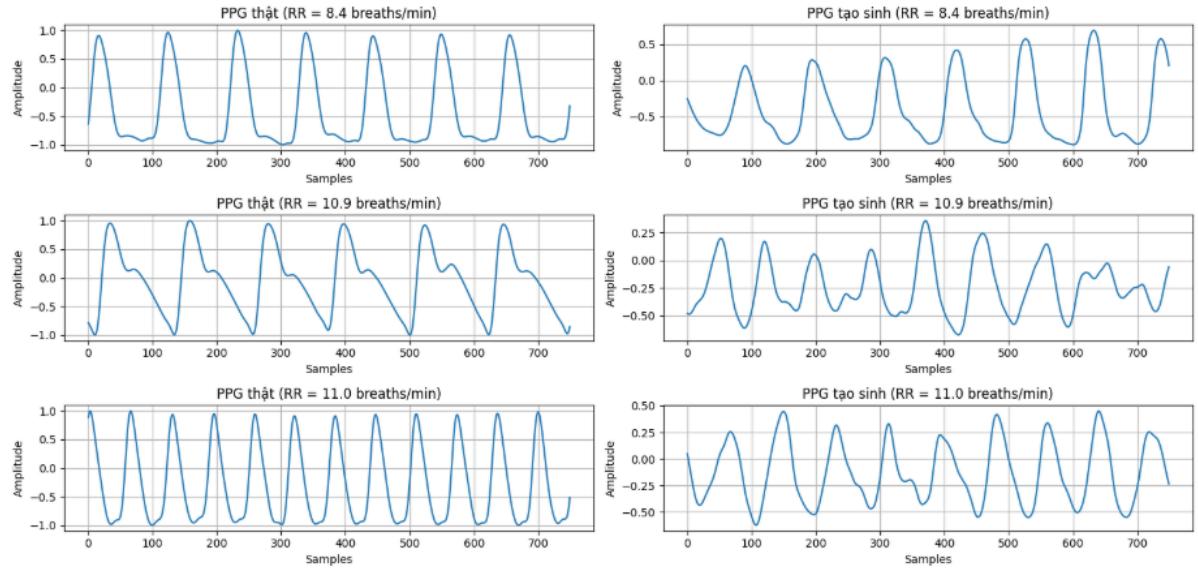
Mean: 0.3174, Std: 0.2227



Hình 48: Phân phối RR đã chuẩn hóa

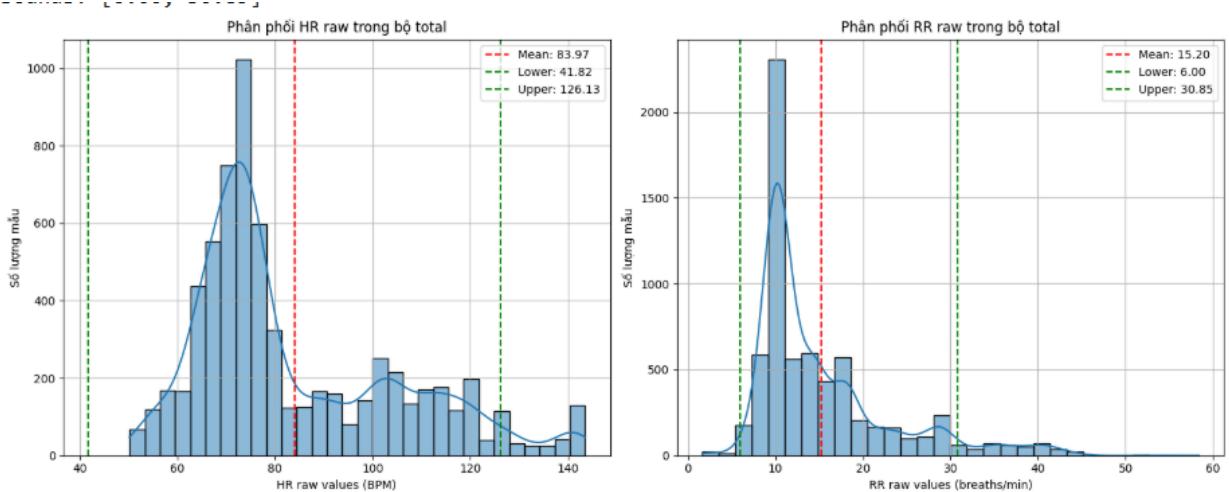


Hình 49: Phân phối RR đã chuẩn hóa trong bộ train và test

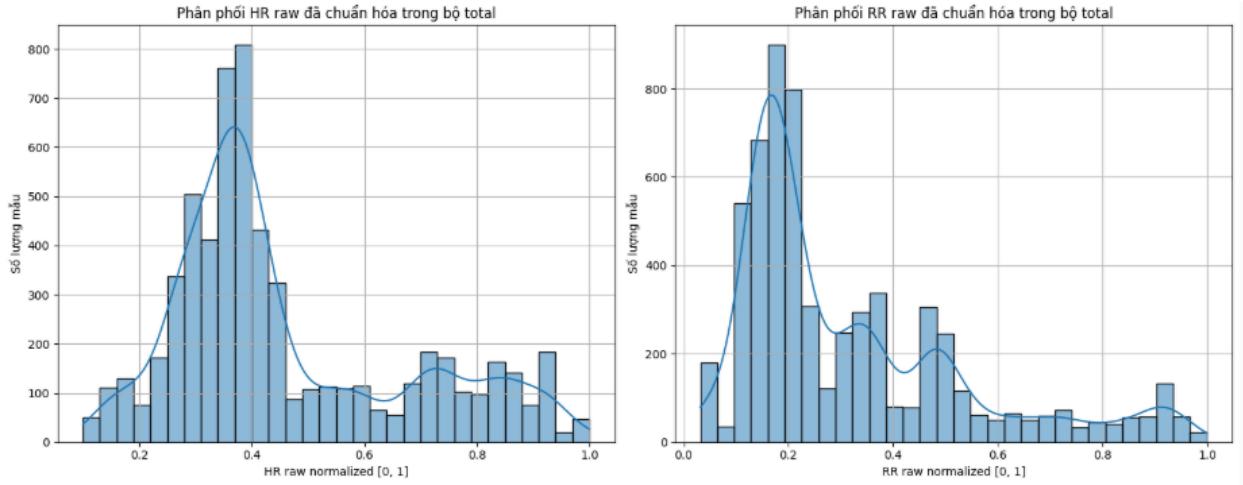


Hình 50: PPG thát và PPG tạo sinh với điều kiện RR (capno)

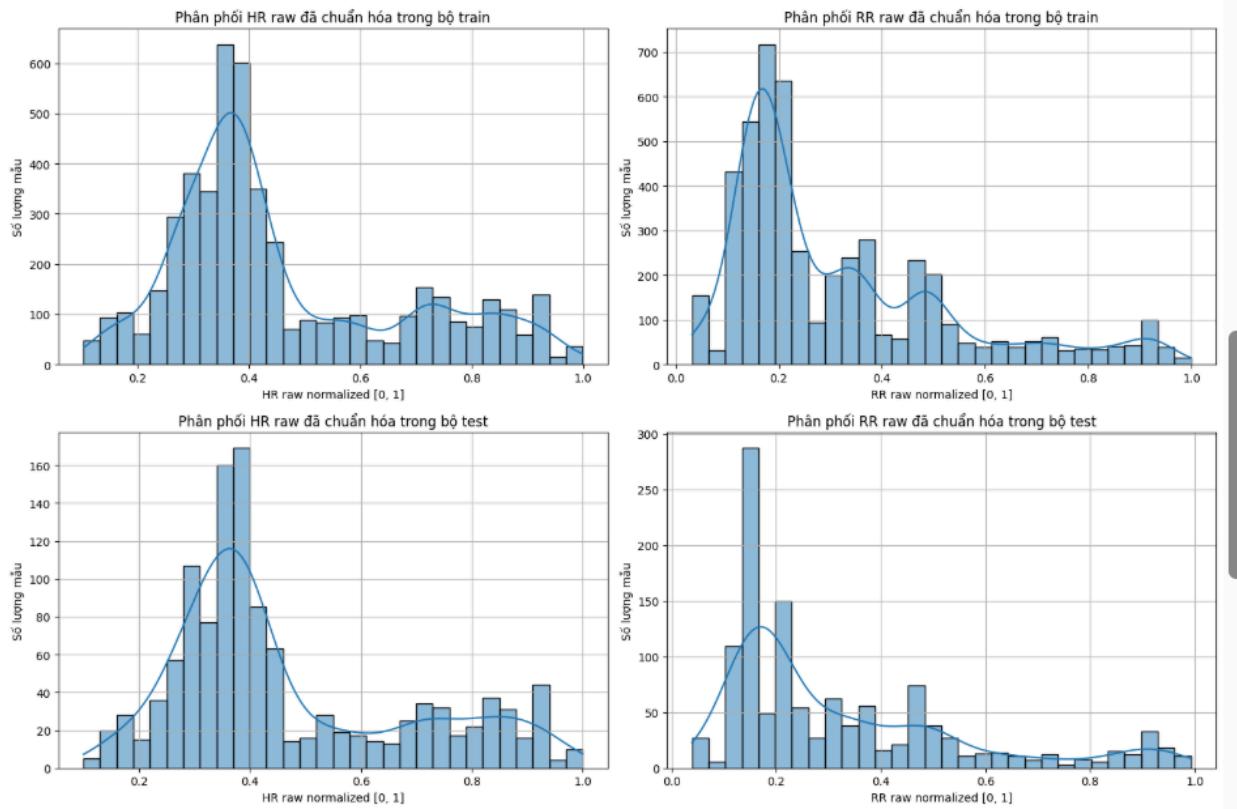
3.4.4 CVAE với điều kiện HR và RR trên bộ Capno



