

ĐẠI HỌC QUỐC GIA HÀ NỘI
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ
KHOA ĐIỆN TỬ VIỄN THÔNG



BÁO CÁO PROJECT CUỐI KỲ
MÔN LẬP TRÌNH DSP
HỆ THỐNG DỰ BÁO NHỊP TIM BẤT THƯỜNG

Lớp học phần : ELT3246_59

Sinh viên : Trịnh Lê Hoàng Long – 21021609
Nguyễn Quốc Tuấn – 21021644
Vũ Hoàng Trung Kiên – 21021669

Giảng viên hướng dẫn : TS. Nguyễn Hồng Thịnh

Hà Nội, Tháng 12 năm 2024

MỤC LỤC

MỤC LỤC.....	1
Bảng hình ảnh	2
I. Giới thiệu	3
II. Tổng quan hệ thống.....	3
1. Giới thiệu hệ thống.....	3
2. Các thành phần chính trong hệ thống.....	3
III. Tổng quan về Tín hiệu ECG:	5
1. Đặc điểm của tín hiệu ECG	5
2. Ứng dụng DSP trong xử lý tín hiệu ECG.....	6
IV. Quy trình Tiền xử lý Tín hiệu.....	6
1. Chuẩn hoá tín hiệu:.....	6
V. Phân tích và Trích xuất Thông số từ tín hiệu ECG.....	7
1. Phát hiện đỉnh R.....	7
2. Tính nhịp tim (Heart Rate)	8
3. Tính toán SDNN (Standard Deviation of NN intervals).....	9
4. Mối liên hệ giữa HR và SDNN	10
VI. Kết quả và Đánh giá (Link source code và demo).....	11
1. Đánh giá hiệu quả của thuật toán DSP	11
2. Hạn chế và cải tiến	13
3. Hướng phát triển:.....	13
VII. Tài liệu tham khảo.....	14

Bảng hình ảnh

Hình 1. Mô hình hệ thống của dự báo nhịp tim bất thường.....	3
Hình 2. Cảm biến AD8232 (nguồn ảnh)	4
Hình 3. Hình ảnh ESP8266 (nguồn ảnh)	4
Hình 4. Mô hình xử lý dữ liệu trên Node-red (localhost)	4
Hình 5. Giao diện thể hiện ra tín hiệu ECG và kết quả đo được	5
Hình 6. Cấu trúc của chu kỳ tim ECG Signal (nguồn ảnh)	6
Hình 7. Dữ liệu gốc thu được từ AD8232 và tín hiệu sau khi đã chuẩn hoá thực hiện trên Google Colab.....	7
Hình 8. Kết quả tìm đỉnh và tính nhịp tim dựa vào công thức	9
Hình 9. Kết quả tính toán SDNN trên Google Colab	10
Hình 10. So sánh tín hiệu gốc và tín hiệu sử dụng bộ lọc và làm mượt Savitzky-Golay	12
Hình 11. Thông báo khi có nhịp tim bất thường về email	13

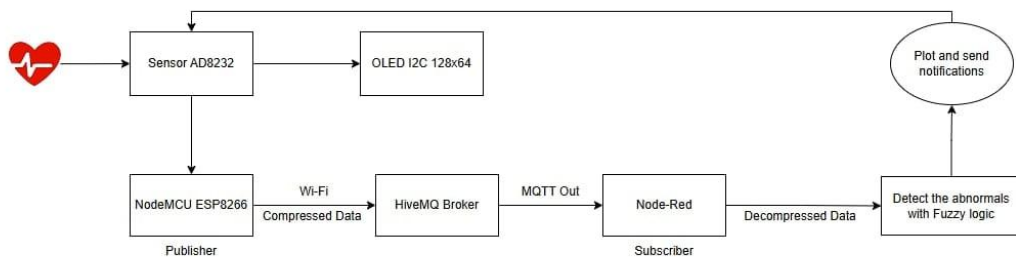
I. Giới thiệu

Trong bối cảnh hiện nay, số lượng người mắc các bệnh lý về tim mạch và nguy cơ đột quỵ ngày càng gia tăng, nhưng phần lớn các trường hợp không được phát hiện kịp thời do thiếu các thiết bị giám sát sức khỏe và dễ tiếp cận [1].

Vì vậy, mục tiêu của chúng em là xây dựng một thiết bị đo nhịp tim từ xa, giúp người dùng có thể theo dõi và kiểm tra nhịp tim của mình mọi lúc mọi nơi. Thiết bị sẽ thu thập tín hiệu ECG thông qua cảm biến AD8232 và gửi dữ liệu về một hệ thống đám mây qua ESP8266. Khi nhận được tín hiệu ECG, hệ thống sẽ phân tích và tính toán các chỉ số liên quan như nhịp tim (bpm) và biến thiên nhịp tim (SDNN). Sau đó, hệ thống sẽ gửi thông báo về nhịp tim hoặc các vấn đề bất thường (nếu có) đến điện thoại di động của người sử dụng.

