

**Universidade Federal de Uberlândia
Faculdade de Engenharia Elétrica
Graduação em Engenharia Biomédica**

FERNANDA DE CARVALHO PINTO

**Avaliação do desempenho de PPG versus ECG na
identificação de fibrilação atrial utilizando intervalos
RR**

**Uberlândia
2025**

Fernanda de Carvalho Pinto

**Avaliação do desempenho de PPG versus ECG na identificação
de fibrilação atrial utilizando intervalos RR**

Monografia apresentada ao Curso de Engenharia Biomédica da Universidade Federal de Uberlândia como parte dos requisitos para a obtenção do Grau de Engenharia Biomédica.

Universidade Federal de Uberlândia

Orientador: Prof. Dr. Marcelo Barros de Almeida

Uberlândia
2025

Agradecimentos

Agradeço primeiramente à minha mãe, Irene Maria, que, ao ouvir meu desejo de cursar Engenharia Biomédica, pesquisou sobre o curso e, ao ler sobre ele, olhou nos meus olhos e disse: "achei a sua cara!". Obrigada, mãe, por todo o apoio nos momentos bons e difíceis, pela força na mudança de cidade e por nunca deixar de acreditar em mim, mesmo quando eu duvidava do meu próprio caminho.

Agradeço à minha irmã, Eduarda de Carvalho, por sempre apoiar e motivar minhas escolhas. Obrigada por toda a solidariedade e por todas as vezes que estive ao meu lado quando precisei. Você e minha mãe são meus exemplos de dedicação e força, e a presença constante de vocês, mesmo à distância, me inspirou a me tornar uma mulher mais forte.

Agradeço ao meu namorado, Luiz Pedro, por me acompanhar em toda a trajetória da faculdade. Obrigada pelo apoio nos trabalhos acadêmicos, pela paciência de estar ao meu lado até altas horas e, principalmente, por me incentivar e motivar a seguir em frente. Sua confiança em mim fez toda a diferença para acreditar que eu conseguiria.

Agradeço aos meus amigos, que estiveram presentes durante toda essa caminhada. Obrigada pelas noites na UFU finalizando trabalhos, pelos dias de estudo para provas e por todas as risadas compartilhadas nos momentos de conquista. Agradeço também aos amigos da minha cidade natal, que, mesmo de longe, acompanharam minha trajetória de perto.

Agradeço ao Professor Doutor Marcelo Barros de Almeida por aceitar me orientar e por todo o apoio na construção deste trabalho. Você é um professor exemplar, com conhecimento e habilidades admiráveis, sempre disposto a aprimorar o aprendizado de seus alunos e nos tornar profissionais melhores.

*“Nada na vida deve ser temido, somente compreendido. Agora é hora de compreender
mais para temer menos.”*

Marie Curie

Resumo

A fibrilação atrial (FA) é a arritmia supraventricular mais comum, caracterizada por ritmo cardíaco irregular devido à desorganização elétrica dos átrios, associada a elevada morbidade e mortalidade, especialmente em idosos. Embora o diagnóstico tradicional seja feito por meio do eletrocardiograma (ECG), dispositivos vestíveis que utilizam fotopletismografia (PPG) podem possibilitar o monitoramento contínuo e acessível dos batimentos cardíacos. Dessa forma, este estudo busca investigar a viabilidade do PPG na detecção de FA, comparando métricas de variabilidade cardíaca entre ECG e PPG para identificar as mais precisas. Foram analisados sinais simultâneos de ECG e PPG de 32 pacientes, sendo 16 em episódios de FA e 16 em ritmo sinusal, previamente processados com a biblioteca *Python NeuroKit2*, incluindo filtragem, detecção de picos e avaliação de qualidade. Cinco métricas de variabilidade RR (pRR32, pRR40, pRR48, pRR72 e pRR3,25%) foram avaliadas quanto à sensibilidade, especificidade, curvas ROC e valores de AUC, com limiares definidos pelo índice de Youden. Os resultados mostraram que o ECG apresentou maior precisão e consistência na detecção de picos e FA, enquanto o PPG manteve boa sensibilidade, porém com maior número de falsos positivos devido à variabilidade do sinal. A métrica pRR3,25% destacou-se por equilibrar sensibilidade e especificidade em ambas as modalidades. Contudo, métricas mais sensíveis como pRR40 ou pRR72 podem ser vantajosas para triagem preliminar com PPG, priorizando a detecção de verdadeiros positivos mesmo com leve aumento de falsos positivos. Embora menos preciso, o PPG demonstrou praticidade e aplicabilidade clínica, evidenciando a necessidade de melhoria nos critérios de avaliação de qualidade e aprimoramento dos algoritmos, além de análises em uma base de dados maior para aumentar sua confiabilidade.

Palavras-chave: Fibrilação Atrial; Fotopletismografia; Eletrocardiograma; Variabilidade da Frequência Cardíaca

Abstract

Atrial fibrillation (AF) is the most common supraventricular arrhythmia, characterized by an irregular heart rhythm due to electrical disorganization of the atria, associated with high morbidity and mortality, especially in the elderly. Although traditional diagnosis is made through electrocardiogram (ECG), wearable devices that use photoplethysmography (PPG) may enable continuous and accessible heart rate monitoring. Thus, this study aims to investigate the feasibility of PPG in detecting AF by comparing heart rate variability metrics between ECG and PPG to identify the most accurate ones. Simultaneous ECG and PPG signals from 32 patients were analyzed, 16 during AF episodes and 16 in sinus rhythm, previously processed using the Python library NeuroKit2, including filtering, peak detection, and quality assessment. Five RR variability metrics (pRR32, pRR40, pRR48, pRR72, and pRR3.25%) were evaluated for sensitivity, specificity, ROC curves, and AUC values, with thresholds defined by the Youden index. The results showed that ECG presented greater accuracy and consistency in peak and AF detection, while PPG maintained good sensitivity but with a higher number of false positives due to signal variability. The pRR3.25% metric stood out for balancing sensitivity and specificity in both modalities. However, more sensitive metrics such as pRR40 or pRR72 may be advantageous for preliminary screening with PPG, prioritizing the detection of true positives even with a slight increase in false positives. Although less accurate, PPG demonstrated practicality and clinical applicability, highlighting the need for improvement in quality assessment criteria and enhancement of algorithms, as well as analyses on a larger database to increase its reliability.

Keywords: Atrial Fibrillation; Photoplethysmography; Electrocardiogram; Heart Rate Variability

Lista de abreviaturas e siglas

AC	Alternating Current
BPM	Batimentos Por Minuto
DC	Direct Current
ECG	Eletrocardiograma
FA	Fibrilação Atrial
FC	Frequência Cardíaca
FN	False Negative
FP	False Positive
FPR	False Positive Rate
LED	Diodo Emissor de Luz
NaN	Not a Number
PAT	Pulse Arrival Time
PPG	Fotopletismografia
PRV	Pulse Rate Variability
TN	True Negative
TP	True Positive
TPR	True Positive Rate
VFC	Variabilidade da Frequência Cardíaca

Lista de ilustrações

Figura 1 – Ciclo cardíaco	13
Figura 2 – Forma de onda do sinal eletrocardiográfico	15
Figura 3 – Sinal do ECG de 12 canais	16
Figura 4 – Forma de onda do sinal pletismográfico	17
Figura 5 – Sinais de ECG e PPG sobrepostos, paciente <i>mimic_perform_af_006</i> , janela 8, 20 segundos iniciais.	27
Figura 6 – Sinais de ECG e PPG sobrepostos, paciente <i>mimic_perform_af_006</i> , janela 8, 20 segundos finais.	28
Figura 7 – Sinais de ECG e PPG sobrepostos, paciente <i>mimic_perform_non_af_014</i> , janela 15.	29
Figura 8 – Sinais de ECG e PPG sobrepostos, paciente <i>mimic_perform_non_af_005</i> , janela 2.	30
Figura 9 – Sinais de ECG e PPG sobrepostos, paciente <i>mimic_perform_af_011</i> , janela 17.	31
Figura 10 – Sinais de ECG e PPG sobrepostos, paciente <i>mimic_perform_non_af_001</i> , janela 15.	32
Figura 11 – Sinais de ECG e PPG sobrepostos, paciente <i>mimic_perform_non_af_001</i> , janela 18.	32
Figura 12 – Sinais de ECG e PPG sobrepostos, paciente <i>mimic_perform_af_017</i> , janela 19.	34
Figura 13 – Sinais de ECG e PPG sobrepostos, paciente <i>mimic_perform_af_017</i> , janela 20.	34
Figura 14 – Curva ROC de todas as métricas no ECG	39
Figura 15 – Curva ROC de todas as métricas no PPG	40
Figura 16 – Curva ROC pRR3,25% no ECG e PPG	41

Lista de tabelas

Tabela 1	–	Desempenho das métricas pRR do ECG com base em índices de acurácia.	36
Tabela 2	–	Desempenho das métricas pRR do PGG com base em índices de acurácia.	36
Tabela 3	–	Valores absolutos de classificação das métricas pRR do ECG	37
Tabela 4	–	Valores absolutos de classificação das métricas pRR do PPG	38

Sumário

	Lista de ilustrações	7
	Lista de tabelas	8
1	INTRODUÇÃO	10
1.1	Motivação	10
1.2	Objetivos	11
2	REFERENCIAL TEÓRICO	12
2.1	Fisiologia do Coração	12
2.2	Ciclo cardíaco	13
2.2.1	Variabilidade da frequência cardíaca	13
2.3	Eletrocardiograma	14
2.3.1	Ondas e derivações eletrocardiográficas	15
2.4	Fotopletismografia	16
2.4.1	Forma de onda do PPG	17
2.5	Relação entre o sinal de ECG e PPG	18
2.6	Parâmetros de avaliação para fibrilação atrial	19
3	METODOLOGIA	21
3.1	Base de dados dos sinais	21
3.2	NeuroKit2	21
3.3	Pré-processamento do sinais	21
3.4	Validação dos picos do sinal PPG	22
3.5	Cálculo das métricas	23
4	APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS	27
5	CONCLUSÃO	42
	REFERÊNCIAS	44

1 Introdução

As doenças cardíacas apresentam uma ampla variedade de condições que afetam a estrutura e a função do coração, e, entre elas, as arritmias destacam-se por sua prevalência e impacto clínico, sendo a fibrilação atrial (FA) a mais comum. Segundo a Sociedade Brasileira de Cardiologia et al. (2009), “A FA é uma arritmia supraventricular em que ocorre uma completa desorganização na atividade elétrica atrial, fazendo com que os átrios percam sua capacidade de contração, não gerando sístole atrial.” Nesse sentido, a FA é caracterizada por um ritmo cardíaco irregular, resultante de atividade elétrica desorganizada nos átrios.

De acordo com Go et al. (2001), estima-se que esse tipo de arritmia afetava aproximadamente 2,3 milhões de pessoas nos Estados Unidos da América em 2001 e que esse número deve crescer para mais de 5,6 milhões até 2050, com mais de 50% do indivíduos afetados com idade igual ou superior a 80 anos. Os números elevados se refletem de maneira análoga no âmbito mundial, já que a fibrilação atrial está entre as principais causas de morbidade e mortalidade no mundo (CHUGH et al., 2014), além de estar associada ao aumento de doenças cardiovasculares e renais (ODUTAYO et al., 2016).

O diagnóstico da FA é tradicionalmente realizado por meio do eletrocardiograma (ECG), exame que exige a correta colocação dos eletrodos, o que inviabiliza sua aplicação autônoma por pacientes sem conhecimento técnico. Nos últimos anos, entretanto, têm sido observados avanços significativos no uso de dispositivos vestíveis, como os *smartwatches*, que utilizam o sinal de fotopletismografia (PPG) para monitorar a atividade cardíaca (GAY; LEIJDEKKERS, 2007; KAKRIA; TRIPATHI; KITIPAWANG, 2015; KANNAN; MURUGESAN; NANDHAN, 2017). Dessa maneira, essa tecnologia pode possibilitar um rastreamento mais simples e contínuo de disfunções cardíacas, favorecendo a detecção precoce.

1.1 Motivação

A detecção precoce de doenças cardíacas, como a fibrilação atrial, é fundamental para permitir a intervenção adequada por meio de aconselhamento clínico e uso de medicamentos, aumentando as chances de sucesso do tratamento (Organização Mundial da Saúde, 2025). Entretanto, a FA em seu estágio inicial é frequentemente assintomática, o que dificulta o seu reconhecimento e atrasa o início da intervenção clínica (KEACH et al., 2015). Nesse contexto, a adoção de métodos simplificados, acessíveis e de baixo custo torna-se essencial para o diagnóstico precoce, uma vez que sua detecção antecipada permite intervenções mais eficazes e eleva a probabilidade de resposta positiva ao tratamento. Desse modo, a fotopletismografia, por ser uma técnica não invasiva, prática e economicamente

viável, surge como uma alternativa promissora para triagem e monitoramento inicial da FA, contribuindo para a identificação de episódios silenciosos da arritmia e possibilitando a implementação de medidas preventivas e terapêuticas de forma mais rápida e eficiente.