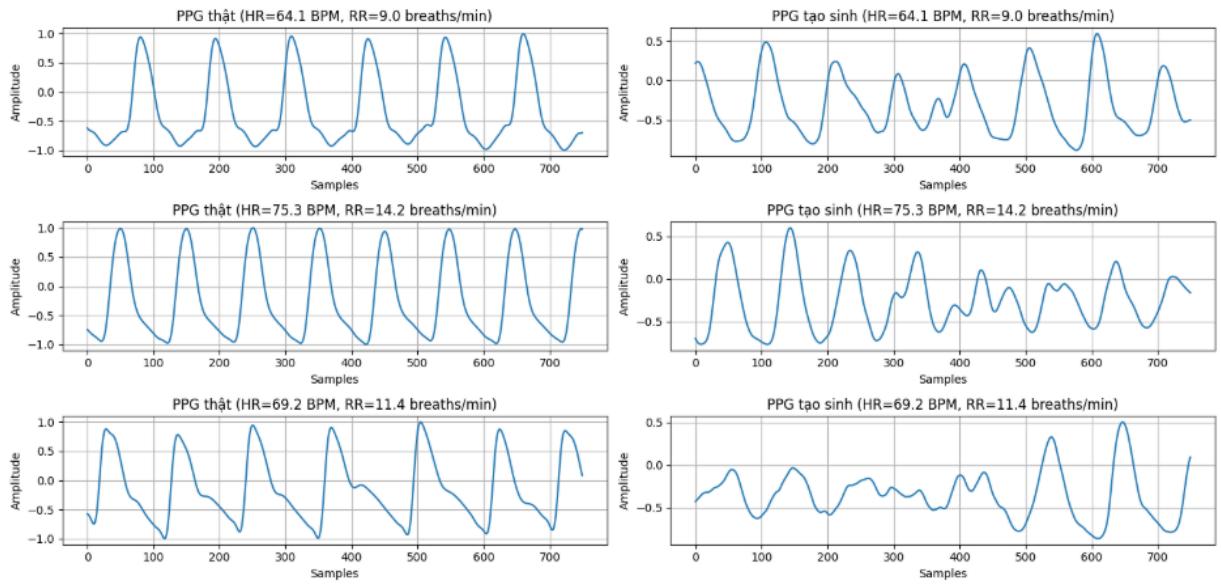
Hình 51: Phân phối HR và RR trong bộ total (capno)



Hình 52: Phân phối HR và RR đã chuẩn hóa



Hình 53: Phân phối HR và RR đã chuẩn hóa trong tập train và test



Hình 54: Tín hiệu PPG thật và tạo sinh với điều kiện HR và RR

3.5 Phân tích và xây dựng model trên bộ dữ liệu kết hợp

3.5.1 Đọc và tiền xử lý

```
Đang load dữ liệu từ processed_capno_data_with_rr.mat và processed_bidmc_data_with_rr.mat...
```

Kích thước dữ liệu sau khi ghép:

```
combined_X_train_norm: (11566, 750)
combined_X_test_norm: (2893, 750)
combined_hr_raw_train: (11566,)
combined_hr_raw_test: (2893,)
combined_rr_raw_train: (11566,)
combined_rr_raw_test: (2893,)
combined_X_total_norm: (14459, 750)
combined_hr_raw_total: (14459,)
combined_rr_raw_total: (14459,)

Đã lưu dữ liệu đã ghép vào file combined_data_with_rr.mat
```

Hình 55: Kết hợp hai bộ dữ liệu bidmc và capno

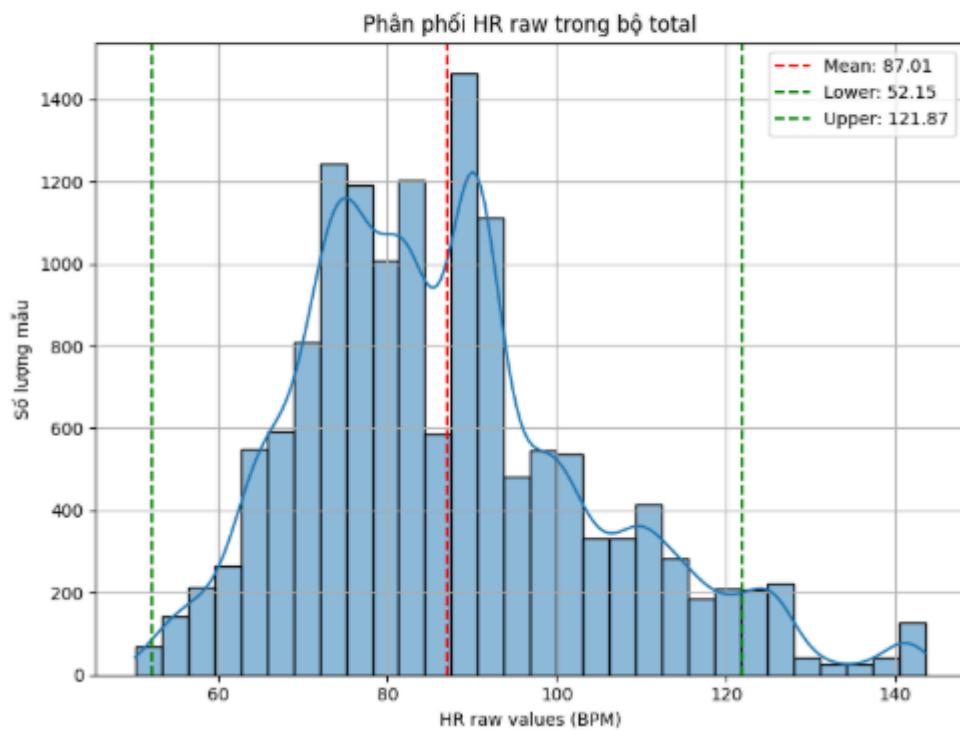
3.5.2 CVAE với điều kiện HR trên bộ kết hợp

Thống kê HR raw total:

Min: 50.23, Max: 143.53

Mean: 87.01, Std: 17.43

Bounds: [52.15, 121.87]

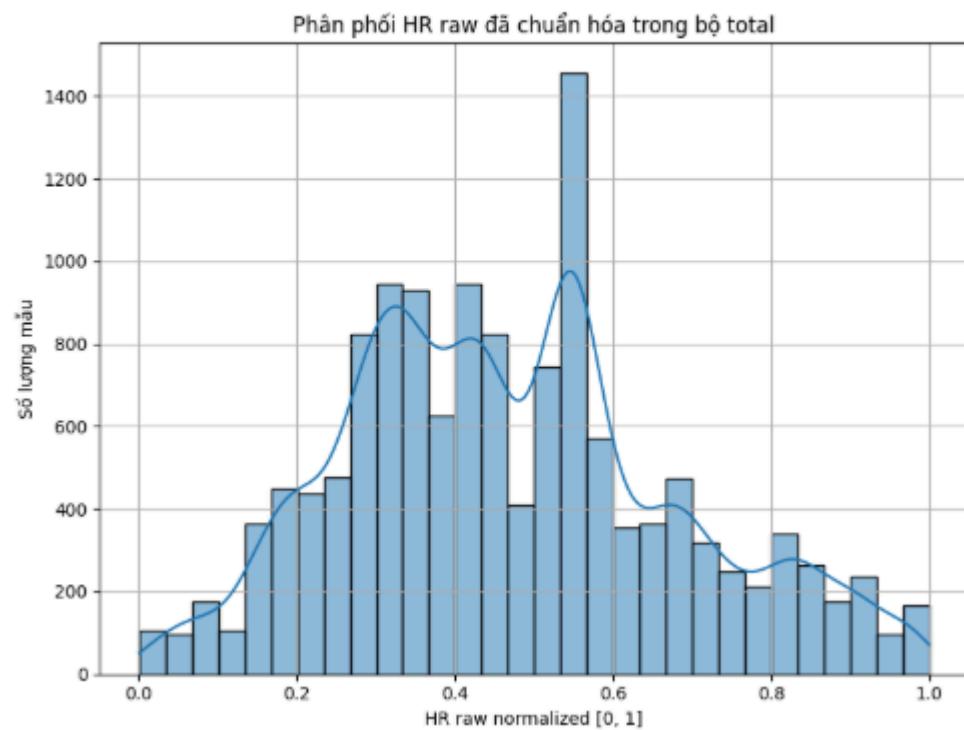


Hình 56 : Phân phối HR trong bộ total (bộ kết hợp)