II. Tổng quan hệ thống

1. Giới thiệu hệ thống



Hình 1. Mô hình hệ thống của dự báo nhịp tim bất thường

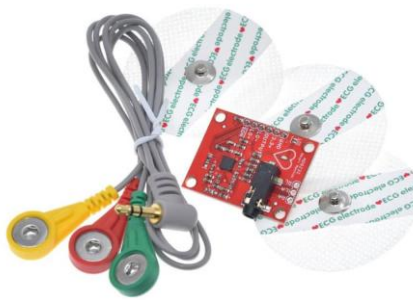
Cảm biến ECG (AD8232) được chúng em sử dụng để thu thập tín hiệu ECG từ cơ thể người. Tín hiệu này sau đó được gửi qua **ESP8266** để truyền tải dữ liệu lên môi trường đám mây qua **HiveMQ**.

Node-RED nhận dữ liệu từ ESP8266, thực hiện tiền xử lý tín hiệu và phân tích nhịp tim cùng các chỉ số tim mạch.

Kết quả được gửi về **Plotly Dash** qua **WebSocket** để trực quan hóa và hiển thị cho người sử dụng

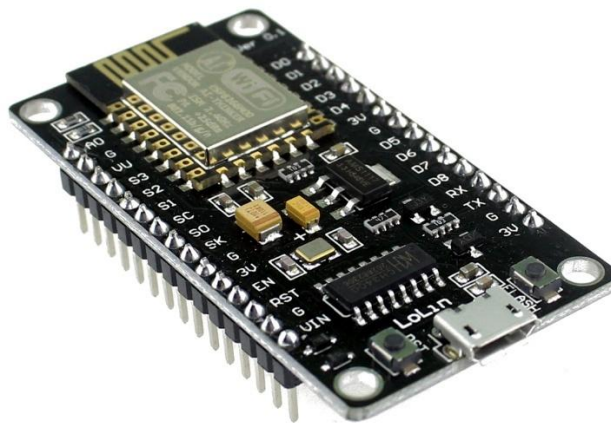
2. Các thành phần chính trong hệ thống

Cảm biến AD8232: Thiết bị thu tín hiệu ECG.



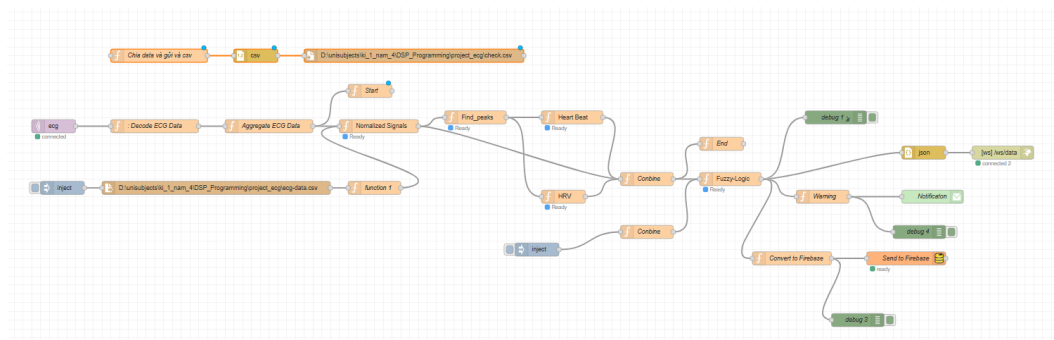
Hình 2. Cảm biến AD8232 (nguồn ảnh)

ESP8266: Gửi tín hiệu đến đám mây.



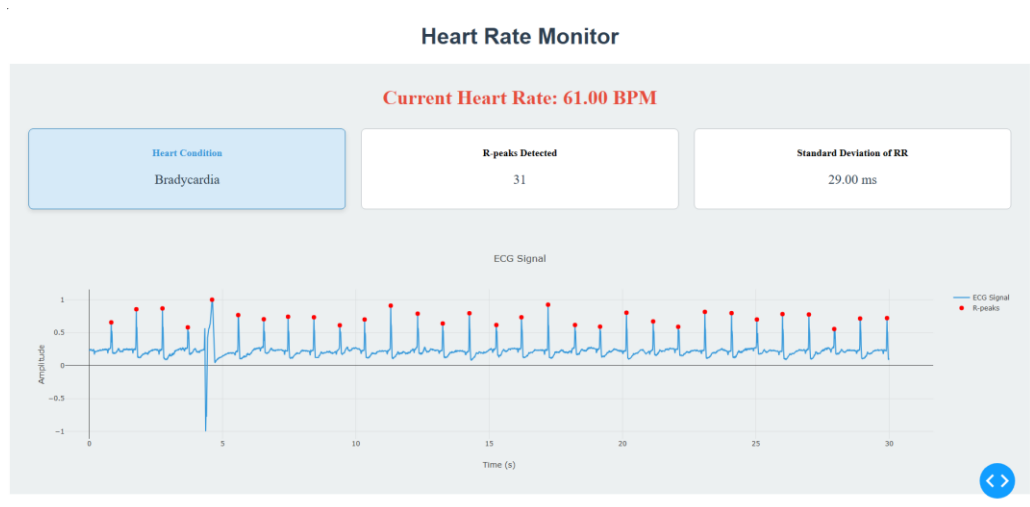
Hình 3. Hình ảnh ESP8266 (nguồn ảnh)

Node-RED: Tiền xử lý và phân tích dữ liệu ECG.