1.2 Objetivos

O objetivo central deste estudo é investigar a viabilidade do uso do sinal fotople-tismográfico como ferramenta de diagnóstico para a detecção de fibrilação atrial. Para isso, busca-se avaliar o desempenho de diferentes métricas de variabilidade da frequência cardíaca aplicadas tanto ao ECG quanto ao PPG, identificando e comparando aquelas que apresentam maior precisão na detecção de episódios desse tipo de arritmia. Desse modo, pretende-se verificar se o PPG pode ser validado como alternativa de baixo custo e maior acessibilidade quando comparado ao ECG. Além disso, o estudo objetiva avaliar o desempenho de uma métrica simples baseada nos intervalos entre batimentos e identificar, entre aqueles mais frequentemente utilizados em pesquisas anteriores, qual apresenta desempenho mais consistentes para a detecção de fibrilação atrial.

2 Referencial teórico

2.1 Fisiologia do Coração

O coração é um órgão vital que atua como bomba no sistema circulatório, possibilitando a distribuição de oxigênio e nutrientes pelos vasos sanguíneos. Ele é dividido em quatro câmaras: dois átrios e dois ventrículos, os átrios recebem o sangue que chega ao coração, enquanto os ventrículos são responsáveis por ejetá-lo para a circulação pulmonar e sistêmica. O átrio direito recebe o sangue pobre em oxigênio do corpo e o encaminha ao ventrículo direito, que o bombeia para os pulmões, onde ocorre a oxigenação. Já o átrio esquerdo recebe o sangue oxigenado dos pulmões e o envia ao ventrículo esquerdo, que o distribui por todo o organismo com força suficiente para alcançar até os tecidos mais distantes (BETTS et al., 2022).

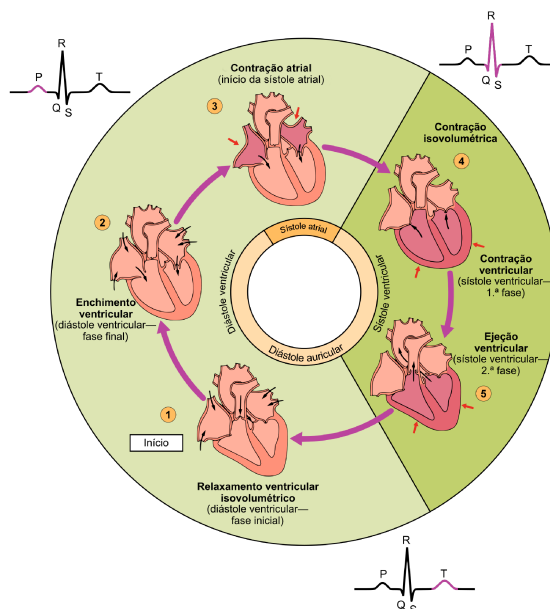
Além disso, sua estrutura é composta principalmente pela musculatura atrial e ventricular, e pelas fibras excitatórias e condutoras. Essas fibras são responsáveis pelo controle dos batimentos cardíacos, produzindo descargas elétricas rítmicas automáticas na forma de potenciais de ação, que são conduzidos pelo tecido muscular cardíaco (GUYTON; HALL, 2011).

O potencial de ação cardíaco se inicia no nó sinoatrial, as fibras desse nó, menores e com poucos filamentos contráteis, conectam-se diretamente às fibras musculares atriais, permitindo que qualquer impulso elétrico se difunda rapidamente pelo átrio. O impulso segue pelo nó atrioventricular, pelo feixe de His, ramos e rede de Purkinje, coordenando a contração sequencial das câmaras cardíacas. Esse mecanismo garante um bombeamento eficiente do sangue e, simultaneamente, regula a frequência cardíaca (FC), determinando o ritmo dos batimentos e a quantidade de sangue impulsionada para o organismo (GUYTON; HALL, 2011).

Em indivíduos com fibrilação atrial, a maneira como os impulsos elétricos se propagam pelo átrio é afetada. Na FA esses impulsos, que deveriam ser sintonizados, se tornam desordenados e múltiplos sinais passam a circular ao mesmo tempo dentro do átrio, causando contrações rápidas e irregulares. Isso faz com que os átrios percam parte de sua capacidade de bombear o sangue de forma eficiente, favorecendo a estagnação do fluxo sanguíneo e aumentando o risco de complicações, como a formação de coágulos. Essas alterações também contribuem para que o coração tenha dificuldade em manter um ritmo estável, afetando diretamente a circulação (WAKILI et al., 2011).

2.2 Ciclo cardíaco

Figura 1. Ciclo cardíaco



Fonte: Adaptado de Betts et al. (2022) (traduzido e enumerado).

O ciclo cardíaco, de acordo com Betts et al. (2022) inicia-se com a diástole, observada na etapa 1 da Figura 1, período em que átrios e ventrículos estão relaxados, permitindo o enchimento das câmaras cardíacas. Durante essa fase, o sangue flui para o átrio direito a partir das veias cavas superior e inferior e do seio coronário, enquanto o átrio esquerdo recebe sangue oxigenado das veias pulmonares. Posteriormente, como apresentado na etapa 2, os ventrículos, ainda mais relaxados, tem sua pressão diminuída abaixo da pressão dos átrios, nesse momento ocorre a abertura das válvulas atrioventriculares, fazendo com que o sangue flua para os ventrículos.

A sístole ocorre após a despolarização dos átrios e ventrículos, iniciando-se com a sístole atrial, demonstrada na etapa 3 da Figura 1 e seguida pela sístole ventricular, visualizada na etapa 4, responsável pela ejeção do sangue para a circulação pulmonar e sistêmica, conforme a etapa 5. Após a contração, os ventrículos retornam à diástole, completando o ciclo cardíaco. Esse ciclo contínuo de enchimento e ejeção determina a frequência cardíaca, regulando o ritmo dos batimentos e a quantidade de sangue bombeada pelo coração a cada minuto.

2.2.1 Variabilidade da frequência cardíaca

A frequência cardíaca, definida como o número de batimentos por minuto (BPM), é regulada principalmente pelo sistema nervoso autônomo, que atua por meio da interação

entre os ramos simpático e parassimpático. O ramo parassimpático, através do nervo vago, tende a reduzir a frequência cardíaca, promovendo respostas rápidas e adaptativas, enquanto o ramo simpático aumenta a frequência cardíaca em situações de estresse ou esforço físico (ELECTROPHYSIOLOGY, 1996; SHAFFER; GINSBERG, 2017). Além de influenciarem diretamente o ritmo cardíaco, esses sistemas também modulam a variabilidade da frequência cardíaca, que corresponde às flutuações nos intervalos entre batimentos consecutivos, sendo ampliada pela ação parassimpática e reduzida pela ação simpática.

O estudo da variabilidade da frequência cardíaca (VFC) teve início em 1965, com os trabalhos pioneiros de Hon e Lee, que identificaram variações nos intervalos entre batimentos cardíacos em recém-nascidos (HON; LEE, 1963). Desde então, a VFC vem sendo estudada como um importante indicador da função cardiovascular, refletindo a capacidade do coração de responder a estímulos fisiológicos e ambientais (YUGAR et al., 2023; ARAKAKI et al., 2023). A variabilidade da frequência cardíaca não ocorre de forma aleatória, pois reflete a capacidade do sistema cardiovascular de se ajustar a mudanças posturais, respiratórias, emocionais e ambientais. Vale ressaltar que, quando presente dentro de determinados limites, a variabilidade é considerada normal e indica um sistema cardiovascular saudável, com boa flexibilidade autonômica, enquanto valores significativamente elevados ou reduzidos podem estar relacionados a disfunções do sistema nervoso autônomo e a maior risco de eventos cardiovasculares (ELECTROPHYSIOLOGY, 1996; CAMBRI et al., 2008).

O padrão ouro para o registro da VFC é a partir do eletrocardiograma, permitindo análises nos domínios do tempo, da frequência e por métodos não lineares. Assim, pode-se analisar essa variabilidade no domínio do tempo, em que se avaliam métricas como o desvio padrão dos intervalos entre batimentos consecutivos, no domínio da frequência, no qual se examinam componentes de alta e baixa frequência relacionados à atividade autonômica, ou por métodos não lineares, que capturam padrões complexos da modulação cardíaca. Dessa forma, a VFC tem se mostrado um importante indicador, refletindo o equilíbrio autonômico, a adaptação fisiológica e o estado de saúde cardiovascular de maneira não invasiva (SHAFFER; GINSBERG, 2017).

2.3 Eletrocardiograma

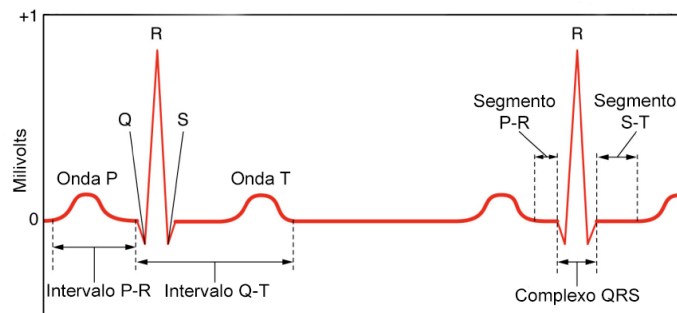
O eletrocardiograma é o registro gráfico da atividade elétrica do coração, obtido por meio de eletrodos posicionados na superfície corporal, que detectam e transmitem os sinais elétricos cardíacos (MARTIS; ACHARYA; ADELI, 2014). Esse sinal reflete a sequência de despolarizações e repolarizações das fibras cardíacas durante o ciclo cardíaco, tornando possível analisar se a contração e o relaxamento das câmaras estão ocorrendo de maneira coordenada. Dessa forma, o ECG constitui uma ponte entre os fenômenos elétricos do tecido cardíaco e a resposta mecânica de bombeamento sanguíneo.

O ECG é uma das principais ferramentas na prática clínica e científica, servindo como exame principal e complementar para o diagnóstico de diversas doenças. Por meio do ECG é possível identificar padrões normais de funcionamento e alterações que podem indicar arritmias, sobrecarga cardíaca, isquemia ou infarto (SATTAR; CHHABRA, 2023). Assim, a análise do sinal eletrocardiográfico é essencial para interpretar de forma adequada as condições fisiológicas e patológicas do sistema cardiovascular.

2.3.1 Ondas e derivações eletrocardiográficas

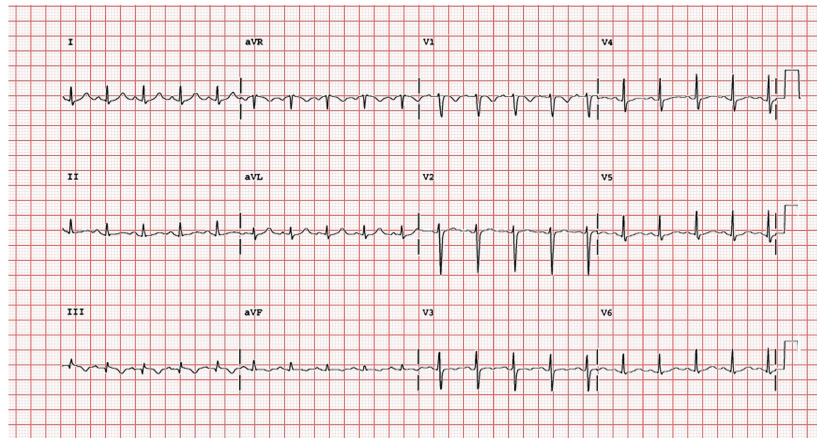
O eletrocardiograma normal é formado por ondas que refletem etapas distintas da atividade elétrica cardíaca, sendo elas a onda P, complexo QRS e a onda T. A onda P representa a despolarização atrial, que antecede a contração dos átrios. Em seguida, surge o complexo QRS, que corresponde à despolarização ventricular que antecede sua contração e por fim, a onda T que reflete a repolarização ventricular. Além dessas ondas principais, em alguns casos é possível observar a onda U, cuja origem ainda é motivo de debate, contudo, acredita-se que esteja relacionada à repolarização das fibras de Purkinje ou à repolarização tardia dos músculos papilares (SATTAR; CHHABRA, 2023).

Figura 2. Forma de onda do sinal eletrocardiográfico



Fonte: Adaptado de Betts et al. (2022). (traduzido)

Entre as ondas, conforme pode ser visualizado na Figura 2, existem segmentos e intervalos que podem fornecer informações relevantes. Por exemplo, de acordo com Guyton e Hall (2011) o intervalo P-Q ou P-R, que reflete o tempo entre o início da despolarização atrial e o início da despolarização ventricular, considerado normal é de aproximadamente 160 milissegundos. Enquanto que, o intervalo Q-T, que compreende o período de contração ventricular, normalmente possui cerca de 350 milissegundos.

Figura 3. Sinal do ECG de 12 canais

Fonte: Rosengarten e Loghum (2010).

O posicionamento dos eletrodos no corpo influencia diretamente a forma como as ondas do eletrocardiograma são visualizadas, ou seja, dependendo de onde os eletrodos estão colocados, o sinal fornece uma perspectiva distinta da atividade elétrica cardíaca, resultando em variações na amplitude e morfologia das ondas P, QRS e T. Segundo Guyton e Hall (2011), isso ocorre porque a direção da despolarização e repolarização pode estar mais ou menos alinhada com o eixo elétrico de cada derivação, o que modifica a intensidade e a polaridade das ondas observadas. Assim, enquanto uma mesma onda pode aparecer positiva em uma derivação, pode ser negativa em outra, refletindo a orientação espacial do coração em relação ao ponto de registro. Essas diferenças no sinal decorrentes das diferentes derivações do ECG podem ser visualizadas na Figura 3.