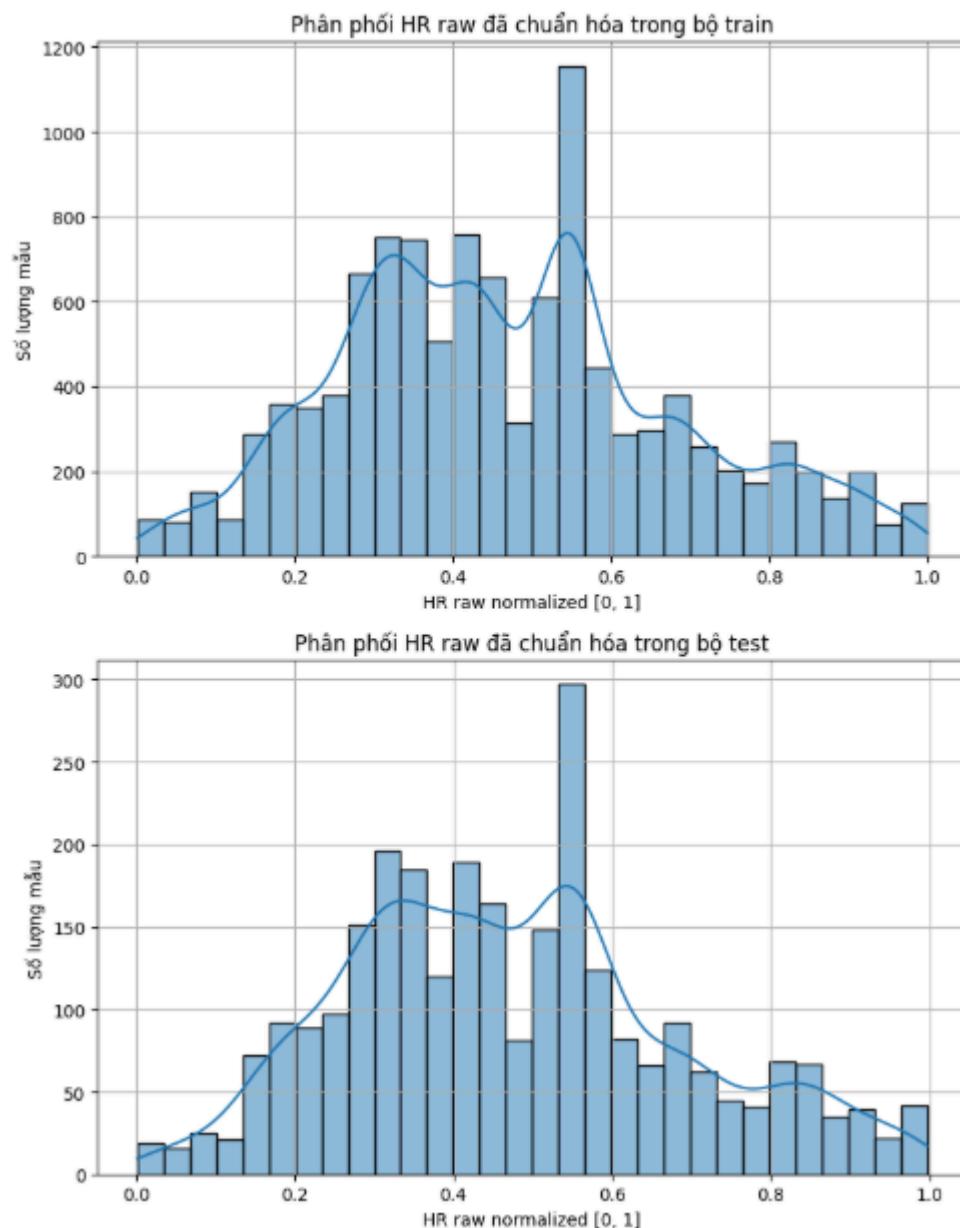
Thống kê HR raw total sau khi chuẩn hóa:

Min: 0.0011, Max: 0.9999

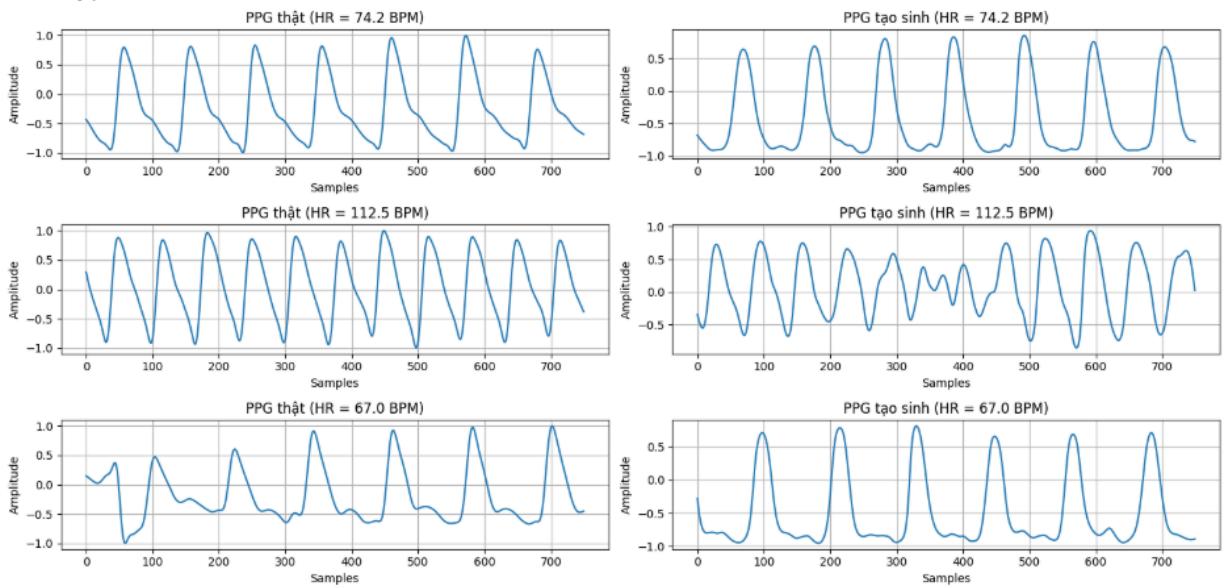
Mean: 0.4703, Std: 0.2115



Hình 57: Phân phối HR đã chuẩn hóa



Hình 58: Phân phối HR đã chuẩn hóa trong tập train và test



Hình 59: Tín hiệu PPG thật và tạo sinh với điều kiện HR (bộ kết hợp)

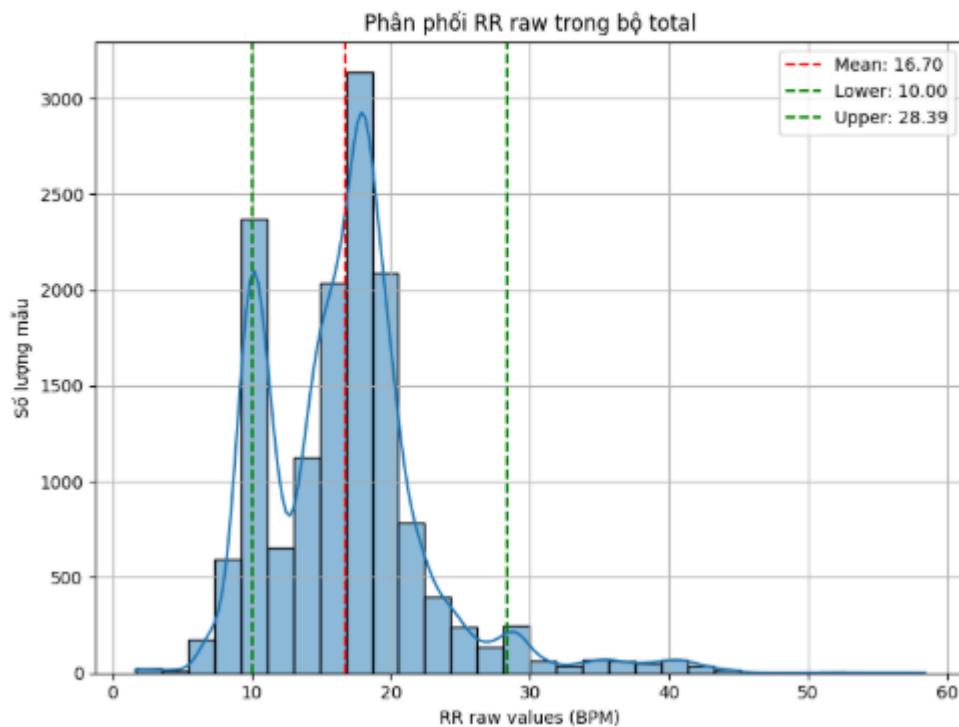
3.5.3 CVAE với điều kiện RR trên bộ kết hợp

Thống kê RR raw total:

Min: 1.63, Max: 58.37

Mean: 16.70, Std: 5.84

Bounds: [10.00, 28.39]