Hình 4. Mô hình xử lý dữ liệu trên Node-red (localhost)

Plotly Dash: Hiển thị kết quả trên giao diện người dùng



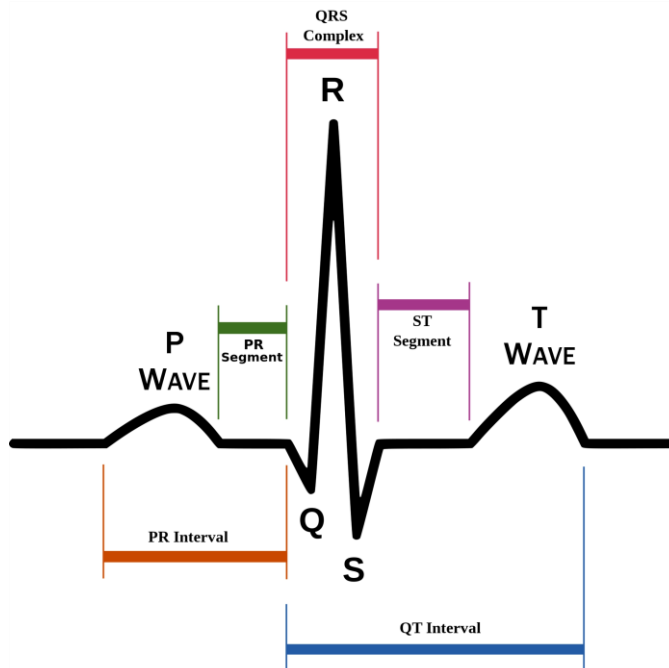
Hình 5. Giao diện thể hiện ra tín hiệu ECG và kết quả đo được

III. Tổng quan về Tín hiệu ECG:

1. Đặc điểm của tín hiệu ECG

Tín hiệu ECG (Electrocardiogram) là một biểu đồ ghi lại hoạt động điện của tim. Tín hiệu này bao gồm ba thành phần chính: sóng P, phức hợp QRS, và sóng T. Mỗi thành phần này đại diện cho các giai đoạn khác nhau của chu kỳ tim [2], [3], [4]. Cụ thể:

- **Sóng P:** Đại diện cho sự khử cực của tâm nhĩ, tức là khi các tâm nhĩ co lại để đẩy máu vào tâm thất.
- **Phức hợp QRS:** Đại diện cho sự khử cực của tâm thất, khi các tâm thất co lại để bơm máu ra khỏi tim. Đây là phần lớn nhất và dễ nhận biết nhất trên tín hiệu ECG.
- **Sóng T:** Đại diện cho sự tái cực của tâm thất, tức là khi các tâm thất trở về trạng thái nghỉ ngơi sau khi co lại.



Hình 6. Cấu trúc của chu kỳ tim ECG Signal [\(nguồn ảnh\)](#)

Một đặc điểm nổi bật của tín hiệu ECG là tính không ổn định và dễ bị nhiễu, bao gồm nhiều tần số thấp (như từ nguồn điện 50 Hz) và nhiễu chuyển động. Vì vậy, việc xử lý và phân tích tín hiệu ECG để loại bỏ nhiễu và trích xuất các thông số chính là một nhiệm vụ quan trọng trong việc giám sát sức khỏe tim mạch [5].

2. Ứng dụng DSP trong xử lý tín hiệu ECG

DSP (Digital Signal Processing) là một công nghệ quan trọng trong việc xử lý tín hiệu ECG. DSP giúp lọc bỏ nhiễu và trích xuất các đặc điểm quan trọng từ tín hiệu ECG.