Nesse sentido, o sistema de 12 derivações do ECG é composto por diferentes combinações de eletrodos, oferecendo uma visão abrangente da atividade elétrica cardíaca. As derivações são divididas em: três derivações bipolares dos membros (I, II e III), três derivações unipolares aumentadas dos membros (aVR, aVL e aVF) e seis derivações torácicas (V1 a V6) (GUYTON; HALL, 2011).

2.4 Fotopletismografia

A fotopletismografia é uma técnica óptica não invasiva baseada na emissão e detecção de luz para monitorar variações no volume sanguíneo dos tecidos, tendo como princípio de funcionamento a interação da luz com a pele e os vasos sanguíneos. Os equipamentos utilizados para captação do sinal de PPG geralmente emitem um feixe luminoso, por meio de Diodos Emissores de Luz (LEDs), que pode atravessar, ser absorvido ou refletido pelos tecidos, neste último caso sendo registrado por um fotodetector (ALLEN, 2007). Assim, o sinal corresponde à luz refletida pelos tecidos e as oscilações observadas no sinal são decorrentes das variações de transmissão e absorção no tecido. A principal causa dessas

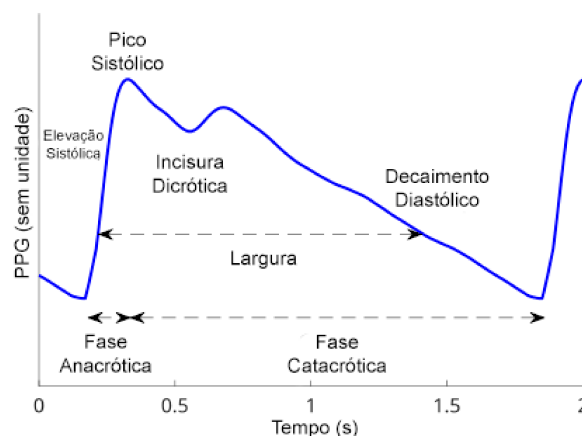
oscilações está diretamente relacionada às alterações de volume sanguíneo desencadeadas pelo ciclo cardíaco, possibilitando a identificação do pulso periférico a cada batimento.

Nesse sentido, a escolha do comprimento de onda da luz é um fator essencial na fotopletismografia, já que diferentes faixas espectrais interagem de maneira distinta com os tecidos biológicos. Entre elas, destacam-se as regiões do vermelho e do infravermelho, que apresentam maior penetração nos tecidos e menor absorção por estruturas não sanguíneas, o que favorece a detecção das variações de volume sanguíneo (JINDAL et al., 2017). As características versáteis desse sinal possibilitam a aplicação dessa técnica em diferentes contextos clínicos, por isso ela vem sendo estudada para objetivos diversos, como o monitoramento da frequência cardíaca (SAQUIB et al., 2015), a estimativa não invasiva de glicose sanguínea (HABBU; DALE; GHONGADE, 2019) e até análises da hemodinâmica (CHARLTON et al., 2022).

Apesar de sua ampla aplicabilidade, os sinais fotopletismográficos estão sujeitos a diversas fontes de ruído que podem comprometer sua qualidade e, conseqüentemente, a precisão das análises realizadas. Desse modo, entre os principais fatores, destacam-se os artefatos de movimento, que ocorrem devido ao deslocamento do sensor em relação à pele, gerando distorções significativas no sinal. Além disso, a pressão excessiva ou insuficiente do dispositivo sobre o tecido pode alterar a intensidade do sinal captado, ou podem acontecer interferências externas, como captação de luz ambiente pelo fotodetector, que pode modificar a forma de onda do sinal. Portanto, essas limitações tornam necessário o uso de técnicas para identificação desses ruídos, contudo, métodos nesse sentido ainda seguem sendo pesquisadas para obter melhores resultados (LEE et al., 2011; BASHAR et al., 2018; CHOWDHURY et al., 2018).

2.4.1 Forma de onda do PPG

Figura 4. Forma de onda do sinal pletismográfico



Fonte: Adaptado de Wikimedia Commons Contributors (2023). (traduzido)

A forma de onda do PPG, conforme visualizado na Figura 4 reflete diferentes fases do pulso cardíaco. De acordo com Allen (2007), a onda fotopletismográfica começa com a fase anacrótica, representada por uma subida rápida que corresponde ao aumento do volume sanguíneo após cada batimento, em seguida, atingem-se um pico e ocorre um declínio mais gradual, que constitui a fase catacrótica. Durante essa fase é comum observar a aparição da incisura dicrótica, um pequeno rebaixamento que indica a interação entre diferentes componentes do fluxo vascular.

Além disso, o pulso fotopletismográfico é composto por duas componentes principais: a parte pulsátil (denominada AC), associada às variações rápidas de volume sanguíneo provocadas pelo ciclo cardíaco, e a componente fixa (denominada DC), que representa a absorção constante pelos tecidos, mas pode apresentar mudanças mais graduais ligadas à respiração, regulação vasomotora e efeitos termorregulatórios (ALIAN; SHELLEY, 2014). A análise conjunta desses componentes e da morfologia da onda permite identificar alterações relacionadas ao envelhecimento e a condições cardiovasculares, uma vez que modificações na largura do pulso ou a ausência da incisura dicrótica podem estar associadas à rigidez arterial ou à perda de elasticidade vascular (PARK et al., 2021).

2.5 Relação entre o sinal de ECG e PPG

O ECG reflete a atividade elétrica do coração, capturando a despolarização e repolarização dos átrios e ventrículos, enquanto o PPG mede as variações no volume sanguíneo periférico, detectando as oscilações causadas pela pulsação arterial. Embora ambos os sinais estejam intrinsecamente relacionados ao ciclo cardíaco, eles possuem diferenças fundamentais, como o tempo de chegada do pulso (PAT, do inglês *Pulse Arrival Time*) (LIANG et al., 2018). Essa métrica corresponde ao intervalo de tempo entre a contração ventricular e a manifestação desse pulso nas artérias das extremidades dos membros superiores, já que, na maioria dos casos, o PPG é coletado no dedo do paciente.

A variabilidade da frequência do pulso (geralmente referenciado como PRV, do inglês *Pulse Rate Variability*), obtida por meio da fotopletismografia, fundamenta-se em princípios semelhantes à variabilidade da frequência cardíaca registrada pelo ECG, explicada na Seção 2.2.1. Nesse sentido, estudos mostram que os padrões de PRV acompanham de maneira próxima os padrões de VFC, indicando que a análise do pulso periférico pode fornecer informações relevantes sobre a regulação autonômica do coração (LIN et al., 2014; Kiran kumar et al., 2021; ESGALHADO et al., 2022). Dessa forma, a PRV surge como um método complementar ou alternativo à VFC para avaliar o desempenho cardíaco em determinados contextos clínicos.

Nessa mesma perspectiva, o intervalo RR do ECG corresponde ao tempo entre dois picos consecutivos do complexo QRS, refletindo diretamente o ritmo cardíaco e servindo como base para a análise da VFC. De forma análoga, o intervalo pulso a pulso do PPG representa o tempo entre picos sucessivos da onda de pulso periférico, utilizado para

avaliação do PRV. Desse modo, segundo Kiran kumar et al. (2021), devido às semelhanças entre a VFC e o PRV, ambos os métodos demonstram-se aptos a serem utilizados na investigação da variabilidade cardíaca.

2.6 Parâmetros de avaliação para fibrilação atrial

A escolha do intervalo RR como parâmetro principal para detecção de fibrilação atrial baseou-se em sua capacidade de refletir diretamente a irregularidade dos batimentos cardíacos durante a arritmia. Diversos estudos aplicam a análise desses intervalos para esse tipo de investigação (LIAN; WANG; MUESSIG, 2011; NURYANI et al., 2016; GOKANA; PHUA; LISSORGUES, 2014; FAUST et al., 2021), com destaque inclusive em estudos sobre fibrilação atrial que avaliam diferentes métricas de análise da VFC (CHRISTOV et al., 2018). Nessa condição cardíaca ocorre uma variação expressiva entre intervalos sucessivos, em contraste com o padrão mais regular do ritmo sinusal, o que reforça a adequação desse índice para a identificação de episódios de FA.

Desse modo, optou-se pela análise de métricas relacionadas à variação entre intervalos sucessivos. O primeiro parâmetro selecionado foi o pRR50, definido como a proporção de intervalos entre batimentos consecutivos que apresentam diferença igual ou superior a 50 milissegundos. Historicamente, trata-se de uma métrica de referência desde as primeiras análises sobre VFC (ELECTROPHYSIOLOGY, 1996), que permanece sendo amplamente estudada em diferentes contextos clínicos (TORRES; LÓPEZ; ORELLANA, 2008; TOMES et al., 2023). Além disso, no campo da detecção de fibrilação atrial, segundo Buś, Jędrzejewski e Guzik (2022a), o pRR50 se destacou, sendo apontado como o parâmetro mais eficaz para diagnóstico em comparação a outras métricas de VFC avaliadas.

O segundo e o terceiro parâmetros foram escolhidos por serem destacados em estudos comparativos como métricas de maior desempenho na detecção de fibrilação atrial. De acordo com Corino et al. (2017) e Eerikäinen et al. (2018), os indicadores pRR40 e pRR70, que correspondem à proporção de intervalos entre batimentos consecutivos com diferença igual ou superior a 40 ou 70 milissegundos, respectivamente, demonstraram resultados semelhantes para o diagnóstico de FA. Ademais, tais estudos evidenciam a aplicação desses parâmetros tanto no ECG quanto no PPG, o que reforça sua relevância e justifica a inclusão na presente análise.

O quarto parâmetro também foi identificado em estudos que o analisaram tanto no PPG, descrito como pRR35 (CONROY et al., 2017), quanto no ECG, apresentado como pRR31 (BUŚ; JĘDRZEJEWSKI; GUZIK, 2022b). No presente trabalho, ambos foram adaptados para pRR32, definido como a proporção intervalos entre batimentos consecutivos que apresentam diferença igual ou superior a 32 milissegundos. Vale destacar que essa adaptação foi necessária devido à frequência de amostragem dos sinais utilizados, de 125 Hz, condição que também levou à modificação dos parâmetros pRR50 e pRR70 para pRR48 e pRR72.

Por fim, o último parâmetro se diferencia dos demais pois não avalia uma diferença de tempo fixa entre intervalos consecutivos, mas uma porcentagem de diferença. Segundo Buś, Jędrzejewski e Guzik (2023), a grande questão relacionada a intervalos fixos está na desproporção dessa diferença de tempo em frequências cardíacas distintas. Em outras palavras, em uma FC baixa por exemplo 60 batimentos por minuto, a diferença de tempo entre um batimento e outro é de 1 segundo, então 50 milisegundos representaria 5% desse tempo. Enquanto que em uma FC alta de 150 BPM, que entre batimentos há cerca de 400 milisegundos, 50 milisegundos representaria 12,5%, constituindo uma grande disparidade proporcionalmente. Nesse sentido, no estudo citado, buscou-se analisar qual porcentagem poderia apresentar melhor desempenho no diagnóstico de FA, e, das métricas analisadas, pRR3,25% demonstrou melhor desempenho, por isso, foi também selecionada para análise nesse estudo.

3 Metodologia

3.1 Base de dados dos sinais

A base de dados empregada neste estudo é o MIMIC PERform AF Dataset (CHARLATON, 2023), que reúne sinais simultâneos de eletrocardiograma e fotopletismografia, coletados a partir de monitores de cabeceira em ambiente hospitalar, com frequência de amostragem de 125 Hz. Essa base de dados foi disponibilizada com o propósito de fornecer dados para o estudo da fibrilação atrial e de sua comparação com o ritmo sinusal, disponibilizando registros de 35 pacientes: 19 obtidos durante episódios de fibrilação atrial, identificados como *mimic_perform_af_(001 a 019)*, e 16 em ritmo sinusal, identificados como *mimic_perform_non_af_(001 a 016)*, todos com duração de 20 minutos.

A maioria dos registros do ECG apresenta sinais da derivação II, porém os pacientes *mimic_perform_af_005* e *mimic_perform_af_014* constam como coletados na derivação V, enquanto o paciente *mimic_perform_af_007* na derivação III. Devido a essa diferença, para evitar erros na detecção dos picos, esses três pacientes foram excluídos das análises. Os sinais dos pacientes *mimic_perform_non_af* foram todos obtidos a partir da derivação II. Dessa forma, a base final analisada compreende 32 pacientes, sendo 16 com fibrilação atrial e 16 em ritmo sinusal.

3.2 NeuroKit2

A biblioteca empregada neste estudo foi a NeuroKit2 (MAKOWSKI et al., 2021), selecionada por apresentar desempenho satisfatório na detecção de picos em sinais de ECG e PPG, conforme relatado em fóruns especializados e em artigos que comparam sua eficácia com outras bibliotecas da linguagem Python (STEVENS et al., 2024). Os códigos de funções da biblioteca Neurokit podem ser encontrados na íntegra em Makowski (2021).

3.3 Pré-processamento do sinais

Todas as manipulações dos sinais foram realizadas por meio de códigos criados em linguagem de programação *Python*, o processamento foi realizado em diferentes etapas de modo a diminuir o tempo de execução do código. O pré-processamento iniciou-se com a verificação da quantidade de pontos com valores *NaN* (do inglês, *Not a Number*) no sinal, para validar se os sinais não possuíam grandes trechos sem valor numérico atribuído, e seu preenchimento foi realizado com a função *ffill* do pacote *Pandas*, essa função preenche valores ausentes com o último valor não nulo do sinal. Após o preenchimento desses valores, os sinais de cada paciente foram divididos em janelas de 1 minuto, resultando em 20 janelas para cada um, já que cada sinal possui 20 minutos. O janelamento foi realizado

por que diversas fontes exploradas que utilizam a análise de intervalos RR o fazem em sinais de 60 segundos.