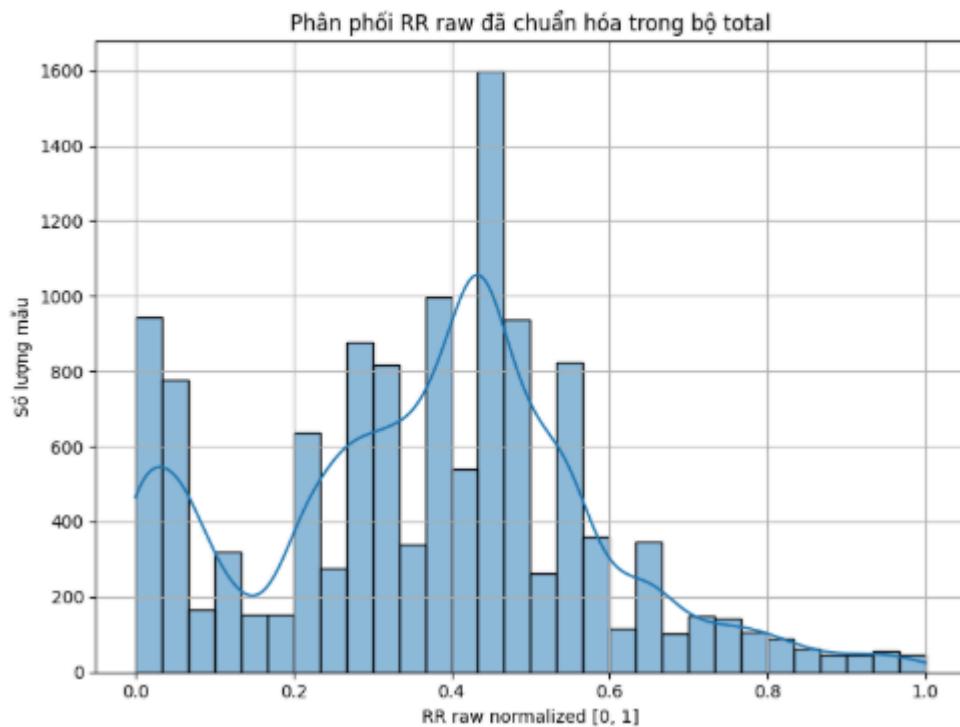


Hình 60: Phân phối RR trong bộ total

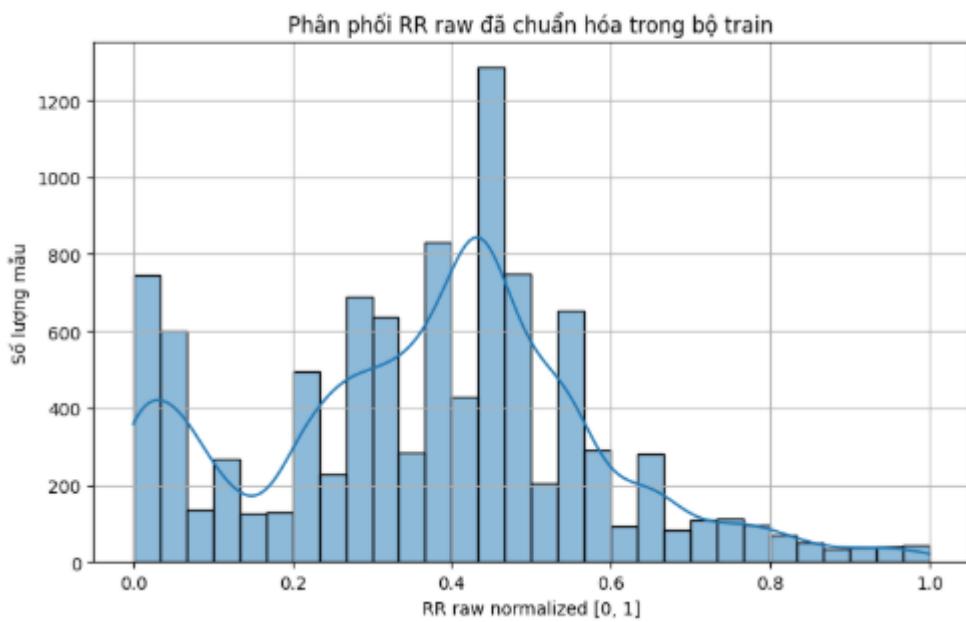
Thống kê RR raw total sau khi chuẩn hóa:

Min: 0.0000, Max: 0.9999

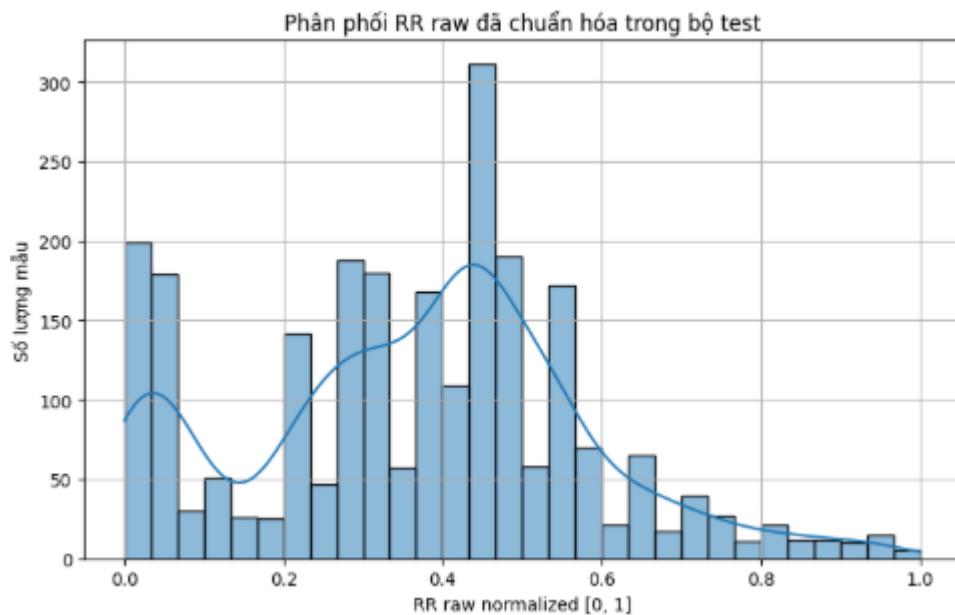
Mean: 0.3674, Std: 0.2109



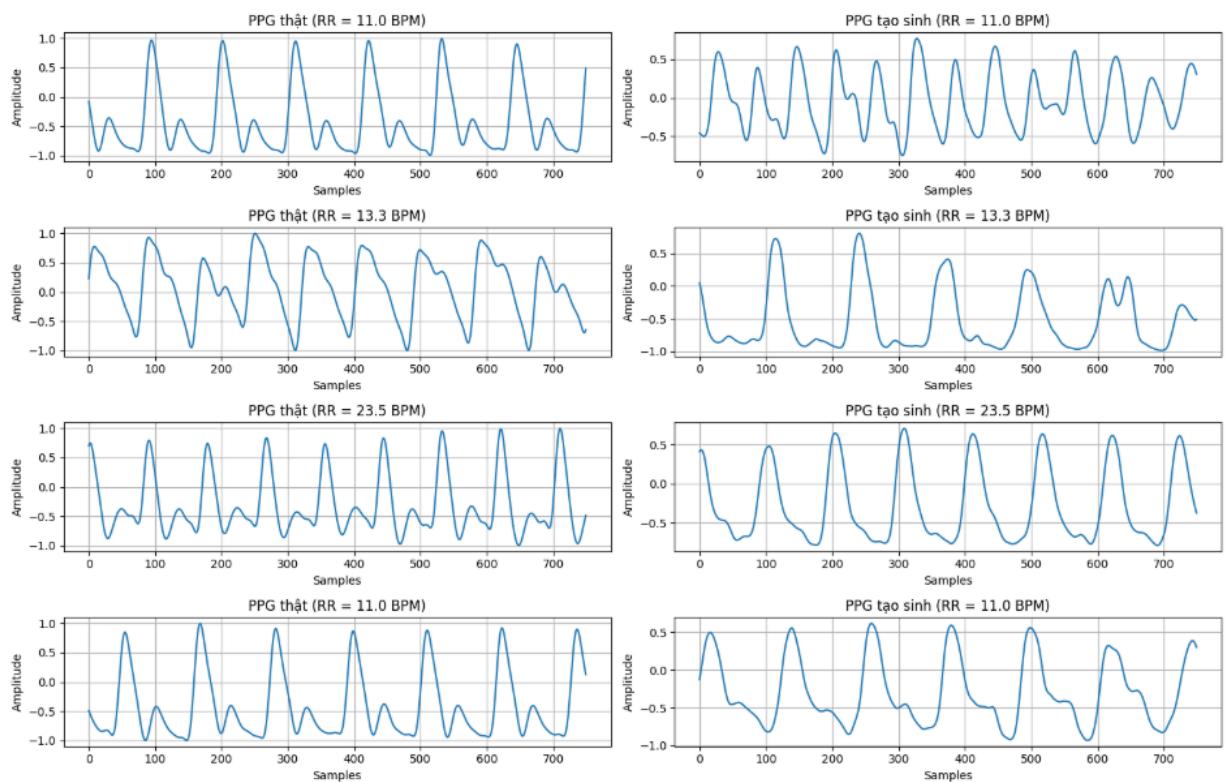
Hình 61: Phân phối HR đã chuẩn hóa



Hình 62: Phân phối RR đã chuẩn hóa trên bộ train

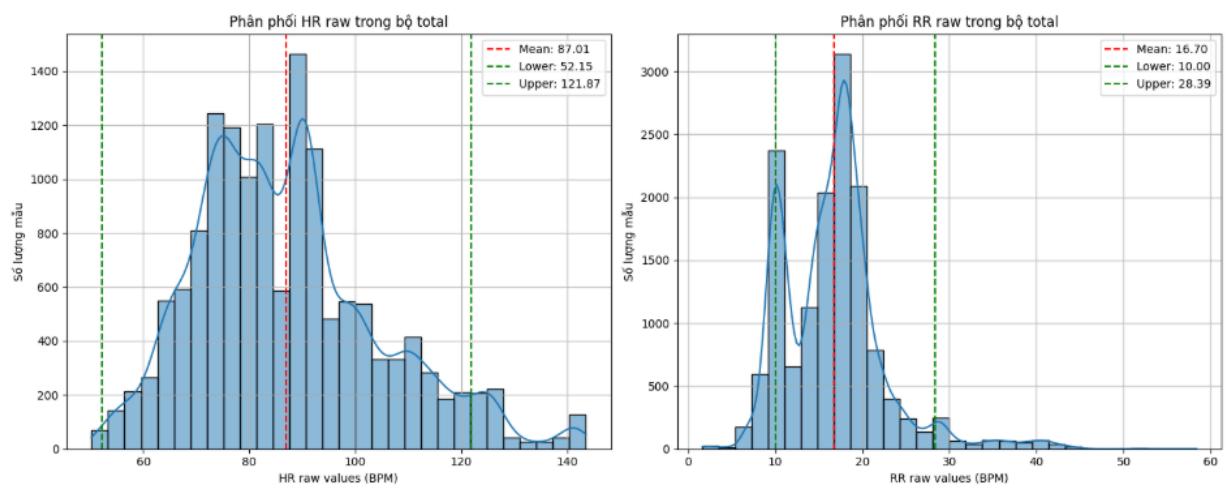


Hình 63: Phân phối HR đã chuẩn hóa trên tập test

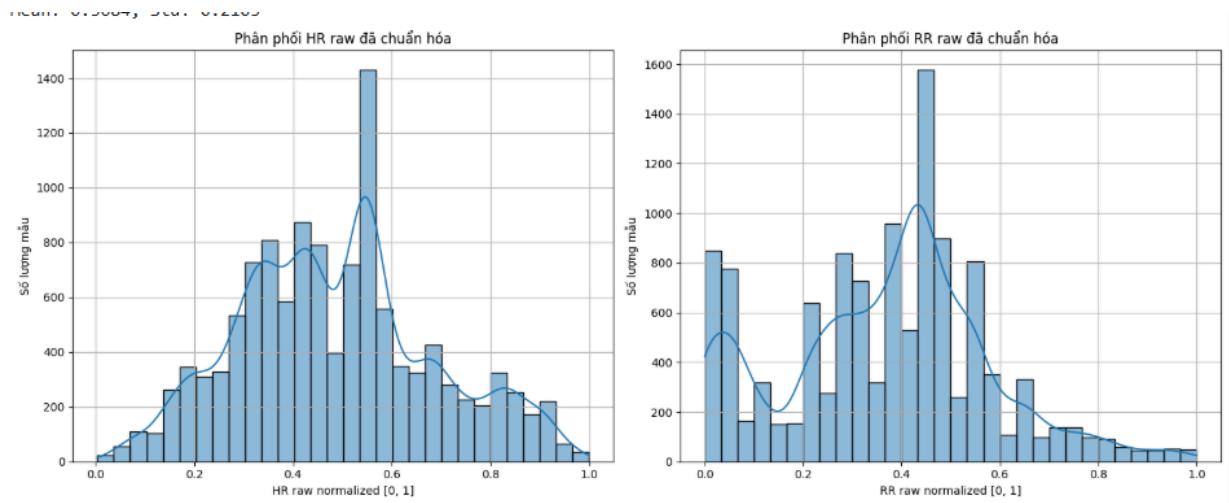


Hình 64: Tín hiệu PPG thật và PPG tạo sinh với điều kiện RR(bộ kết hợp)

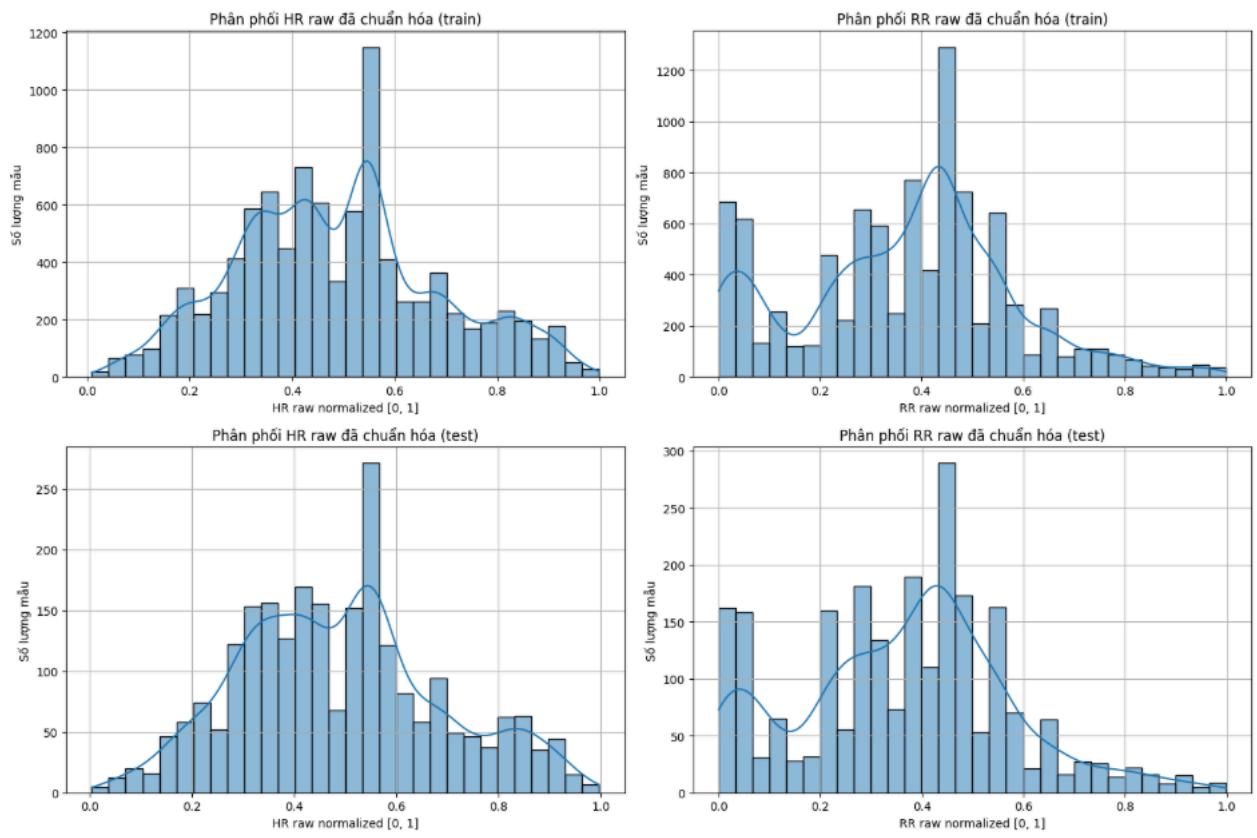
3.5.4 CVAE với điều kiện HR và RR trên bộ kết hợp



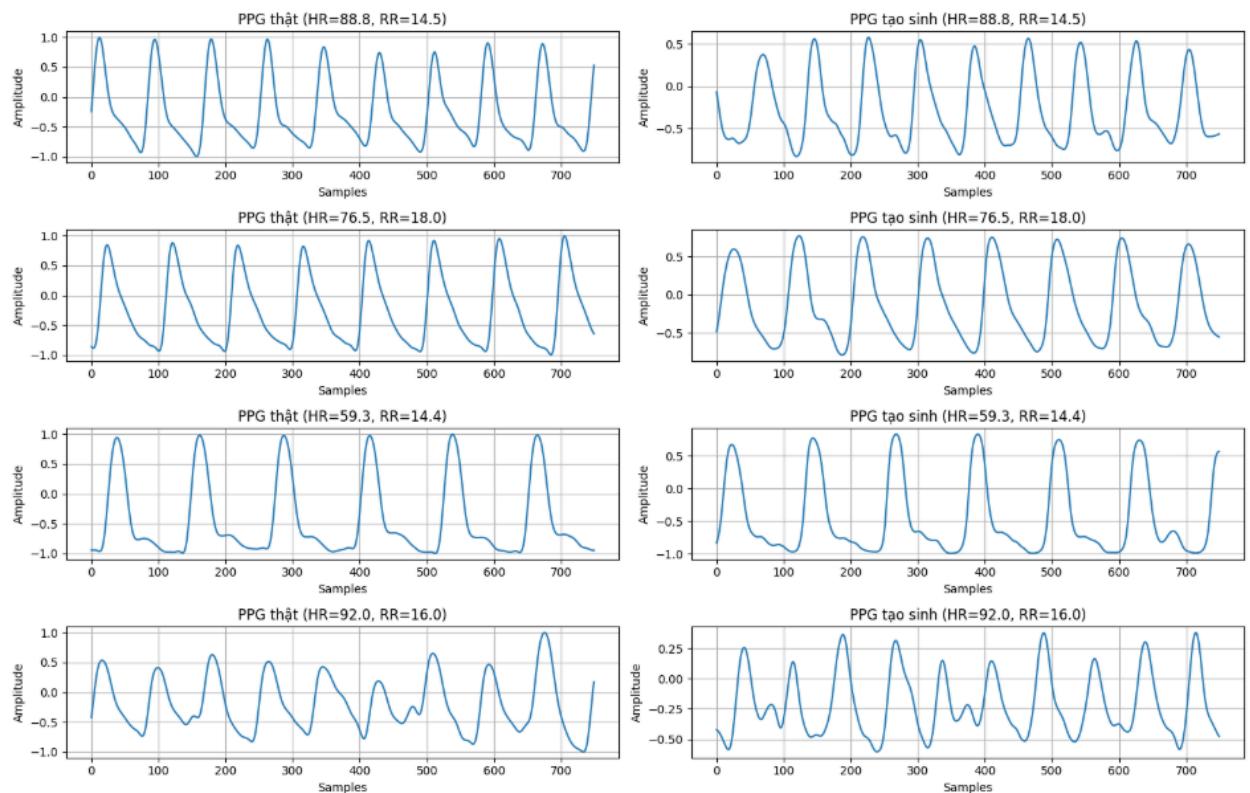
Hình 65: Phân phối HR và RR trên bộ kết hợp