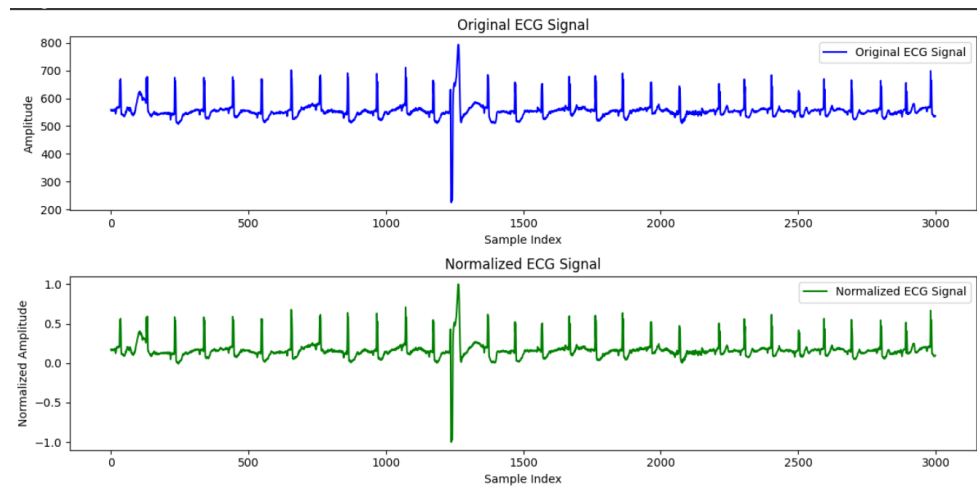
Một trong những ứng dụng phổ biến của DSP là phát hiện đỉnh R, một điểm đặc trưng trong phức hợp QRS. Đỉnh R là điểm cao nhất trong phức hợp QRS và được sử dụng để tính toán nhịp tim. Ngoài ra, DSP còn giúp tính toán các chỉ số khác như HRV (Heart Rate Variability), giúp đánh giá sức khỏe tim mạch [6].

IV. Quy trình Tiền xử lý Tín hiệu

1. Chuẩn hoá tín hiệu:

Việc chuẩn hoá tín hiệu là rất quan trọng, nó giúp ta xử lý tín hiệu một cách dễ dàng hơn và giúp giảm tải cho hệ thống.

Bởi vì tín hiệu đọc từ chân A0 của ESP8266 có dải [0 1024] nên lúc xử lý có thể dẫn tới quá tải của chương trình cho nên chúng em đã chuẩn hoá tín hiệu nhịp tim về dải [-1 1].



Hình 7. Dữ liệu gốc thu được từ AD8232 và tín hiệu sau khi đã chuẩn hoá thể hiện trên Google Colab

V. Phân tích và Trích xuất Thông số từ tín hiệu ECG

1. Phát hiện đỉnh R

Như đã nói ở trên, sóng QRS biểu thị sự khử cực của tâm thất, đây là một giai đoạn quan trọng trong chu kỳ hoạt động điện của tim. Đỉnh R thường có biên độ lớn và nổi bật so với các thành phần khác của tín hiệu ECG, khiến nó trở thành dấu hiệu dễ nhận biết nhất để phân tích nhịp tim.

Nhóm chúng em sử dụng hàm `find_peaks` từ thư viện `Scipy.signal` để tìm đỉnh R.

```
# Tính toán các chỉ số thống kê của tín hiệu
mean_signal = np.mean(ecg_signal)
std_signal = np.std(ecg_signal)

# Phát hiện các đỉnh trong tín hiệu ECG
r_peaks, _ = find_peaks(
    ecg_signal,
    distance=fs // 3, # Khoảng cách tối thiểu giữa các đỉnh (~333ms)
    height=mean_signal + 0.8 * std_signal # Ngưỡng phát hiện đỉnh
)
```

Chúng em tính giá trị trung bình (`mean_signal`) và độ lệch chuẩn (`std_signal`) của tín hiệu ECG. Các chỉ số này được sử dụng để thiết lập ngưỡng phát hiện đỉnh (threshold), nhằm đảm bảo chỉ các đỉnh R (vốn là những đỉnh lớn nhất trong chu kỳ tim) được phát hiện.

Hàm `find_peaks` từ thư viện **SciPy** được sử dụng để tìm các đỉnh trong tín hiệu.

- **Khoảng cách tối thiểu giữa các đỉnh:** Được đặt là `fs // 3` (khoảng 333ms), dựa trên giả định rằng nhịp tim tối đa không vượt quá 180 nhịp/phút (khoảng cách giữa hai nhịp là 333ms).
- **Ngưỡng phát hiện đỉnh:** Đỉnh phải có biên độ lớn hơn giá trị trung bình của tín hiệu cộng với 80% độ lệch chuẩn để được coi là đỉnh R. Ngưỡng này giúp lọc bỏ nhiễu và các đỉnh không liên quan.

2. Tính nhịp tim (Heart Rate)

Sau khi tìm được các đỉnh R rồi, lúc này ta có một mảng `r_peaks` chứa các đỉnh R và nhịp tim được tính dựa trên khoảng cách giữa các **đỉnh R**, đại diện cho chu kỳ hoạt động của tim.