Inicialmente, foi aplicada a função *ecg_clean* no sinal de ECG, foi escolhido o uso do método *neurokit* que realiza a filtragem do sinal com o filtro passa-alta com frequência de corte de 0,5 Hz do tipo Butterworth, seguido de um filtro de rede. Uma vez que os dados foram obtidos no Centro Médico Beth Israel Deaconess, que se localiza em Boston, nos Estados Unidos, onde a frequência da rede é 60 Hz, foi utilizado o parâmetro *powerline* com valor 60. Após a filtragem, foi utilizado a função *ecg_peaks* para detectar os picos do sinal, novamente, foi escolhido o uso do método *neurokit*, esse método detecta os complexos QRS analisando a inclinação do sinal de ECG e, posteriormente, identifica os picos R como os pontos máximos dentro desses complexos.

Na última etapa do pré-processamento foi utilizado a função *ecg_quality* com o uso do método *zhao2018* (ZHAO; ZHANG, 2018), esse método classifica um trecho em três possíveis classes: *Excellent* (excelente), *Barely acceptable* (quase não aceitável) ou *Unacceptable* (inaceitável), esse método classificatório extrai índices de qualidade do sinal (SQIs) e avalia o sinal por meio de uma combinação ponderada desses índices. Vale destacar que, para as próximas etapas, todas as janelas de sinais ECG classificados como *Unacceptable* não serão utilizados nas análises. Por fim, foi gerado um arquivo excel contendo o tempo, o sinal, os picos encontrados, a classificação de cada janela e uma marcação quando um ponto foi preenchido por meio da função *ffill* e cada janela foi salva graficamente em um arquivo html, possibilitando a inspeção visual dos picos identificados.

O pré-processamento realizado para o sinal de fotopletismografia foi muito semelhante. Primeiramente, foi aplicada a função *ppg_clean*, com o método *elgendi* que aplica o mesmo tipo de filtro passa-alta aplicado no ECG e um filtro adicional passa-baixa com frequência de corte em 8 Hz. O mesmo método foi utilizado na função *ppg_peaks*, para detecção dos picos sistólicos esse método utiliza a derivada do sinal filtrado para identificar mudanças rápidas de inclinação e localiza os picos sistólicos como máximos locais que correspondem às subidas mais íngremes do sinal, o algoritmo também aplica limites de tempo mínimos entre picos consecutivos para evitar detecções falsas, mais detalhes sobre a detecção podem ser encontrados em Elgendi et al. (2013). De maneira análoga, também foi gerado um arquivo excel, porém sem a coluna de classificação do sinal, e arquivos gráficos em html para cada janela.

Os códigos criados para essa etapa podem ser encontrados em Fernanda de Carvalho Pinto (2025), na pasta “Process” com os nomes “*peak_detection_ecg.py*”, para a detecção feita no ECG, e “*peak_detection_ppg.py*”, para a detecção feita no PPG.

3.4 Validação dos picos do sinal PPG

A validação dos picos detectados no sinal de PPG foi realizada a partir da comparação com os picos identificados no ECG. Vale destacar que, embora o ECG também

apresentasse erros na detecção, sua ocorrência foi significativamente menor, uma vez que esse sinal é menos suscetível a ruídos em relação ao PPG. Além disso, para viabilizar a comparação, foi necessário alinhar previamente os sinais, considerando o deslocamento temporal existente entre eles, conforme discutido na Seção 2.5. Desse modo, esse ajuste foi definido para cada paciente por meio da sobreposição dos sinais ECG e PPG em um arquivo HTML, permitindo o deslocamento manual até que se alcançasse o alinhamento mais adequado e fosse possível determinar o tempo de defasagem.

Após a definição do deslocamento de cada um dos 32 pacientes, a validação dos picos foi realizada por meio da criação de um código que avalia o posicionamento do pico de PPG está coerente com o pico de ECG. Essa validação considerou o alinhamento entre os sinais admitindo uma margem de erro de até 10 amostras. Ao final, para posteriores avaliações, foi gerado um arquivo Excel contendo os sinais já alinhados e com a Classificação dos picos em três categorias: "TP" (*True Positive* – Verdadeiro Positivo), quando um pico detectado no ECG também era identificado no PPG; "FP" (*False Positive* – Falso Positivo), quando um pico inexistente no ECG era detectado no PPG; e "FN" (*False Negative* – Falso Negativo), quando um pico presente no ECG não era identificado no PPG. Por fim, foi gerado um arquivo contendo a quantidade de picos detectados no ECG e a quantidade detectada no PPG, além do número de picos contido em cada classificação TP, FP e FN.

$$DER = \frac{FP + FN}{N_{picos_ecg}} \quad (3.1)$$

Após a execução do código e geração da planilha final, foi calculada a taxa de erro de detecção (DER do inglês *Detection Error Rate*) dos sinais de PPG por meio da divisão entre a soma de falsos positivos e falsos negativos pelo número de picos detectados no ECG (valor real esperado de picos), conforme apresentado na Equação 3.1. Essa métrica foi escolhida pois possibilita analisar o erro levando em consideração tanto os picos não identificados como aqueles designados incorretamente (FOTOOHINASAB; HOCKING; AFGHAH, 2020).

O código criado para essa etapa pode ser encontrado em Fernanda de Carvalho Pinto (2025), com o nome "*peak_comparison.py*", na pasta "Process". A planilha final manipulada e as planilhas geradas para cada paciente também foram incluídas no repositório, na pasta "Results" com o nome "*mimic_perform_peaks_general_classification*" para a primeira e o nome "*mimic_perform_(non_) af_(001 a 019)_combined*".

3.5 Cálculo das métricas

Nessa etapa, toda a análise foi feita em torno dos sinais previamente processados, nos quais já constam as marcações de picos. Em cada janela, a decisão inicial é guiada pelo rótulo de qualidade associado àquele segmento, assim, aqueles classificados como inaceitáveis, foram registrados no arquivo final com o rótulo "*Not analyzed*" (não analisado), e

suas métricas foram registradas como valores em branco para que não interferissem nos cálculos.

Nas janelas consideradas válidas, foram extraídos os instantes temporais dos picos identificados e calculados os intervalos entre picos sucessivos, em milissegundos, correspondentes aos intervalos RR. Em seguida, calculou-se as diferenças entre intervalos consecutivos, de modo a facilitar a verificação dos parâmetros de variabilidade baseados em limiares absolutos e relativos. As métricas pRR foram então obtidas como a porcentagem de diferenças de intervalos que ultrapassam os valores definidos na Seção 2.6, ou seja, quantos intervalos consecutivos apresentam diferenças superiores a 32, 40, 48 e 72 milissegundos e, por fim, quantas superam 3,25% de diferença em relação ao intervalo RR anterior. Cada janela, válida ou descartada, foi consolidada em uma tabela contendo a identificação do paciente, o índice da janela, a classificação de qualidade e, quando aplicável, os valores das cinco métricas calculadas. Além disso, incluiu-se um campo de rótulo que pode receber o valor “não analisado”, como mencionado anteriormente, 0 para pacientes *mimic_perform_non_af* ou 1 para pacientes *mimic_perform_af*, sendo esse rótulo inserido para facilitar verificações posteriores dos resultados.

Após verificar todos os pacientes e janelas, o algoritmo consolida os registros das métricas em um único conjunto de dados e gera uma lista com os rótulos de classificação binária, distinguindo episódios com fibrilação atrial dos demais. Em seguida, a curva ROC foi gerada para cada métrica, permitindo uma comparação visual do desempenho de cada uma. Vale destacar que a curva ROC é um gráfico que apresenta o desempenho de um modelo de classificação binário por meio da relação entre a taxa de verdadeiros positivos *tpr*, no eixo X, e a taxa de falsos positivos *fpr*, no eixo Y (HOO; CANDLISH; TEARE, 2017). A função utilizada foi a *roc_curve*, proveniente da biblioteca *sklearn*, que retorna três listas de variáveis correspondendo a *tpr*, *fpr* e *thresholds* que são os valores limiares aplicados ao vetor das métricas que geraram os pares (*fpr*, *tpr*). Em outras palavras, para cada *threshold* aplicado como classificador, obtém-se a respectiva taxa de falsos positivos e taxa de verdadeiros positivos.

Além disso, a área sobre a curva (AUC) também foi calculada utilizando a função *auc*, também da biblioteca *sklearn*. Esse valor indica a capacidade do modelo de separar corretamente classes positivas e negativas, portanto, quanto mais próximo de 1, maior a habilidade discriminativa do modelo.

$$J = \text{Sensibilidade} + \text{Especificidade} - 1 \quad (3.2)$$

Desse modo, para determinar o limiar mais adequado para diferenciar indivíduos com fibrilação atrial daqueles em ritmo sinusal, foi utilizado o Índice de Youden (J), que é definido como a maior diferença entre *tpr* e *fpr*, possuindo formulação clássica conforme equação 3.2.

$$Sensibilidade = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3.3)$$

$$Especificidade = \frac{TN}{TN + FP} \quad (3.4)$$

Em que a sensibilidade corresponde à proporção de verdadeiros positivos corretamente identificados, conforme a Equação 3.3 e a especificidade representa a proporção de verdadeiros negativos corretamente classificados, conforme a Equação 3.4.

O valor do índice varia entre 0 e 1, de modo que valores próximos de 1 indicam maior capacidade discriminativa do teste, enquanto valores próximos de 0 refletem baixo poder de diferenciação. Na prática, o índice de Youden é calculado para diferentes pontos de corte aplicados à métrica em análise, e o limiar ótimo é aquele que maximiza o valor de J. Esse procedimento assegura a escolha de um ponto de equilíbrio entre sensibilidade e especificidade, maximizando o desempenho do teste diagnóstico. Em outros termos, trata-se do ponto em que se obtém a melhor relação entre uma maior detecção de verdadeiros positivos e a minimização de falsos positivos (STEFAN; PANDURU; ION, 2011).

Esse índice permite avaliar de maneira objetiva qual valor limiar aplicado à métrica apresenta o melhor desempenho discriminativo, sendo amplamente utilizado em estudos de validação de testes diagnósticos, inclusive em análises relacionadas à avaliação de FA (EERIKÄINEN et al., 2018; BUŚ; JĘDRZEJEWSKI; GUZIK, 2022b; BUŚ; JĘDRZEJEWSKI; GUZIK, 2023). Além disso, a utilização do índice de Youden contribui para a comparação entre diferentes métricas ou modalidades de sinal, fornecendo uma referência padronizada para determinar qual parâmetro oferece maior confiabilidade na detecção de arritmias.

Por fim, foram calculados o número de verdadeiros positivos, falsos positivos, falsos negativos e verdadeiros negativos para o melhor limiar identificado em cada métrica. Além disso, foram registrados o número de janelas analisadas, o limiar utilizado, o índice de Youden e os valores de sensibilidade e especificidade alcançados. Os mesmos passos foram realizados para os sinais fotopletismográficos, porém como esse sinal não possui análise de qualidade foi utilizado a classificação dos segmentos de ECG.

Na planilha gerada com as porcentagens atingidas em cada janela para cada uma das métricas, mencionada anteriormente, foram feitas manipulações manuais, para possibilitar uma análise individual dos sinais. Foram adicionadas 6 colunas tanto na planilha com análise do ECG quanto do PPG, *label_32*, *label_40*, *label_48*, *label_72* e *label_3,25* que receberam valor 1 caso a porcentagem obtida pela janela naquela métrica fosse igual ou superior ao limiar estabelecido para a mesma, classificando como FA, e valor 0 caso fosse menor que o limiar. A última coluna adicionada, denominada *General label classification*, realiza duas verificações diferentes sobre as 5 colunas de label citadas. Para um paciente *mimic_perform_non_af*, é verificado se para alguma das métricas o paciente obteve classificação 1, se sim, essa coluna retorna, se não, retorna 0. Enquanto que para pacientes

mimic_perform_af caso alguma das métricas de avaliação do paciente tenha resultado 0, essa coluna retornará 0, mas se todas tiverem com valor 1, ela retornará 1. Ou seja, o objetivo é verificar se um determinado paciente foi classificado com o rótulo correto por todas as métricas ou se em alguma deles obteve um resultado diferentes do esperado.

Os códigos criados para essa etapa podem ser encontrados em Fernanda de Carvalho Pinto (2025), com os nomes “*rr_intervals_ecg.py*”, para as análises feitas no ECG, e “*rr_intervals_ppg.py*”, para as análises feita no PPG, ambos na pasta “Process”. As planilhas geradas e manipuladas também se encontram no repositório, na pasta “Results”, com os nomes “*youden_results_all_metrics_ecg*” e “*youden_results_all_metrics_ppg*”.