Hình 66: Phân phối HR và RR đã chuẩn hóa trên bộ kết hợp



Hình 67: HR , RR đã chuẩn hóa trên tập train và test



Hình 68: Tín hiệu PPG thật và tạo sinh trên cả hai điều kiện HR và BR (bộ kết hợp)

3.5.5 So sánh và nhận xét

Dựa trên các tiêu chí, mô hình với điều kiện HR là tốt nhất vì:

- Test loss thấp nhất (0.1137), đảm bảo khả năng tổng quát hóa tốt.
- Reconstruction loss thấp (0.0649), tương đương RR, cho thấy khả năng tái tạo PPG tốt.
- KL loss cân bằng (0.0975), đảm bảo phân phối tiềm ẩn ổn định.
- Số mẫu train lớn nhất (10,985), giúp mô hình học tốt hơn.
- Hội tụ nhanh nhất (343 epochs), tiết kiệm thời gian.
- Đơn giản hơn HR+RR (condition size = 1), phù hợp nếu mục tiêu chính là PPG dựa trên HR.
- Lý do không chọn RR:

Test loss cao (0.1265) và KL loss cao (0.1243) cho thấy mô hình tổng quát hóa kém hơn.

Số mẫu ít hơn và RR khó học hơn do phạm vi rộng.

- Lý do không chọn HR+RR:

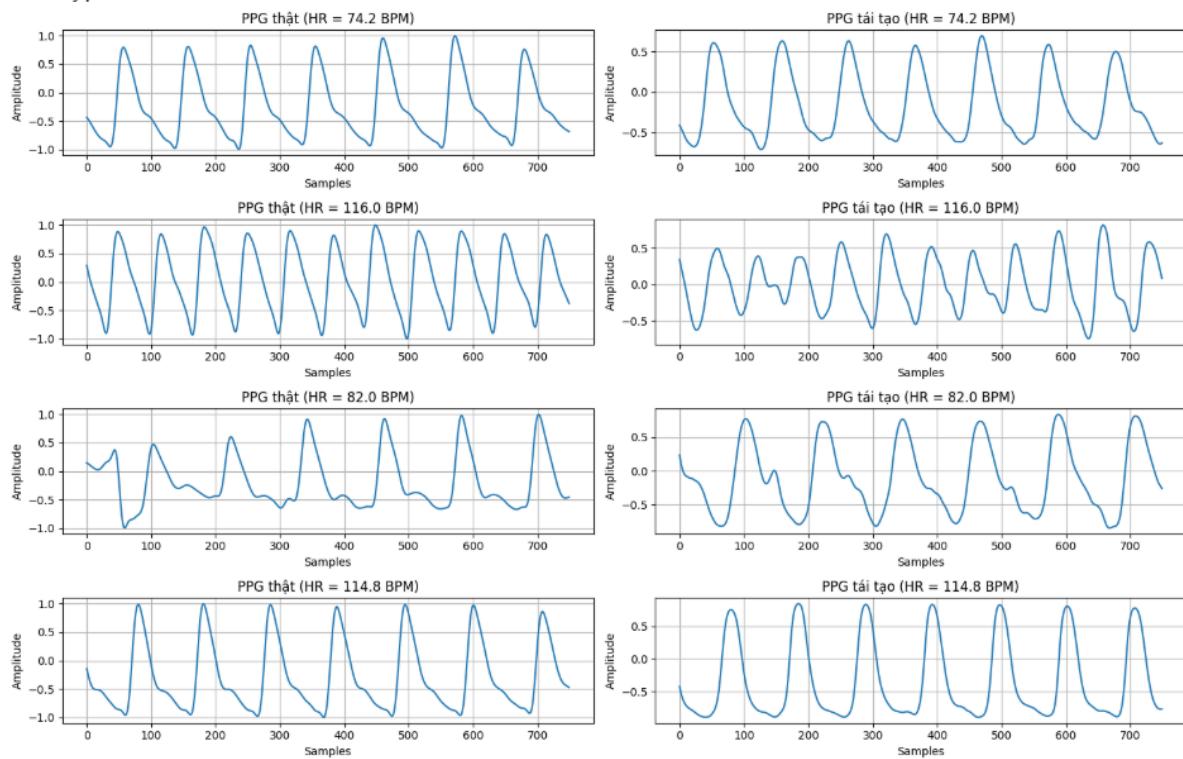
Mặc dù sử dụng cả HR và RR, test loss (0.1156) không thấp hơn HR.

Số mẫu ít nhất (9,475), có thể làm giảm hiệu suất.

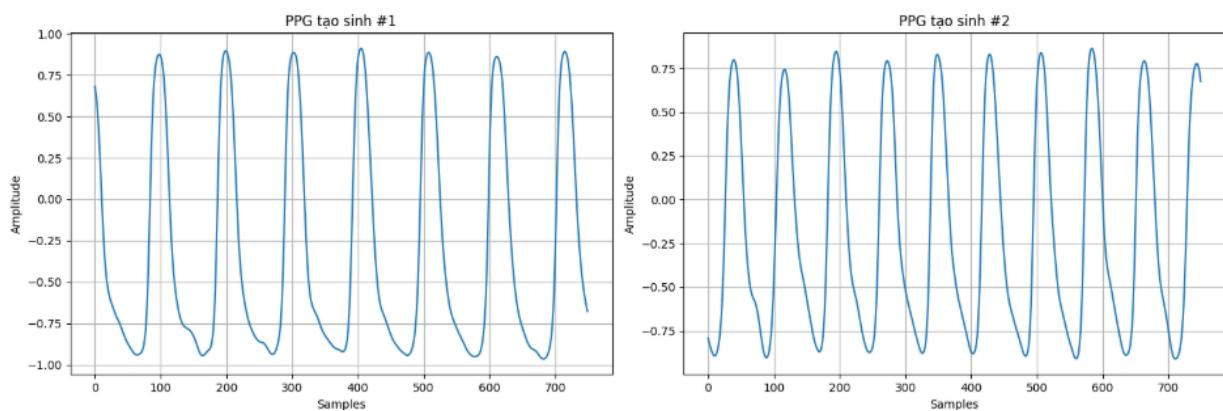
Reconstruction loss cao hơn một chút (0.0660).

3.6 So sánh với các mô hình VAE, GAN, CGAN

3.6.1 VAE với điều kiện HR trên bộ kết hợp



Hình 69: Tín hiệu PPG thật và PPG tái tạo



Hình 70: Tín hiệu PPG tạo sinh bằng VAE

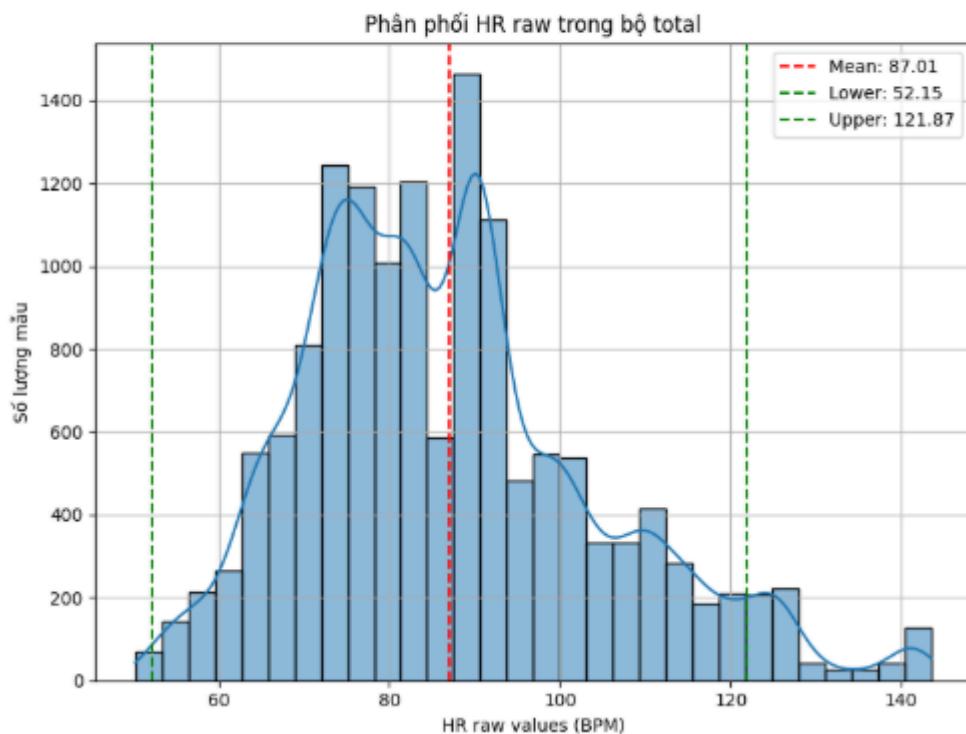
3.6.2 GAN với điều kiện HR trên bộ kết hợp