Mỗi đỉnh R trong tín hiệu ECG tương ứng với một nhịp tim. Khoảng thời gian giữa hai đỉnh R liên tiếp (gọi là RR interval) được tính dựa trên thời gian tương ứng của các đỉnh này. Từ đó, chúng tôi xác định được độ dài trung bình của một chu kỳ tim.

```
# Tính khoảng cách giữa các đỉnh (RR intervals)
```

```
fs = 100
```

```
peak_times = r_peaks / fs # Chuyển đổi chỉ số mẫu thành thời gian (s)
```

```
rr_intervals = np.diff(peak_times) # Khoảng cách thời gian giữa các đỉnh
```

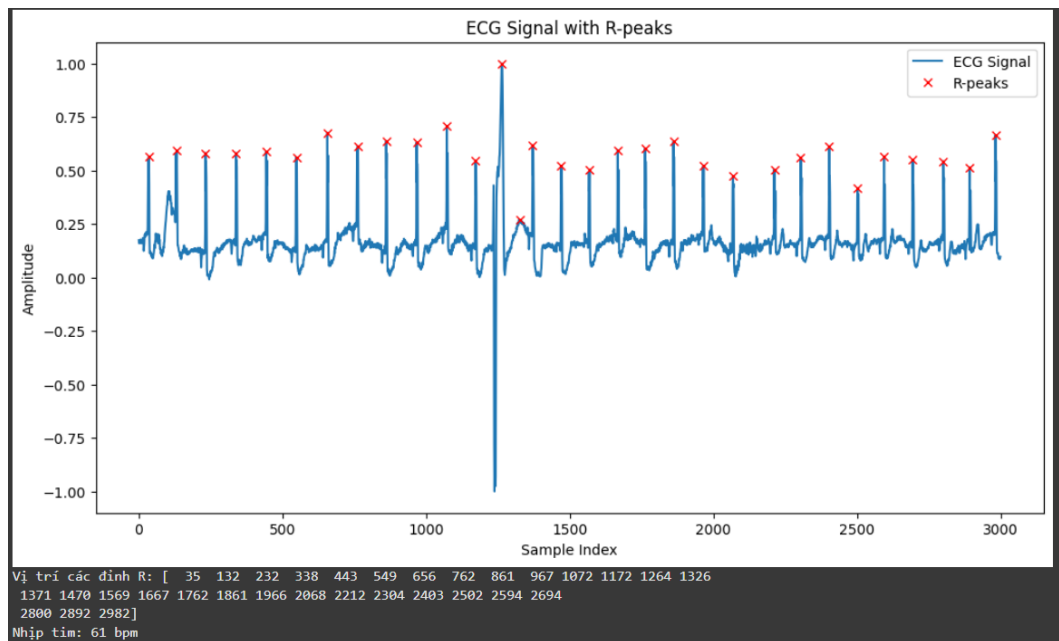
Dựa vào giá trị trung bình của khoảng cách giữa các đỉnh R, nhịp tim (số nhịp mỗi phút) được tính bằng cách lấy 60 giây chia cho khoảng thời gian trung bình này. Nhịp tim được tính theo công thức:

$$HR = \frac{60}{average_rr_interval}$$

```
# Tính nhịp tim (beats per minute)
```

```
average_rr_interval = np.mean(rr_intervals) # Trung bình khoảng cách giữa các đỉnh
```

```
heart_rate = int(60 / average_rr_interval)
```



Hình 8. Kết quả tìm đỉnh và tính nhịp tim dựa vào công thức

3. Tính toán SDNN (Standard Deviation of NN intervals)

SDNN (Standard Deviation of NN intervals) là độ lệch chuẩn của các khoảng thời gian giữa các nhịp tim liên tiếp (NN intervals), đo bằng mili giây. Đây là chỉ số phổ biến trong phân tích HRV, phản ánh sự biến thiên tổng thể của nhịp tim.

Dựa vào SDNN ta có thể biết được tình trạng tim mạch của mình. Đơn giản như nếu **SDNN cao** (> 100 ms) sẽ cho thấy sự cân bằng tốt của hệ thống thần kinh tự chủ và sức khoẻ tim mạch tốt. **SDNN thấp** (< 50 ms) liên quan đến căng thẳng và mệt mỏi hoặc rối loạn nhịp tim tiềm ẩn.

Công thức tính SDNN được tính cũng dựa trên rr_intervals trước đó:

$$SDNN = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (NN_i - \overline{NN})^2}{N}}$$