4 Apresentação e discussão dos resultados

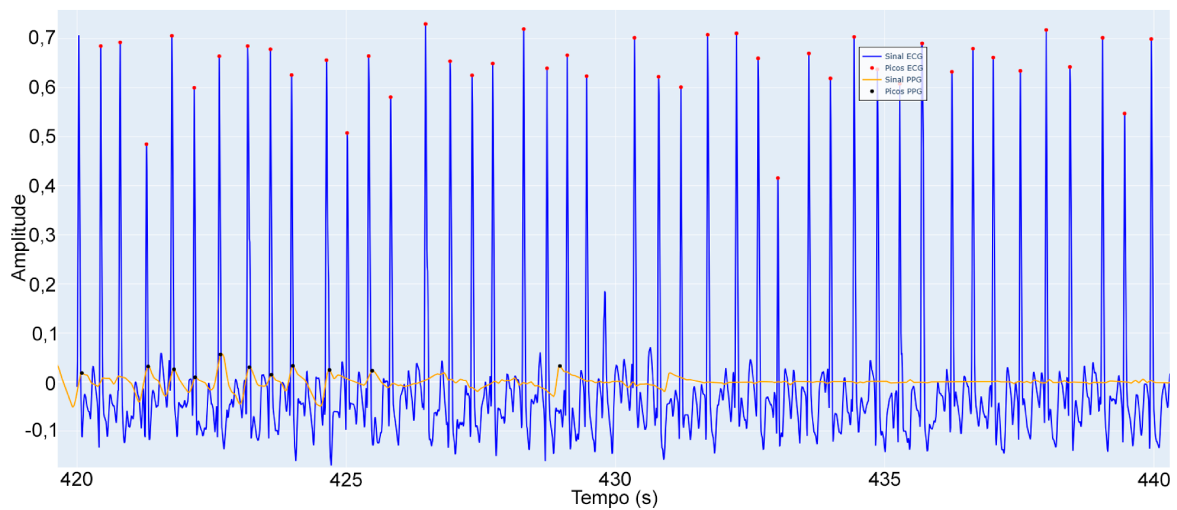
Durante o pré-processamento do sinal de ECG, em que foi feita a sua classificação conforme descrito na seção 3.3, das 640 janelas analisadas, 141 foram categorizadas como excelentes, 364 como quase não aceitáveis e 135 como inaceitáveis, sendo estas últimas desconsideradas nas etapas subsequentes de processamento.

A partir do arquivo gerado durante o processamento para validação dos picos, foi possível determinar o número de verdadeiros positivos e falsos negativos em todas as janelas.

Como resultado da comparação, em relação aos 44.331 picos detectados no ECG, um total de 39.414 picos foram corretamente detectados no PPG (verdadeiros positivos), ou seja, 4.917 não foram identificados (falsos negativos), resultando em uma taxa de verdadeiros positivos de 88,91%. Vale destacar que 2.340 picos foram erroneamente identificados (falsos positivos).

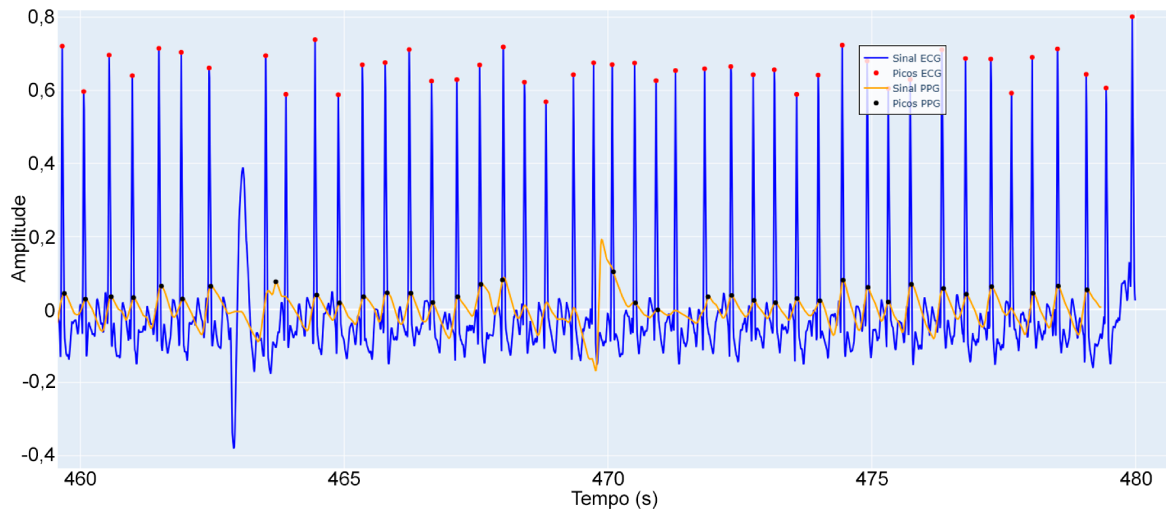
A janela que apresentou o maior número de falsos negativos (76) corresponde ao minuto 8 do paciente *mimic_perform_af_006*, em que 129 picos foram detectados no ECG, mas apenas 61 no PPG, sendo 53 considerados corretos e 8 incorretos.

Figura 5. Sinais de ECG e PPG sobrepostos, paciente *mimic_perform_af_006*, janela 8, 20 segundos iniciais.



Fonte: De autoria própria.

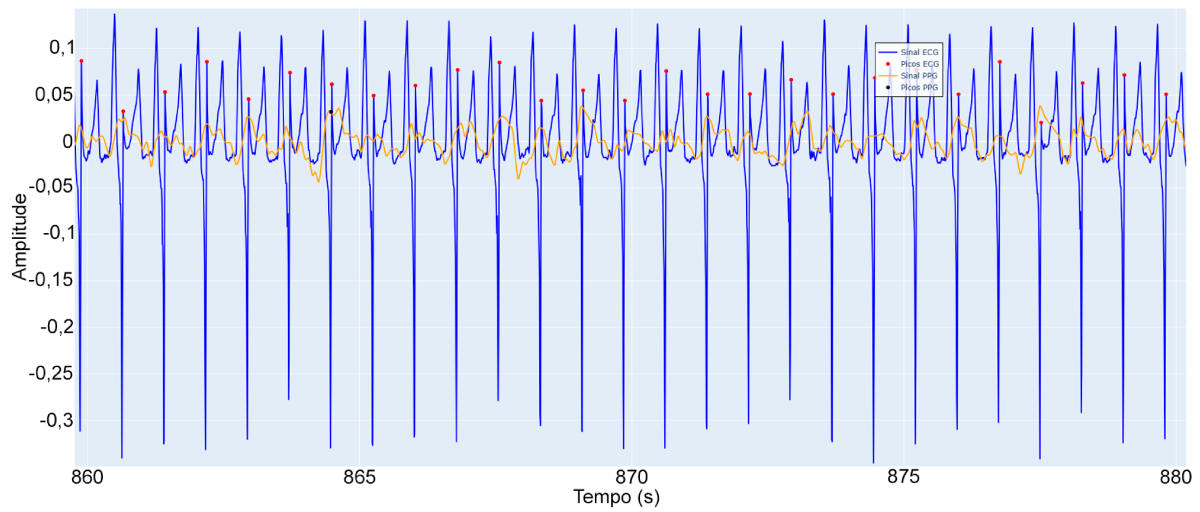
Figura 6. Sinais de ECG e PPG sobrepostos, paciente *mimic_perform_af_006*, janela 8, 20 segundos finais.



Fonte: De autoria própria.

Ao avaliar os 20 segundos iniciais dessa janela, conforme ilustrado na Figura 5, observa-se que o sinal apresenta considerável ruído, ou que o dispositivo pode ter sido parcialmente retirado do dedo, uma vez que há um trecho praticamente em linha reta. Por outro lado, na Figura 6, que exibe os últimos 20 segundos dessa mesma janela, nota-se que o sinal de PPG se apresenta mais estável e contém múltiplos picos consistentes com os registrados no eletrocardiograma.

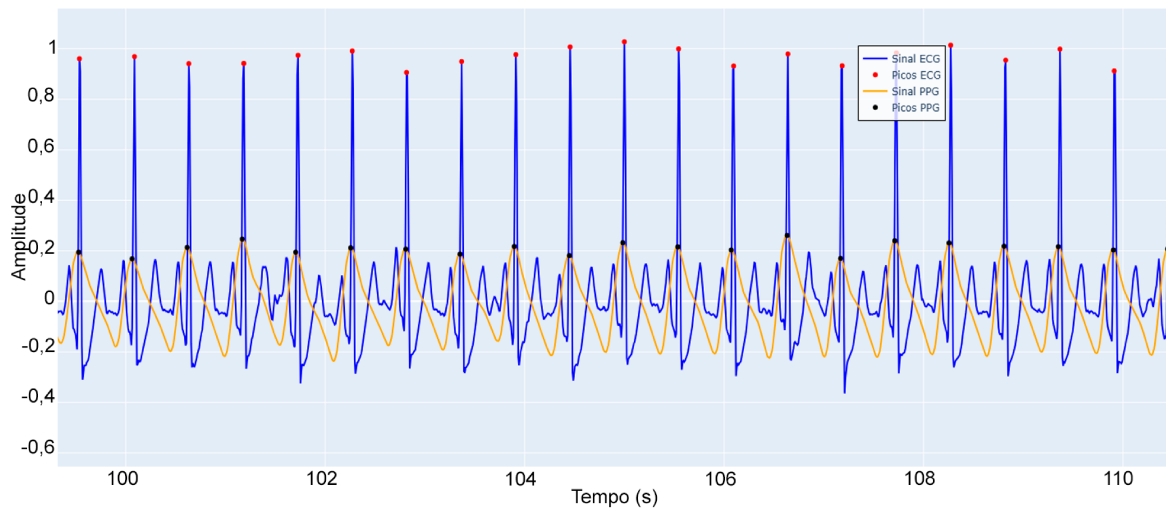
Dentro dessa mesma perspectiva, o sinal que apresentou a segunda maior quantidade de falsos negativos, que também foi o que obteve o menor número de verdadeiros positivos, corresponde à do paciente *mimic_perform_non_af_014*, especificamente na janela 15. Nessa situação, o sinal de ECG foi classificado como excelente, identificando 78 picos de forma consistente, enquanto que no sinal de PPG apenas 10 picos foram detectados, dos quais 8 foram corretamente identificados e 2 incorretos.

Figura 7. Sinais de ECG e PPG sobrepostos, paciente *mimic_perform_non_af_014*, janela 15.

Fonte: De autoria própria.

Ao observar alguns segundos desse trecho, exibido na Figura 7, percebe-se que o sinal de PPG, que não possui nenhum pico detectado no intervalo mostrado, apresenta oscilações em momentos que coincidem com os picos sistólicos. No entanto, a forma de onda não está adequada, pois não apresenta de maneira clara as fases anacrótica e catacrótica, características típicas do sinal fotopletismográfico, o que provavelmente contribuiu para a detecção mínima de picos. Dessa forma, a semelhança com os batimentos só pôde ser identificada pelo fato de os sinais de ECG e PPG terem sido apresentados de forma sobreposta, sem essa referência fornecida pelo eletrocardiograma, o trecho de PPG poderia ser facilmente interpretado apenas como ruído.

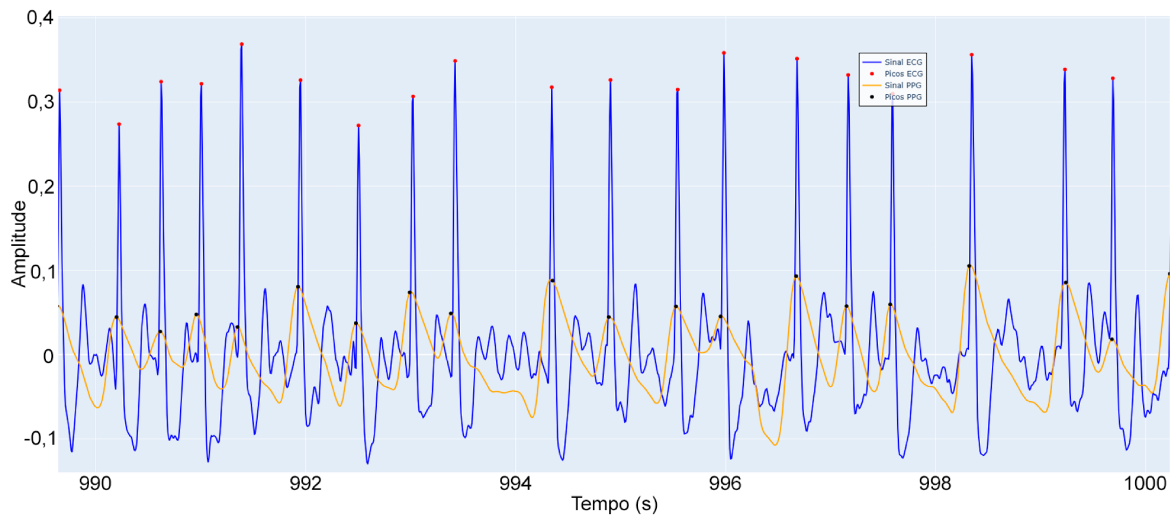
Além disso, é importante destacar que as alterações na morfologia da onda não decorrem exclusivamente de ruídos ou movimentações indevidas do equipamento, mas também de fatores fisiológicos do paciente, como a presença de doenças vasculares ou variações momentâneas na perfusão sanguínea. Mudanças na temperatura corporal, por exemplo, influenciam diretamente a circulação: o aumento da temperatura promove a dilatação dos vasos na derme, favorecendo o fluxo sanguíneo próximo à superfície da pele, enquanto a diminuição da temperatura leva à vasoconstrição, reduzindo a perfusão periférica (LIND-BLAD; EKENVALL; KLINGSTEDT, 1990). Portanto, essas condições podem dificultar a detecção dos pulsos, atenuando sua amplitude e modificando sua morfologia.

Figura 8. Sinais de ECG e PPG sobrepostos, paciente *mimic_perform_non_af_005*, janela 2.