Thống kê HR raw total:

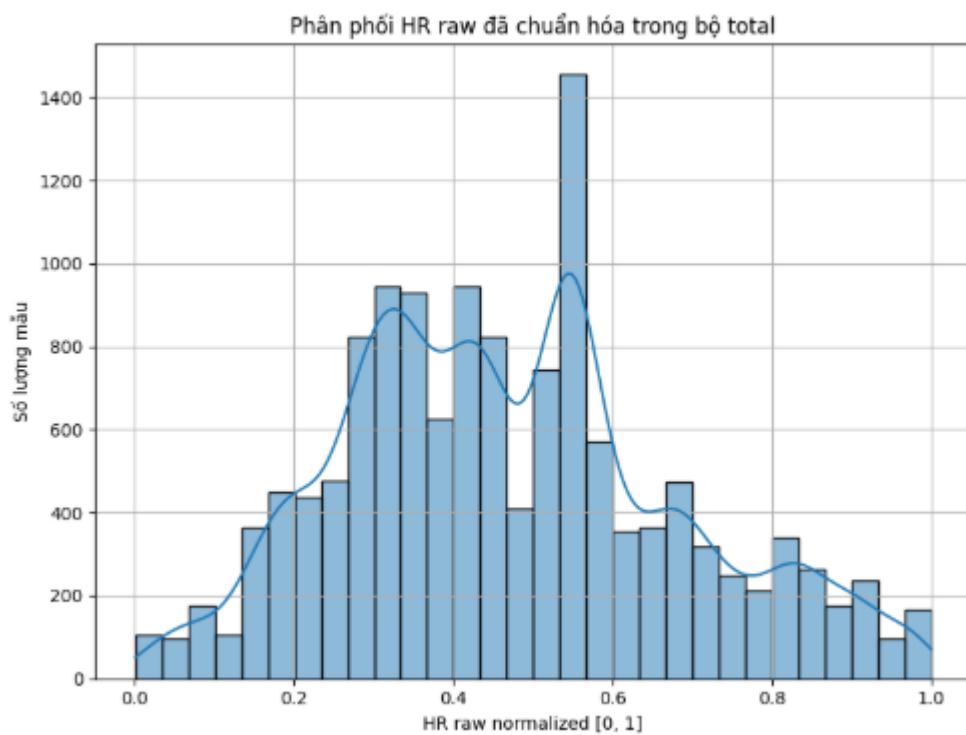
Min: 50.23, Max: 143.53

Mean: 87.01, Std: 17.43

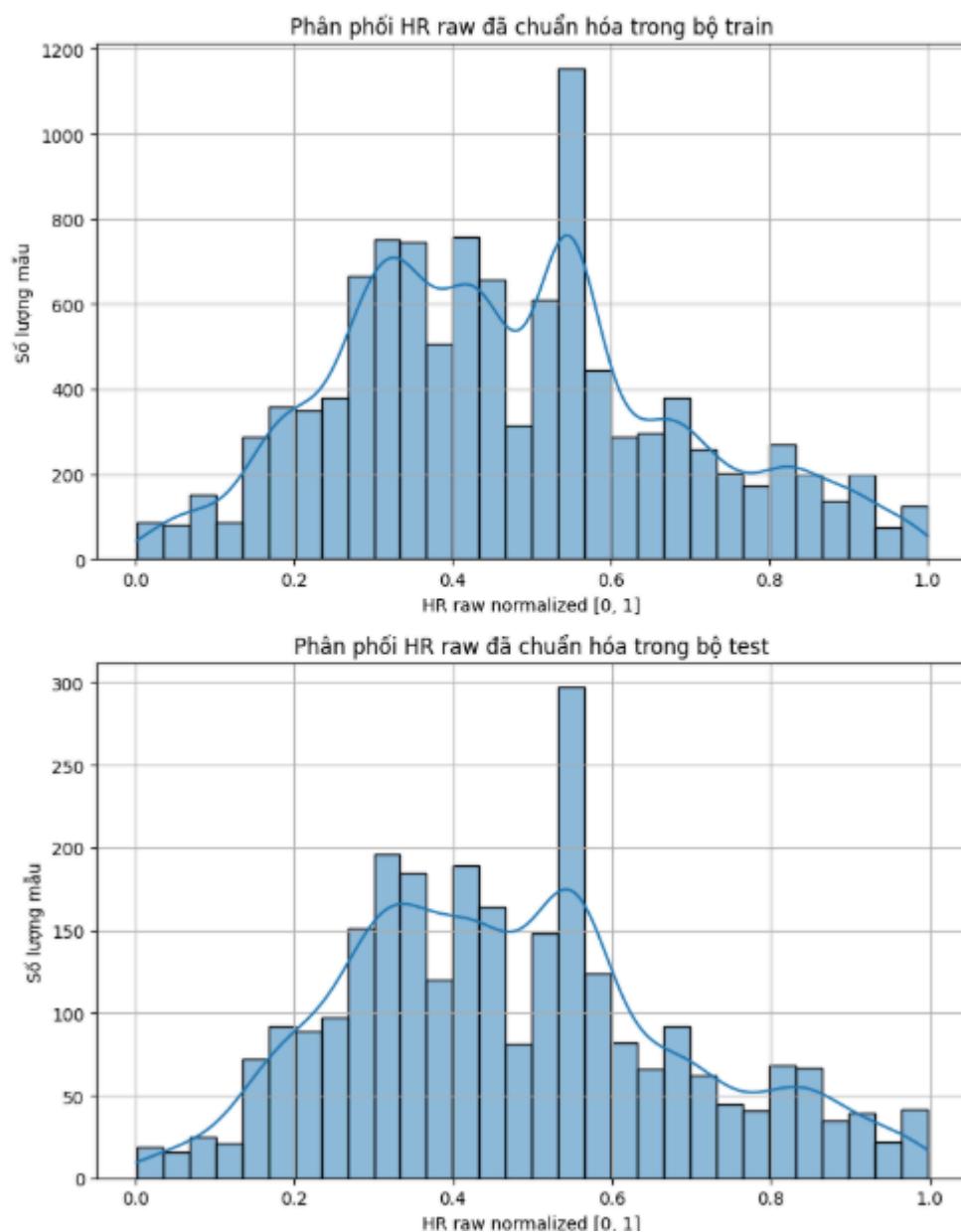
Bounds: [52.15, 121.87]