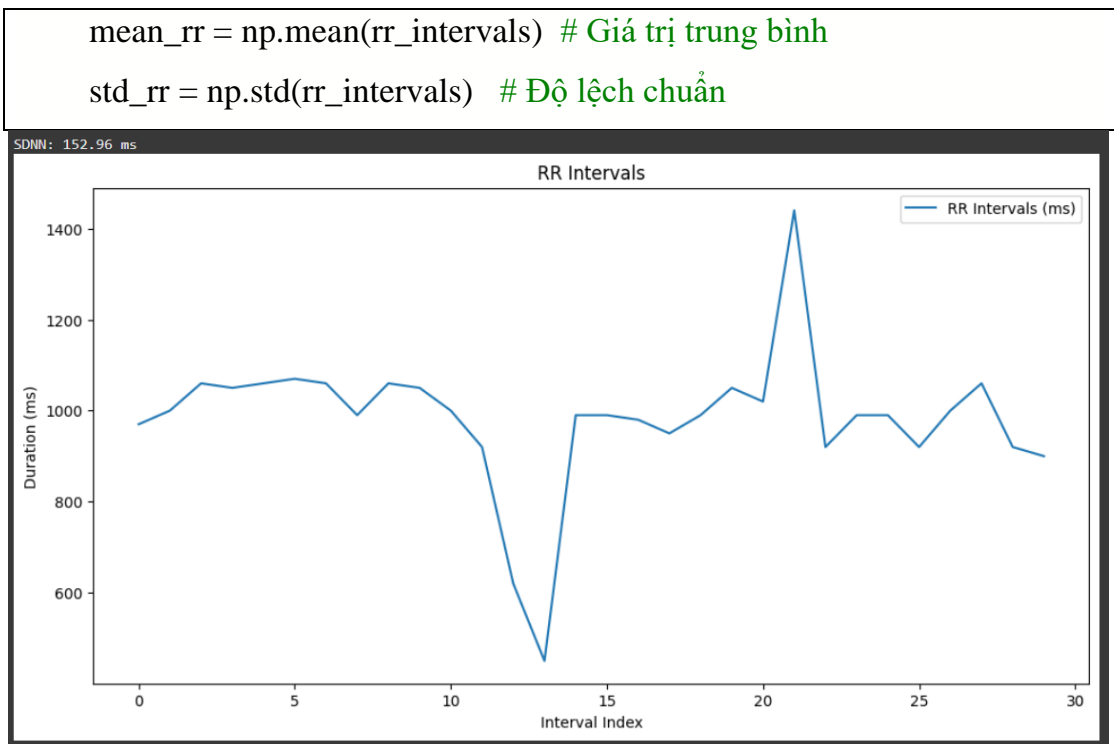
Trong đó:

- RR_i = Khoảng thời gian giữa hai nhịp tim liên tiếp.
- \overline{RR} : Giá trị trung bình của các khoảng NN.
- N : Số lượng khoảng RR

Tính khoảng R-R (ms)

rr_intervals = np.diff(r_peaks) / fs * 1000 # Chuyển đổi sang milliseconds

Tính các chỉ số HRV



Hình 9. Kết quả tính toán SDNN trên Google Colab

4. Mối liên hệ giữa HR và SDNN

Sau khi tính được HR và SDNN rồi chúng em sẽ đi xây dựng luật mờ và các tìm ra sự liên quan của chúng. Dựa vào luật mờ em sẽ đưa ra kết quả của 3 loại trạng thái của tim mạch là **Bradycardia (Nhịp tim chậm)**, **Normal**, và **Tachycardia (Nhịp tim nhanh)**.

Các luật mờ chúng em xây dựng

- **Nhịp tim thấp và độ lệch chuẩn RR thấp:** Nếu nhịp tim của người bệnh thấp và độ biến thiên của các khoảng RR (SDNN) thấp, thì tình trạng tim mạch có thể là **Bradycardia**, tức là nhịp tim chậm.
- **Nhịp tim thấp và độ lệch chuẩn RR bình thường:** Nếu nhịp tim vẫn thấp nhưng độ biến thiên của các khoảng RR nằm trong mức bình thường, tình trạng tim mạch vẫn có thể là **Bradycardia** (nhịp tim chậm).
- **Nhịp tim thấp và độ lệch chuẩn RR cao:** Nếu nhịp tim thấp nhưng độ biến thiên của các khoảng RR lại cao, tình trạng tim mạch vẫn có thể là **Bradycardia**. Điều này có thể chỉ ra một sự bất thường trong nhịp tim mặc dù độ biến thiên có vẻ bình thường.
- **Nhịp tim bình thường và độ lệch chuẩn RR thấp:** Nếu nhịp tim bình thường nhưng độ biến thiên của các khoảng RR lại thấp, tình trạng tim mạch có

thể không có vấn đề nghiêm trọng ngay lập tức, nhưng vẫn cần theo dõi vì độ biến thiên thấp có thể chỉ ra rối loạn tim tiềm ẩn.