Fonte: De autoria própria.

Nesse mesmo cenário, vale destacar que a maioria das janelas apresentaram desempenho satisfatório na detecção de picos do PPG, dos quais 52 obtiveram acerto total e outros 60 apresentaram apenas um pico não identificado, ao todo, a taxa de erro foi inferior a 10% em 72,28% dos trechos analisados, obtendo taxa de erro de detecção média de 16,88%. A Figura 8 ilustra um intervalo com duração de 10 segundos de um dos segmentos que obteve 0% de erro, nesse caso de um paciente sem fibrilação atrial. Nesse registro, observa-se uma excelente qualidade do sinal fotopletismográfico, que permite identificar cada pulso de forma clara e precisa. Além disso, a morfologia da onda está de acordo com o esperado, evidenciando de maneira nítida as diferentes fases do sinal, o que contribui para explicar a eficiência na detecção dos picos.

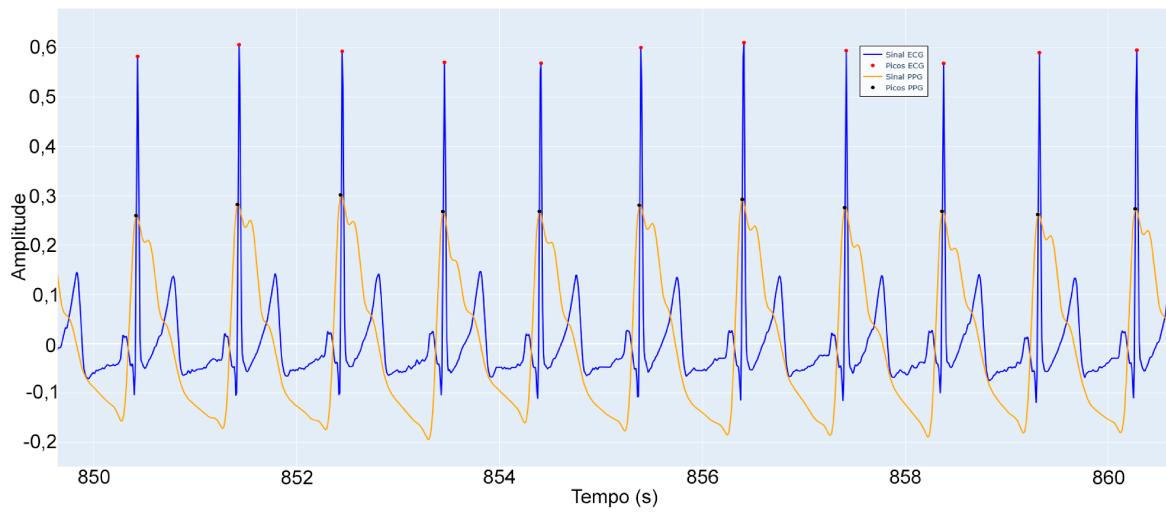
Somando-se aos pontos apresentados, esse trecho se destacou pois, entre os casos de melhor desempenho, ele apresentou a maior quantidade de picos detectados, totalizando 110 pulsos, o que indica uma frequência cardíaca mais elevada em relação a média dos demais sinais, que foi de 88 BPM. De maneira geral, levando em consideração os picos detectados no ECG, 129 trechos apresentaram valores de FC iguais ou superiores a 100, dos quais 86 fazem parte dos que obtiveram taxa de erro inferior a 10% no PPG. Desse modo, a detecção de picos no PPG parece demonstrar boa eficiência mesmo em ritmos cardíacos mais altos.

Figura 9. Sinais de ECG e PPG sobrepostos, paciente *mimic_perform_af_011*, janela 17.

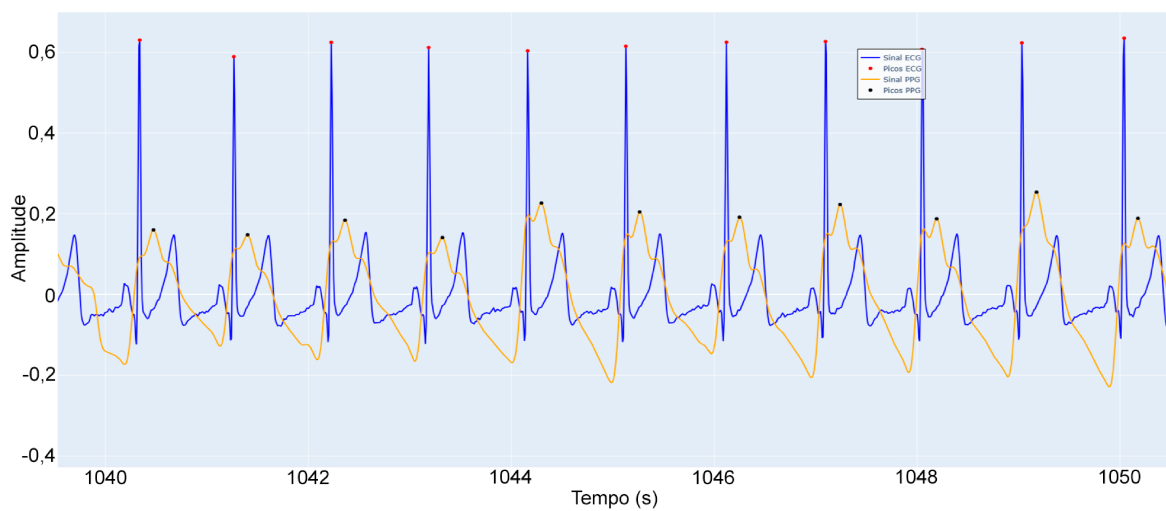
Fonte: De autoria própria.

O segundo trecho com maior número de picos detectados e detecção completa dos picos do PPG, contém 106 picos. Esse trecho, apresentado parcialmente na Figura 9, trata-se de um paciente que possui fibrilação atrial, o qual é possível perceber uma diferença nítida nos intervalos entre batimento, sendo em um momento dois batimentos bem próximos e em outro muito afastados. Analisando o sinal fotopletismográfico observa-se que os pulsos tiveram diferenças de intervalos próximas do sinal de ECG, evidenciando aspectos de variabilidade de frequência de pulsos esperados.

A maior taxa de erro de detecção obtida foi de 190,16%, na janela 18 do paciente *mimic_perform_non_af_001*. Contudo, ao avaliar individualmente esse paciente, observou-se os seguintes aspectos: todas as janelas possuem entre 58 e 70 batimentos detectados no ECG; 11 das 20 janelas obtiveram taxa de erro inferiores a 10%; 5 janelas obtiveram taxa de erro maiores que 100%, ou seja, mais picos errados do que certos. Desse modo, buscou-se comparar a principal diferença entre as janelas que obtiveram menor e maior taxa de erro desse paciente, sendo as janelas 15 e 18 respectivamente.

Figura 10. Sinais de ECG e PPG sobrepostos, paciente *mimic_perform_non_af_001*, janela 15.

Fonte: De autoria própria.

Figura 11. Sinais de ECG e PPG sobrepostos, paciente *mimic_perform_non_af_001*, janela 18.

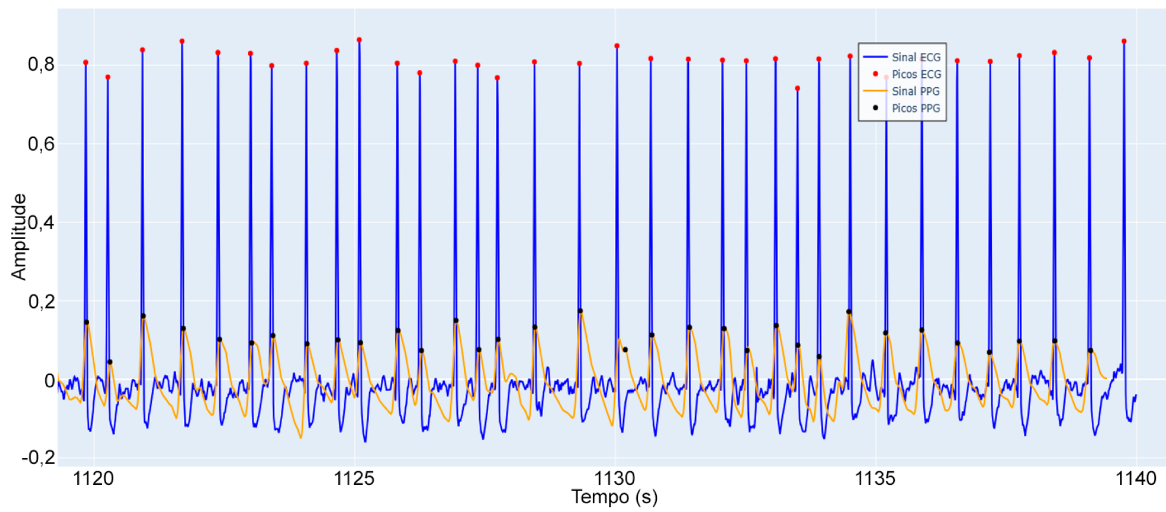
Fonte: De autoria própria.

Ao comparar as duas janelas apresentadas nas Figuras 10 e 11, que representam, nessa ordem, a menor e a maior taxa de erro, observa-se que ambas exibem pulsos do PPG em concordância com os picos do ECG. No entanto, a morfologia da onda fotopletismográfica difere entre os trechos, resultando em um deslocamento do pulso detectado no PPG em relação ao ECG visualizado na Figura 11. Assim, quando o algoritmo compara os pulsos, aqueles que estão fora da margem estabelecida são classificados como incorretos,

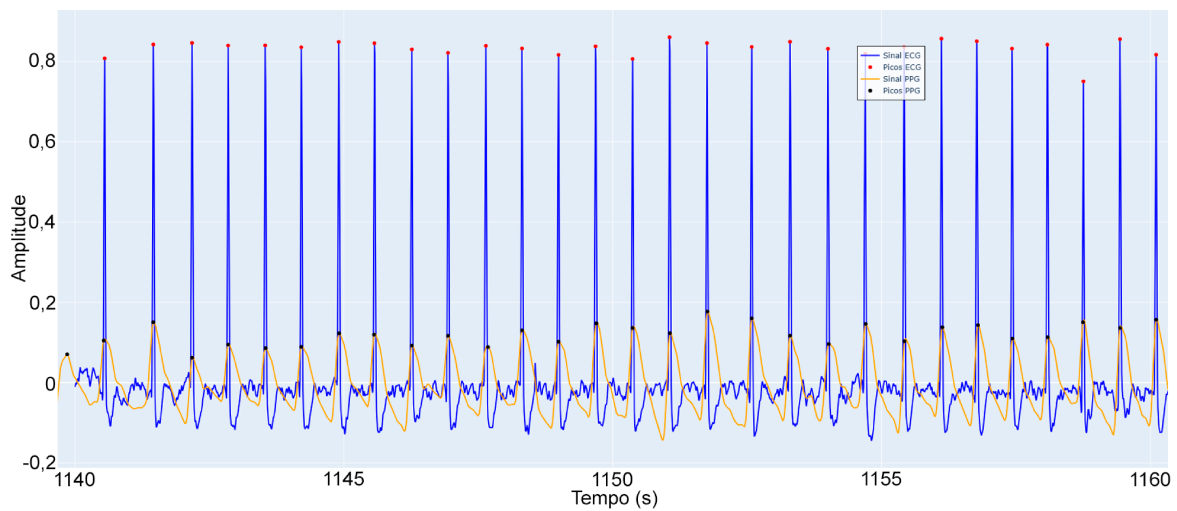
mesmo estando coerentes com os batimentos cardíacos, mas deslocados no tempo. Esse sinal evidencia uma situação que pode ter ocorrido em outros casos, contribuindo para o aumento da taxa média de erro na detecção de picos. Dessa forma, durante a detecção da fibrilação atrial, picos inicialmente classificados como incorretos na comparação com o ECG podem, na verdade, refletir corretamente a presença da arritmia, já que, como observado nesse caso, eles apenas apresentam um deslocamento temporal em relação ao ECG, mantendo a coerência com a variabilidade da frequência cardíaca.

Portanto, o contraste entre trechos de desempenho excelente e aqueles de baixa qualidade evidencia a influência direta da morfologia do sinal fotopletismográfico na acurácia da detecção automática de picos. Assim, fica evidente que registros bem definidos permitem a identificação mais precisa de cada batimento, enquanto trechos comprometidos por distorções dificultam a distinção entre ondas válidas e ruídos. Além disso, sinais de pacientes com fibrilação atrial e de pacientes sem essa arritmia apresentaram bons desempenhos, indicando que os sinais de PPG apresentam variabilidades próximas à variabilidade da frequência cardíaca.

Na etapa de comparação dos resultados das métricas nos sinais de forma individual, inicialmente, foi utilizada a planilha com as manipulações descritas na Seção 3.5. Por meio da aplicação de filtros na planilha, analisaram-se os sinais dos pacientes *mimic_perform_af* que não foram classificados como Fibrilação Atrial em pelo menos uma das métricas. Na comparação entre os trechos rotulados incorretamente no ECG e no PPG, identificou-se que apenas um trecho recebeu classificação incorreta em ambas as perspectivas, apresentando resultados equivocados em todas as métricas avaliadas. Esse trecho corresponde à janela 20 do paciente *mimic_perform_af_017*. Além disso, foi verificado que todos os demais segmentos desse paciente foram corretamente classificados no ECG e no PPG.

Figura 12. Sinais de ECG e PPG sobrepostos, paciente *mimic_perform_af_017*, janela 19.