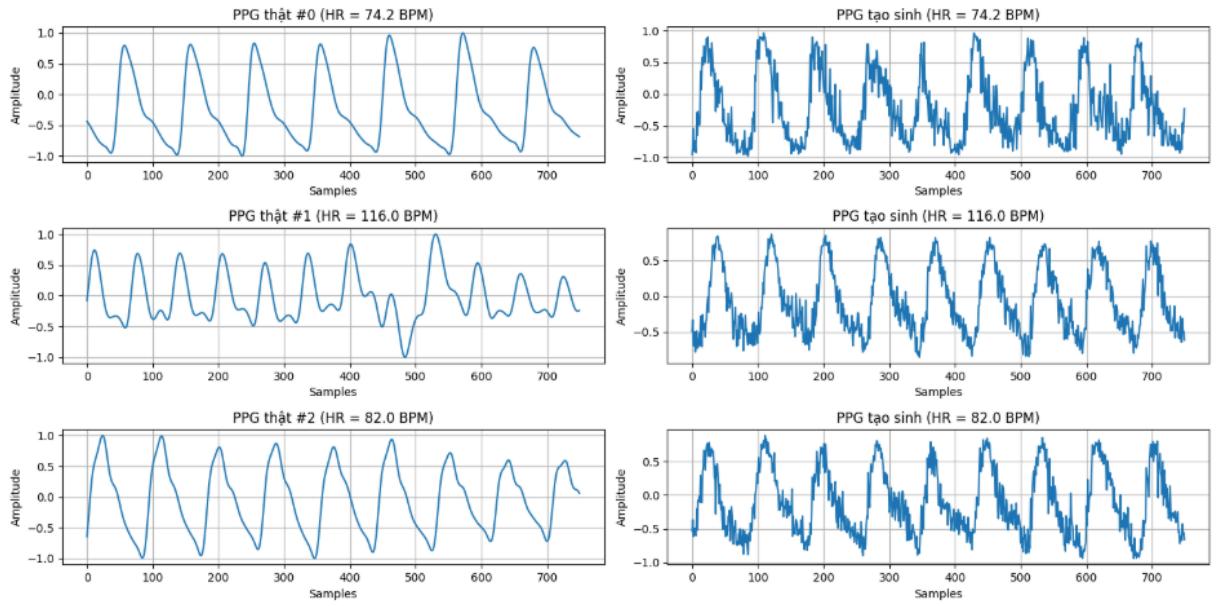
Hình 71: Phân phối HR trong bộ total



Hình 72: HR đã chuẩn hóa trong bộ total

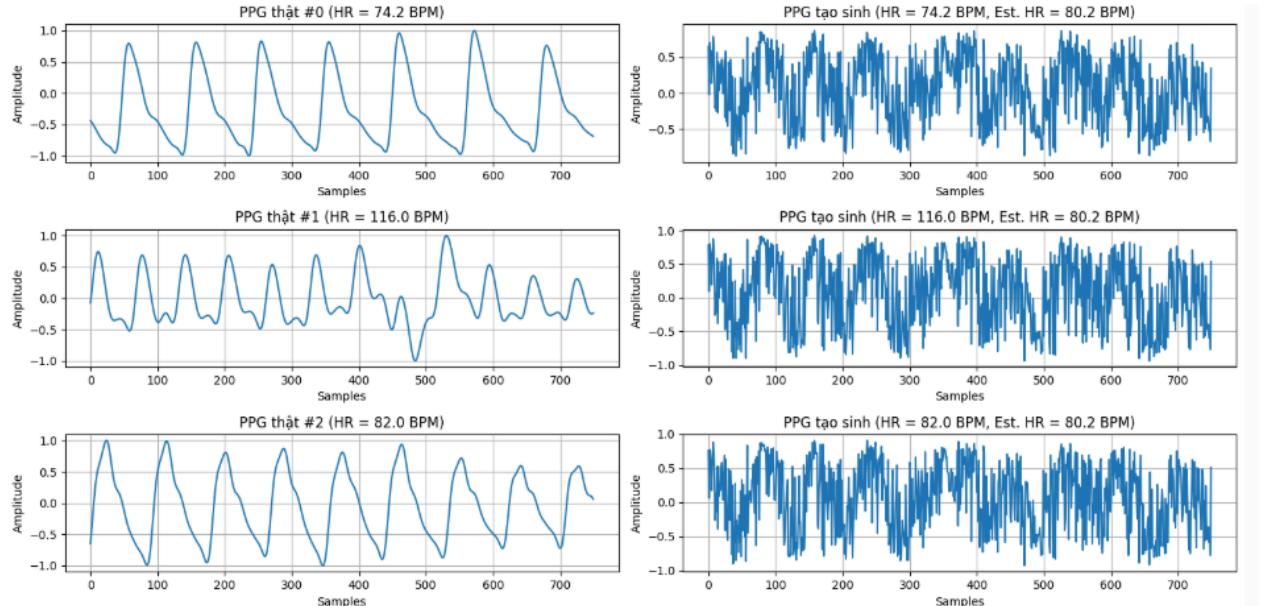


Hình 73: Phân phối HR đã chuẩn hóa trong tập train và test



Hình 74: PPG thật và PPG tạo sinh với điều kiện HR

3.6.3 CGAN với điều kiện HR trên bộ kết hợp



Hình 75: Tín hiệu PPG thật và PPG tạo sinh bằng cGAN

3.5.7 So sánh và nhận xét

Mô hình	Train Loss cuối	Test Loss cuối	Recon Loss	KL Loss	Epoch dừng	Số tham số	Ghi chú

GAN	5.1046				77	340,527	Loss cao, hội tụ nhanh nhưng không ổn định.
cGAN	2.09				119	472,047	Ôn định hơn GAN nhờ điều kiện hóa, nhưng loss vẫn cao.
VAE	0.1145	0.12	0.05	0.12	364	479,982	Loss thấp, tái tạo tốt, nhưng không có điều kiện.
CVAE	0.1015	0.11	0.06	0.09	343	480,302	Loss thấp nhất, tái tạo tốt với điều kiện hóa.

Hình 76: So sánh các mô hình

- Hiệu quả tái tạo (Recon Loss): VAE và CVAE có Recon Loss thấp (0.0585 và 0.0641), tốt hơn cGAN và GAN (không có giá trị Recon Loss do không sử dụng mắt mát tái tạo). CVAE có điều kiện hóa, phù hợp hơn với mục tiêu tạo tín hiệu PPG dựa trên HR.
- Ôn định và tổng quát hóa (Test Loss): CVAE có Test Loss thấp nhất (0.1131), cho thấy khả năng tổng quát hóa tốt hơn VAE (0.1204).
- Thời gian huấn luyện: GAN hội tụ nhanh nhất (77 epoch), nhưng hiệu quả thấp. CVAE và VAE cần nhiều epoch hơn (343 và 364), nhưng đạt kết quả tốt hơn.
- Đa dạng và điều kiện hóa: cGAN và CVAE sử dụng điều kiện (HR), giúp tạo tín hiệu đa dạng hơn dựa trên nhãn. CVAE vượt trội nhờ kết hợp ưu điểm của VAE và điều kiện hóa.

CHƯƠNG 4: KẾT LUẬN

Qua quá trình nghiên cứu và thực nghiệm đề tài “Tạo sinh tín hiệu PPG với Autoencoder Biến Phân Có Điều Kiện (CVAE) và các mô hình học sâu”, các mục tiêu đề ra ban đầu đã được thực hiện một cách cơ bản. Mô hình CVAE đã được phát triển thành công để tạo sinh tín hiệu PPG tổng hợp dựa trên các điều kiện sinh lý như nhịp tim (HR), nhịp thở (RR), và kết hợp cả hai, sử dụng hai bộ dữ liệu thực tế là Capno và BIDMC. Kết quả cho thấy CVAE có khả năng tái tạo tín hiệu PPG với độ chính xác cao, phản ánh đúng các đặc trưng sinh lý, đồng thời duy trì tính đa dạng và tự nhiên của tín hiệu.

So sánh với các mô hình đối chứng như VAE, GAN, và cGAN, CVAE chứng tỏ ưu thế vượt trội với Train Loss thấp nhất (0.1015), Test Loss thấp nhất (0.1131), và Recon Loss hợp lý (0.0641), cùng với KL Loss cân bằng (0.0979). Điều này khẳng định rằng việc tích hợp điều kiện hóa vào mô hình VAE đã cải thiện đáng kể khả năng điều khiển và chất lượng đầu ra. Trong khi đó, GAN và cGAN gặp khó khăn về tính ổn định trong huấn luyện, với các giá trị loss cao hơn (lần lượt là 5.1046 và 2.09), cho thấy hạn chế trong việc tạo sinh tín hiệu PPG chính xác. VAE, dù có hiệu quả tái tạo tốt (Recon Loss 0.0585), lại thiếu tính linh hoạt do không có điều kiện hóa.

Việc sử dụng bộ dữ liệu kết hợp (Capno và BIDMC) đã mang lại kết quả tốt hơn so với từng bộ riêng lẻ, nhờ sự đa dạng và số lượng mẫu lớn hơn (13,732 mẫu sau khi lọc). Đặc biệt, mô hình CVAE với điều kiện HR riêng biệt cho thấy hiệu quả tối ưu nhất, với khả năng tổng quát hóa tốt và thời gian hội tụ hợp lý (343 epoch). Điều này phù hợp với mục tiêu chính của đề tài là tạo sinh tín hiệu PPG dựa trên nhịp tim, một chỉ số sinh lý quan trọng trong y học. Tóm lại, đề tài đã đạt được những kết quả đáng khích lệ, góp phần cung cấp một phương pháp khả thi để tạo sinh dữ liệu PPG tổng hợp, hỗ trợ nghiên cứu y sinh và phát triển các ứng dụng y tế thông minh. Tuy nhiên, vẫn còn những giới hạn về quy mô dữ liệu, độ phức tạp của mô hình, và các yếu tố nhiễu thực tế cần được khắc phục trong tương lai.

Tóm lại, đề tài đã đạt được những kết quả đáng khích lệ, góp phần cung cấp một phương pháp khả thi để tạo sinh dữ liệu PPG tổng hợp, hỗ trợ nghiên cứu y sinh và phát triển các ứng dụng y tế thông minh. Tuy nhiên, vẫn còn những giới hạn về quy mô dữ liệu, độ phức tạp của mô hình, và các yếu tố nhiễu thực tế cần được khắc phục trong tương lai.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Karlen, W., Raman, S., Ansermino, J. M., & Dumont, G. A. (2013). *Multiparameter respiratory rate estimation from the photoplethysmogram*. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 60(7), 1946-1953.
- [2] Liu, J., et al. (2019). "A deep learning approach for real-time respiratory rate estimation from PPG." *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 66(9), 2613-2622. DOI: 10.1109/TBME.2019.2904168.
- [3] Gao, X., et al. (2019). "Respiratory rate estimation from photoplethysmography signal using a wavelet transform-based algorithm." *Physiological Measurement*, 40(11), 115006. DOI: 10.1088/1361-6579/ab3c1d.