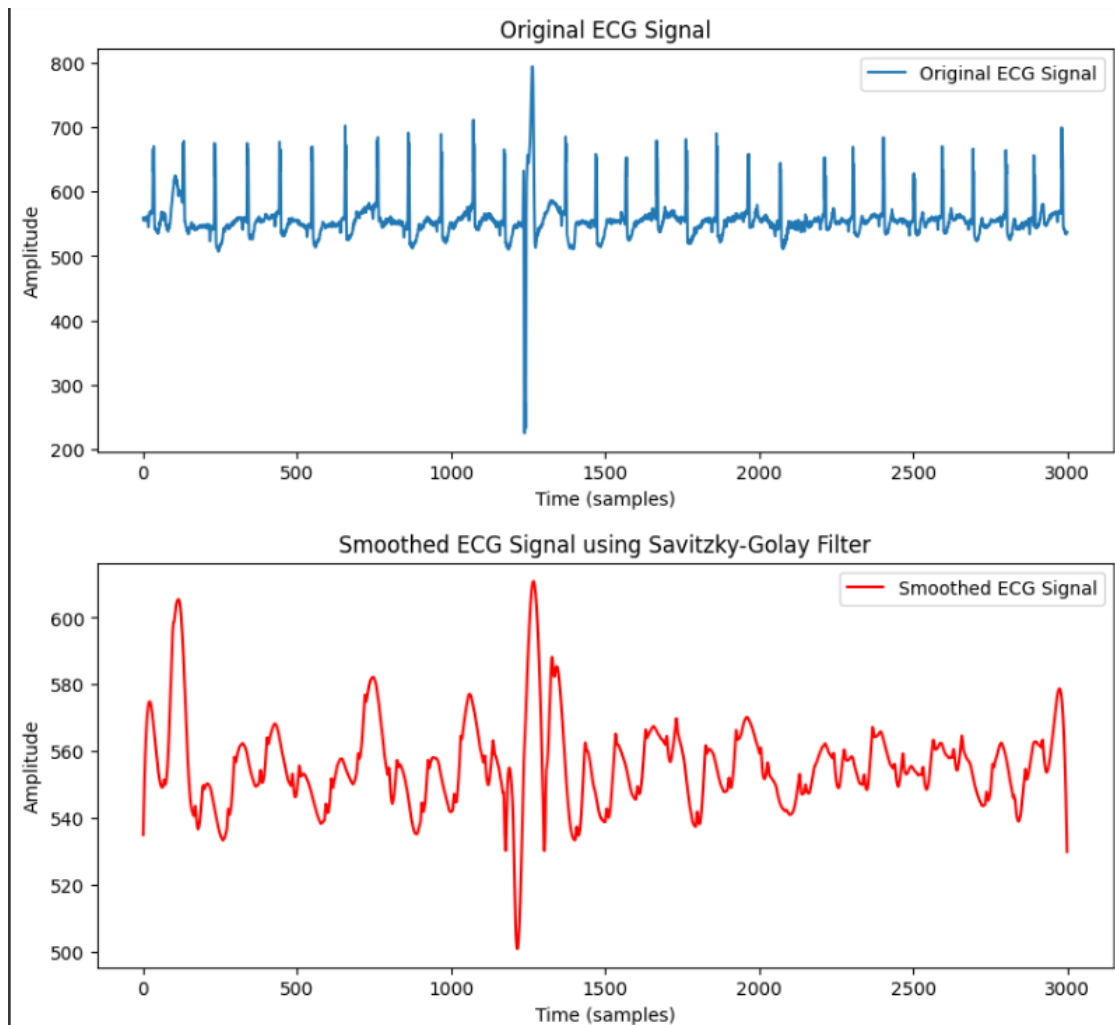
- **Nhịp tim bình thường và độ lệch chuẩn RR bình thường:** Nếu cả nhịp tim và độ biến thiên của các khoảng RR đều nằm trong mức bình thường, tình trạng tim mạch được cho là **Bình thường**.
- **Nhịp tim bình thường và độ lệch chuẩn RR cao:** Nếu nhịp tim bình thường nhưng độ biến thiên của các khoảng RR lại cao, tình trạng tim mạch vẫn được xem là **Bình thường**, có thể cho thấy sức khỏe tim mạch tốt hoặc khả năng chịu đựng cao.
- **Nhịp tim cao và độ lệch chuẩn RR thấp:** Nếu nhịp tim cao và độ biến thiên của các khoảng RR thấp, tình trạng tim mạch có thể là **Tachycardia** (nhịp tim nhanh), đây là một tình trạng có thể gây nguy hiểm nếu không được điều trị.
- **Nhịp tim cao và độ lệch chuẩn RR bình thường:** Nếu nhịp tim cao nhưng độ biến thiên của các khoảng RR vẫn bình thường, tình trạng tim mạch vẫn được xác định là **Tachycardia** (nhịp tim nhanh), có thể là do một kích thích tạm thời, không nhất thiết là dấu hiệu của bệnh lý.
- **Nhịp tim cao và độ lệch chuẩn RR cao:** Nếu nhịp tim cao và độ biến thiên của các khoảng RR cũng cao, tình trạng tim mạch có thể là **Tachycardia**, nhưng với mức độ biến thiên cao, điều này có thể chỉ ra một tình trạng nhịp tim nhanh nhưng không quá nghiêm trọng hoặc có thể kiểm soát được.