Fonte: De autoria própria.

Figura 13. Sinais de ECG e PPG sobrepostos, paciente *mimic_perform_af_017*, janela 20.

Fonte: De autoria própria.

Dessa maneira, ao comparar o intervalo final da janela 19 com o intervalo inicial da janela 20 do paciente *mimic_perform_af_017*, apresentados nas Figuras 12 e 13, é possível observar que, na janela 19, os pulsos apresentam variações marcantes nos intervalos: em alguns momentos estão muito próximos, enquanto em outros apresentam distâncias bem maiores. Já na janela 20, os pulsos ocorrem de forma mais regular, evidenciando um sinal altamente periódico. Essa diferença entre os segmentos pode indicar o término de um

episódio de fibrilação atrial, o que levou à classificação da janela 20 como ritmo sinusal, pois ela apresenta poucos intervalos RR consecutivos com as variações características da arritmia.

Em um segundo momento, ao comparar os resultados das métricas dos pacientes *mimic_perform_non_af* que foram classificados como Fibrilação Atrial em pelo menos uma das métricas, observou-se que praticamente todas as janelas do paciente *mimic_perform_non_af_14* foram classificadas incorretamente no PPG por todas as métricas, enquanto nenhuma janela foi classificada incorretamente pelo ECG. Vale destacar que houve uma única exceção, em que apenas uma janela foi avaliada corretamente mas somente pela métrica pRR3,25%. Vale ressaltar que esse paciente obteve em uma taxa de erro média de detecção dos picos de 80,13%, obtendo valor inferior a 70% de erro em apenas uma janela.

Um trecho desse sinal foi exibido e comentado anteriormente sobre a detecção precária dos picos que obteve (Figura 7). Dessa maneira, esse segmento destaca-se novamente pela detecção incorreta de Fibrilação Atrial, evidenciando a importância de uma identificação correta dos picos para proporcionar um bom desempenho na classificação. Nesse sentido, outro trecho comentado anteriormente e apresentado na Figura 11, obteve ótima classificação, sendo identificado como ritmo sinusal por todas as métricas. Além disso, outros segmentos desse paciente que obtiveram altas taxas de erro também foram corretamente rotuladas, destacando também que, alta taxa de erro de detecção de picos não representa necessariamente um erro na classificação do trecho durante a identificação de FA.

Nesse contexto, vale salientar a necessidade de considerar mais um critério na etapa de desenvolvimento do algoritmo que não foi incorporado, a definição de um limite mínimo de picos dentro de um trecho de um minuto de sinal. A implementação desse critério serviria como uma etapa preliminar de validação da qualidade do sinal, permitindo desqualificar automaticamente segmentos que não atendam a esse requisito antes da análise para detecção de fibrilação atrial. Essa abordagem reduziria a inclusão de sinais ruidosos ou inadequados no processamento, aumentando a confiabilidade do método e minimizando classificações incorretas.

Durante nova análise da planilha que contém a comparação entre os picos detectados, foi observado que a menor frequência cardíaca identificada nos sinais de ECG foi de 48 BPM, valor compatível com limites fisiológicos. Em contrapartida, nos sinais de PPG foram encontrados trechos contendo apenas 28 ou até 10 picos em um minuto, valores completamente incompatíveis com a fisiologia humana. Esses resultados reforçam a hipótese de que a adoção de um parâmetro de corte baseado no número mínimo de picos contribuiria para filtrar sinais inválidos e aumentar a robustez do algoritmo, atribuindo mais um critério para determinar a qualidade dos dados de PPG.

Tabela 1 – Desempenho das métricas pRR do ECG com base em índices de acurácia.

Métrica	Ponto de corte	Índice de Youden	Sensibilidade	Especificidade
pRR32	65,00%	0,94239247	0,98880597	0,95358650
pRR40	55,81%	0,94563575	0,99626866	0,94936709
pRR48	52,44%	0,94239247	0,98880597	0,95358650
pRR72	35,37%	0,94612381	0,99253731	0,95358650
pRR3,25%	74,39%	0,98409849	0,99253731	0,99156118

Ao analisar os dados da Tabela 1, que apresenta os resultados obtidos dos sinais de ECG, observa-se que as métricas pRR32, pRR48 e pRR72 apresentam desempenhos muito próximos, especialmente na especificidade, que possui valores idênticos para essas três métricas. Além disso, observa-se que todas as métricas atingem índices de Youden elevados, acima de 0,94, o que demonstra uma boa capacidade de discriminação entre condições positivas e negativas. Esse comportamento indica que, no ponto de corte adequado, essas métricas mantêm um equilíbrio satisfatório entre acertos e erros na classificação.

Entre essas métricas, destaca-se a pRR40, que alcançou a maior sensibilidade, mostrando-se mais eficaz na identificação dos casos positivos. Em contrapartida, sua especificidade é ligeiramente inferior à de pRR32, pRR48 e pRR72, que demonstram maior precisão em identificar os casos negativos. Essa diferença sugere um aspecto vantajoso da pRR40 no contexto clínico de identificação de fibrilação atrial, em que a falha em detectar eventos tem impacto mais relevante do que a ocorrência de classificações incorretas.

Por outro lado, a métrica pRR3,25% se diferencia das demais por alcançar melhores resultados no índice de Youden e na especificidade. Embora sua sensibilidade seja inferior em comparação à outras métricas, ainda é elevada, resultando em um melhor equilíbrio entre a detecção correta de eventos e a minimização de falsos positivos. Esses resultados reforçam sua robustez como métrica para a análise de ECG.

Tabela 2 – Desempenho das métricas pRR do PPG com base em índices de acurácia.

Métrica	Ponto de corte	Índice de Youden	Sensibilidade	Especificidade
pRR32	70,09%	0,79520121	0,98507463	0,81012658
pRR40	60,55%	0,80217583	0,99626866	0,80590717
pRR48	57,69%	0,80315196	0,98880597	0,81434599
pRR72	40,37%	0,81061465	0,99626866	0,81434599
pRR3,25%	77,98%	0,83219976	0,99253731	0,83966245

De maneira análoga, os resultados obtidos para o PPG, apresentados na Tabela 2 indicam que, assim como no ECG, as métricas RR demonstram alta sensibilidade, com destaque para pRR40 e pRR72, que se sobressaíram em estudos prévios (CORINO et al., 2017). Contudo, a especificidade apresenta valores mais baixos, o que reduz os valores do índice de Youden para todas as métricas. Esse comportamento demonstra que, embora o

PPG detecte bem os eventos positivos, ele tem maior dificuldade em evitar classificações incorretas para casos negativos.

Entre as métricas, a pRR3,25% novamente apresenta o melhor equilíbrio, obtendo o maior índice de Youden. Desmonstrando que o uso de uma métrica percentual se mostra vantajoso, oferecendo melhora na acurácia global em relação aos demais parâmetros.

Comparando os resultados das Tabelas 1 e 2, fica evidente que o ECG apresenta desempenho superior. Enquanto seus índices de Youden superam 0,94, no PPG os valores variam entre 0,79 e 0,83, demonstrando maior precisão do ECG na distinção entre eventos verdadeiros e falsos. Essa diferença se deve principalmente à especificidade mais elevada do ECG, sugerindo que o PPG gera uma quantidade maior de falsos positivos. Esse comportamento, já discutido em seções anteriores, está associado à detecção incorreta de picos no sinal fotopletismográfico, que compromete a qualidade da análise.

Em relação à sensibilidade, as duas modalidades apresentam valores próximos, e em algumas métricas, como pRR40, pRR48 e pRR3,25%, os resultados são idênticos. No entanto, a menor especificidade do PPG compromete seu desempenho global. A métrica pRR3,25% se confirma como a mais equilibrada em ambas as modalidades, embora ainda exista uma diferença significativa entre elas, reforçando a maior confiabilidade do ECG.

Tabela 3 – Valores absolutos de classificação das métricas pRR do ECG

Métrica	TP	FP	TN	FN
pRR32	265	11	226	3
pRR40	267	12	225	1
pRR48	265	11	226	3
pRR72	266	11	226	2
pRR3,25%	266	2	235	2

A Tabela 3 apresenta os valores absolutos para o ECG. Todas as métricas mostram números elevados de verdadeiros positivos, variando entre 265 e 267, o que representa uma média de 99,18% de acertos na classificação de janelas com fibrilação atrial. Os falsos negativos permanecem baixos, evidenciando a alta capacidade do ECG em identificar corretamente os eventos. Além disso, os falsos positivos são mínimos, com destaque para a métrica pRR3,25%, que registrou apenas dois casos, confirmando sua superioridade em especificidade.

Nesse sentido, a Tabela 3 possui os valores absolutos de TP, FP, TN e FN para avaliação de todos os sinais utilizando o ponto de corte ideal conforme estabelecido na Tabela 1. Observa-se que todas as métricas alcançaram um número elevado de verdadeiros positivos, variando entre 265 e 267, o que representa uma média de 99,18% de acerto na classificação das janelas com FA. Os falsos negativos permaneceram muito baixos, evidenciando a alta capacidade do ECG em identificar corretamente os eventos. Além disso, os falsos positivos se mantiveram em níveis mínimos, com destaque para a métrica

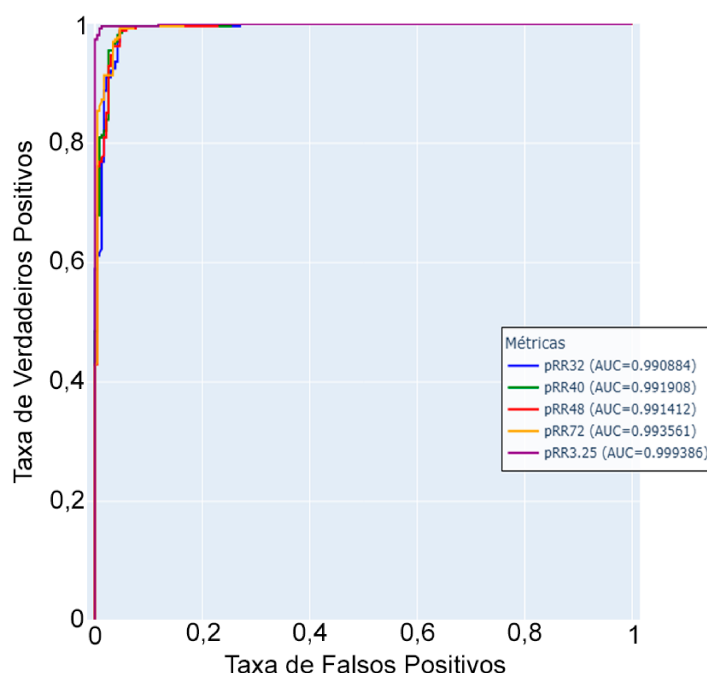
pRR3,25%, que registrou apenas dois casos, confirmando sua superioridade em termos de especificidade em relação às demais.

Tabela 4 – Valores absolutos de classificação das métricas pRR do PPG

Métrica	TP	FP	TN	FN
pRR32	264	45	192	4
pRR40	267	46	191	1
pRR48	265	44	193	3
pRR72	267	44	193	1
pRR3,25%	266	38	199	2

No caso do PPG, os resultados absolutos apresentados na Tabela 4 mostram que, embora os verdadeiros positivos também sejam altos, a quantidade de falsos positivos é significativamente maior, chegando a 46, mais de quatro vezes acima do observado no ECG. Isso demonstra que o PPG, apesar de detectar corretamente a maioria dos eventos, tende a gerar classificações incorretas com mais frequência.

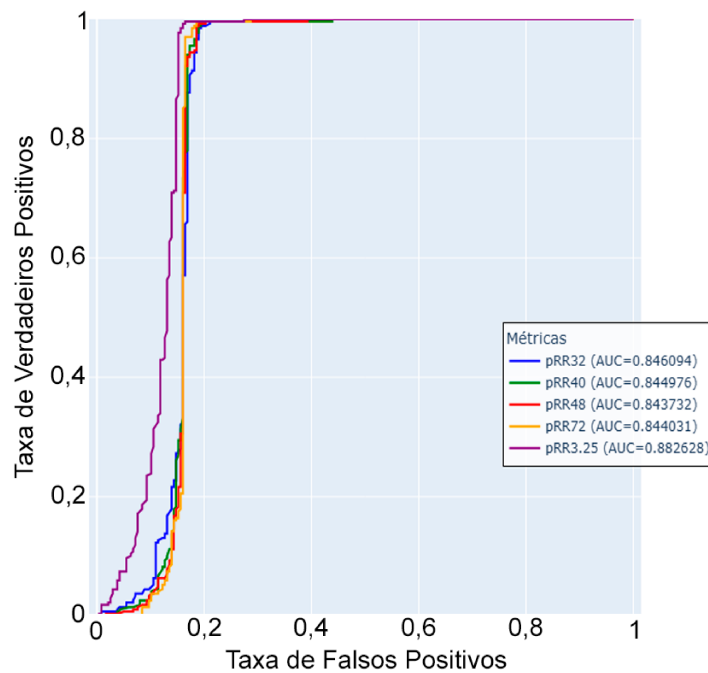
Quando comparadas diretamente, ambas as modalidades apresentam números semelhantes para verdadeiros positivos e falsos negativos, indicando boa detecção geral de eventos. Contudo, a maior ocorrência de falsos positivos no PPG compromete a precisão global. A métrica pRR3,25% mantém desempenho consistente nas duas categorias, mas os resultados confirmam que o ECG oferece maior confiabilidade, principalmente na redução de classificações incorretas.