VI. Kết quả và Đánh giá ([Link source code và demo](#))

1. Đánh giá hiệu quả của thuật toán DSP

Trong bài toán này về căn bản việc thu data với $f_s = 100 \text{ Hz}$ tức $10\text{ms}/1$ mẫu đi cùng với việc ngồi im tại chỗ nên không cần phải dùng tới bộ lọc.

Chúng em đã từng sử dụng rất nhiều bộ lọc nhưng tới khi chuẩn hoá dữ liệu thì nó cho ra tín hiệu không mong muốn cho nên chương trình của chúng em chỉ có gửi data lên và xác định đỉnh R vì nó rõ ràng



Hình 10. So sánh tín hiệu gốc và tín hiệu sử dụng bộ lọc và làm mượt Savitzky-Golay

Còn về chương trình tính nhịp tim chúng em có sử dụng chương trình sau để tạo ra file CSV sau đó kiểm chứng với thuật toán thì nó đúng hoàn toàn

```
import neurokit2 as nk # Load the package
import pandas as pd # Thư viện pandas để xử lý dữ liệu
# Tạo tín hiệu ECG mô phỏng
simulated_ecg = nk.ecg_simulate(duration=30, sampling_rate=200,
heart_rate=80)

# Chuyển đổi tín hiệu ECG thành DataFrame
ecg_df = pd.DataFrame(simulated_ecg, columns=["ECG"])

# Lưu DataFrame thành file CSV
```

```
ecg_df.to_csv("simulated_ecg.csv", index=False)

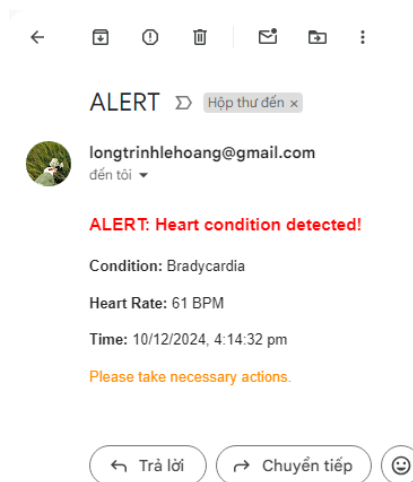
print("Tín hiệu ECG đã được lưu thành file 'simulated_ecg.csv")
```

2. Hạn chế và cải tiến

Dù đã hoàn thiện dự án nhưng mà dữ án của em vẫn còn một số hạn chế như sau:

- Phần cứng bọn em vẫn phụ thuộc vào nguồn từ laptop cho nên nếu mà dây dẫn mà không xịn thì rất dễ dẫn tới nhiễu cho tín hiệu ECG
- Việc xây dựng luật mờ để xác định các loại bệnh vẫn cần phải qua trải nghiệm để cho chắc chắn hơn
- Chưa có app mà đang sử dụng web để hiển thị thông tin

Cải tiến so với Project liên quan là nhóm chúng em đã không chỉ hiển thị dữ liệu ECG mà còn phân tích và gửi cảnh báo về email của người dùng.



Hình 11. Thông báo khi có nhịp tim bất thường về email

3. Hướng phát triển:

Nếu có thời gian tới có cơ hội chúng em có thể phát triển dự án này cho đồ án và sẽ tập trung vào việc phát triển những thứ sau:

- Thiết kế bộ lọc lọc tín hiệu trực tiếp trên mạch và tạo ra 1 nguồn DC ổn định cấp cho ESP8266.
- Thiết kế một mạch PCB để đóng gói phần cứng lại
- Xây dựng một app hiển thị đẹp và trực quan hơn.

VII. Tài liệu tham khảo

[1] V. Fuster, G. A. Roth, "New Study Reveals Latest Data on Global Burden of Cardiovascular Disease," *Journal of the American College of Cardiology*, Dec. 11, 2023. [Online]. Available: <https://www.acc.org/latest-in-cardiology/articles/2024/01/01/01/42/feature-new-study-reveals-latest-data-on-global-burden-of-cardiovascular-disease>. [Accessed: Dec. 10, 2024].

[2] ECG interpretation: Characteristics of the normal ECG (P-wave, QRS complex, ST segment, T-wave) – Cardiovascular Education Clinical ECG Interpretation. Available: <https://ecgwaves.com/topic/ecg-normal-p-wave-qrs-complex-st-segment-t-wave-j-point/>

[3] How to interpret the ECG: A systematic approach – Cardiovascular Education Clinical ECG Interpretation. Available: <https://ecgwaves.com/topic/systematic-clinical-ecg-interpretation-review-guide/>

[4] Electrocardiogram Waves - My EKG. Available: <https://en.my-ekg.com/basic-principles/waves-electrocardiogram.html>

[5] P. A. Reiss, et al., "Noise Removal from ECG Signals Using Wavelet Transform," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 52, no. 8, pp. 1427-1434, 2005.

[6] G. V. Miao and P. Zhang, "Real-time ECG signal processing using a DSP system," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 61, no. 12, pp. 1378-1389, 2014.