Figura 14. Curva ROC de todas as métricas no ECG

Fonte: De autoria própria.

A Figura 14 apresenta as curvas ROC para todas as métricas aplicadas ao ECG. Observa-se um comportamento próximo ao ideal, com as curvas concentrando-se no canto superior esquerdo, evidenciando elevada capacidade de distinguir episódios de fibrilação atrial de ritmos sinusais. De acordo com Çorbacioğlu e Aksel (2023), valores de AUC iguais ou superiores a 0,9 são considerados de excelente aplicabilidade clínica. Todas as métricas do ECG alcançaram valores próximos de 1, confirmando sua eficiência mesmo diante de diferentes pontos de corte e reforçando os resultados previamente apresentados nas Tabelas 1 e 3.

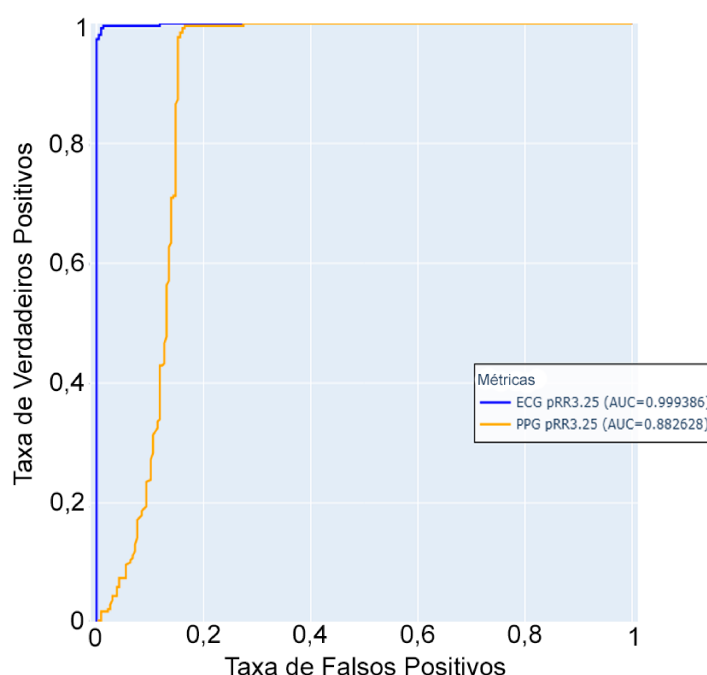
Além disso, a semelhança entre as curvas e os valores obtidos demonstra a estabilidade do ECG, indicando que mudanças na métrica ou no ponto de corte têm pouca influência sobre a acurácia global. Essa uniformidade consolida o sinal eletrocardiográfico como padrão de referência em análises comparativas, oferecendo maior segurança para cálculos de variabilidade cardíaca e detecção de fibrilação atrial.

Figura 15. Curva ROC de todas as métricas no PPG

Fonte: De autoria própria.

No caso do PPG (Figura 15), as curvas ROC indicam desempenho satisfatório, porém com maior afastamento do canto superior esquerdo quando comparadas ao ECG. Além disso, os valores de AUC permanecem aceitáveis, confirmando que o PPG possui boa capacidade discriminativa, ainda que com menor estabilidade. Dessa forma, a análise do PPG deve ser acompanhada de critérios mais rigorosos de qualidade para evitar interpretações equivocadas.

A comparação direta entre ECG e PPG evidencia a superioridade técnica do ECG, que apresentou curvas mais consistentes e AUCs mais elevados, refletindo maior precisão na detecção de fibrilação atrial. O PPG, embora menos preciso, mantém-se como uma alternativa viável em situações que demandam simplicidade na aquisição dos dados ou acompanhamento cotidiano, mesmo que com maior risco de erros de classificação.

Figura 16. Curva ROC pRR3,25% no ECG e PPG

Fonte: De autoria própria.

A Figura 16 apresenta a curva ROC de ambas as modalidades apenas para a métrica pRR3,25%, que obteve o melhor índice de Youden. Observa-se que o ECG alcança desempenho quase perfeito, com AUC de 0,999386, confirmando sua robustez como ferramenta de diagnóstico. Já o PPG obteve AUC de 0,882628, indicando uma boa capacidade discriminativa, mas com maior afastamento do canto ideal do gráfico, reflexo da sua maior sensibilidade a ruídos e variações fisiológicas. Esses resultados reforçam a aplicabilidade clínica do ECG como padrão-ouro, enquanto destacam o PPG como opção complementar, especialmente em contextos onde a facilidade de uso é um fator determinante.

Nesse sentido, em contextos de monitoramento preliminar e/ou adicional utilizando PPG, outras métricas como pRR40 e pRR72 podem se mostrar mais vantajosas, pois apresentam maior sensibilidade e, conseqüentemente, detectam um número maior de casos de fibrilação atrial, apesar de apresentarem um pequeno aumento na taxa de falsos positivos. Essa situação é aceitável em estratégias de triagem, nas quais o objetivo é identificar possíveis episódios de FA para posterior confirmação por ECG. Nesse cenário, priorizar a detecção de verdadeiros positivos, mesmo com uma pequena elevação de falsos positivos, pode melhorar a eficiência do acompanhamento contínuo e permitir intervenções precoces.

5 Conclusão

Neste trabalho, foi implementado uma forma simples de detectar fibrilação atrial e os resultados foram comparados quando implementados em sinais de ECG e PPG. Desse modo, foi evidenciado que o uso de sinais de ECG com picos anotados por um médico cardiologista representaria uma abordagem ideal, possibilitando implementar uma forma de validação dos picos detectados nessa modalidade. A disponibilidade de dados anotados permitiria uma avaliação mais precisa do desempenho dos algoritmos, servindo como referência confiável para ajustes. Esse cenário também facilitaria comparações entre diferentes métodos para confirmar o bom desempenho da biblioteca Neurokit2.

Durante a análise dos sinais de PPG, observou-se que a detecção de picos ainda apresenta limitações significativas, especialmente devido à maior sensibilidade do sinal a ruídos externos e variações fisiológicas. Essas dificuldades resultam em aumento de falsos positivos e menor especificidade, comprometendo a precisão global da classificação. Dessa forma, torna-se evidente a necessidade de aprimorar os algoritmos de detecção, utilizando técnicas avançadas de filtragem, correção de artefatos e validação da qualidade do sinal antes de sua aplicação em métricas derivadas.

Além disso, uma característica importante que deveria ter sido considerada é a definição de um número mínimo de picos por janela de análise como critério preliminar de validação. A implementação desse parâmetro permitiria a exclusão de segmentos ruidosos, evitando que dados de baixa qualidade comprometessem a detecção de fibrilação atrial. Esse procedimento funcionaria como uma etapa adicional de qualificação, assegurando que apenas trechos com frequência cardíaca dentro de um intervalo aceitável fossem utilizados no cálculo das métricas, o que contribuiria para maior precisão e consistência dos resultados.

Outro aspecto relevante identificado foi o impacto do deslocamento temporal entre registros, que gerou erros significativos na validação da detecção de picos, resultando em uma taxa de erro média maior devido a comparação com sinais ECG. Pequenos atrasos ou diferenças na sincronização interferiram diretamente nos resultados, já que o deslocamento dos sinais foi feito de maneira manual por paciente de modo a adequar o maior números de picos possíveis com os picos do ECG, mas sem uma precisão perfeita ou individual por janela. Esse efeito reforça a importância de melhorar as estratégias de alinhamento temporal de maneira individualizada por trecho em casos de comparação de picos do PPG com os picos de ECG como foi feito neste trabalho.

A análise comparativa entre ECG e PPG demonstra claramente a superioridade do ECG na detecção de fibrilação atrial utilizando intervalos RR. Esse melhor desempenho é evidenciado por índices de Youden mais elevados, maior especificidade e curvas ROC mais consistentes. Embora ambas as modalidades apresentem sensibilidade similar e nú-

meros próximos de verdadeiros positivos e falsos negativos, o ECG se destaca pela menor ocorrência de falsos positivos, garantindo maior precisão global. Além disso, entre as métricas avaliadas, a pRR3,25% se mostrou a mais equilibrada em ambas as modalidades, confirmando sua robustez e consistência nos diferentes sinais analisados.

Por outro lado, o PPG apresentou desempenho satisfatório, mas com maior variabilidade nas curvas ROC e nos valores de AUC, refletindo sua maior sensibilidade a ruídos externos e instabilidades fisiológicas. Essa característica evidencia a necessidade de critérios rigorosos de qualidade na análise do PPG para evitar interpretações equivocadas. Apesar de menos preciso que o ECG, o PPG demonstra ter aplicabilidade clínica, podendo ser uma alternativa prática em contextos que priorizam simplicidade e facilidade de aquisição. Nesse sentido, métricas que apresentam maior taxa de detecção de casos positivos, com um pequeno aumento de falsos positivos, como pRR40 ou pRR72, podem ser vantajosas para identificação preliminar de fibrilação atrial, permitindo que episódios suspeitos sejam identificados para posterior confirmação por ECG.

Desse modo, os principais resultados indicam que, embora o ECG apresente desempenho superior e maior robustez, o PPG apresenta potencial para ser uma alternativa viável para essa detecção. Para trabalhos futuros, busca-se aprimorar os algoritmos de detecção de picos, estabelecer validação automática baseada em critérios mínimos de qualidade, e, quando possível, utilizar bases de dados anotadas para refinamento de parâmetros. Essas estratégias podem reduzir erros de classificação, aumentar a confiabilidade do PPG e expandir sua aplicação clínica, tornando-o um complemento valioso ao ECG na detecção e monitoramento de fibrilação atrial.

Por fim, para fortalecer a validade e a generalização dos resultados apresentados neste estudo, torna-se fundamental avaliar uma base de dados mais ampla, envolvendo sinais de um maior número de pacientes e diferentes condições fisiológicas. A ampliação do conjunto de dados permitiria testar a robustez dos algoritmos de detecção de fibrilação atrial em cenários mais variados, aprimorar o ajuste de métricas e limiares, e validar a consistência das análises tanto para ECG quanto para PPG. Essa abordagem contribuiria para consolidar a confiabilidade e ampliar a aplicabilidade clínica dos métodos investigados.

Referências

- ALIAN, A. A.; SHELLEY, K. H. Photoplethysmography. *Best Practice & Research Clinical Anaesthesiology*, v. 28, n. 4, p. 395–406, 2014. ISSN 1521-6896. Hemodynamic Monitoring Devices. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.bpa.2014.08.006>>.
- ALLEN, J. Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement. *Physiological Measurement*, v. 28, n. 3, p. R1, fev 2007. Disponível em: <<https://doi.org/10.1088/0967-3334/28/3/R01>>.
- ARAKAKI, X. et al. The connection between heart rate variability (hrv), neurological health, and cognition: A literature review. *Frontiers in Neuroscience*, v. 17, 2023. ISSN 1662-453X. Disponível em: <<https://doi.org/10.3389/fnins.2023.1055445>>.
- BASHAR, S. K. et al. Developing a novel noise artifact detection algorithm for smartphone ppg signals: Preliminary results. In: *2018 IEEE EMBS International Conference on Biomedical & Health Informatics (BHI)*. [s.n.], 2018. p. 79–82. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/BHI.2018.8333374>>.
- BETTS, J. G. et al. *Anatomy and Physiology*. 2. ed. Houston, Texas: OpenStax, 2022.
- BUŚ, S.; JĘDRZEJEWSKI, K.; GUZIK, P. Impact of electrocardiogram length on diagnostic properties of heart rate variability indices in atrial fibrillation detection. In: *2022 12th Conference of the European Study Group on Cardiovascular Oscillations (ESGCO)*. [s.n.], 2022. p. 1–2. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/ESGCO55423.2022.9931356>>.
- BUŚ, S.; JĘDRZEJEWSKI, K.; GUZIK, P. Statistical and diagnostic properties of prrx parameters in atrial fibrillation detection. *Journal of Clinical Medicine*, v. 11, n. 19, 2022. ISSN 2077-0383. Disponível em: <<https://doi.org/10.3390/jcm11195702>>.
- BUŚ, S.; JĘDRZEJEWSKI, K.; GUZIK, P. A new approach to detecting atrial fibrillation using count statistics of relative changes between consecutive rr intervals. *Journal of Clinical Medicine*, v. 12, n. 2, 2023. ISSN 2077-0383. Disponível em: <<https://doi.org/10.3390/jcm12020687>>.
- CAMBRI, L. et al. Variabilidade da frequência cardíaca e controle metabólico. *Arquivos Sanny de Pesquisas em Saúde*, v. 1, p. 73–83, 2008. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/258046879_Variabilidade_da_frequencia_cardiaca_e_controle_metabolico>.
- CHARLATON, P. H. *MIMIC PERform AF Dataset*. 2023. Disponível em: <<https://ppg-beats.readthedocs.io/en/latest/datasets/mimic-perform-af/>>. Acesso em: 10 jul. 2025.
- CHARLTON, P. H. et al. Assessing hemodynamics from the photoplethysmogram to gain insights into vascular age: a review from vascagenet. *American Journal of Physiology*, v. 322, p. H493–H522, 2022. Disponível em: <<https://doi.org/10.1152/ajpheart.00392.2021>>.

CHOWDHURY, S. S. et al. Real-time robust heart rate estimation from wrist-type ppg signals using multiple reference adaptive noise cancellation. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, v. 22, n. 2, p. 450–459, 2018. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/JBHI.2016.2632201>>.

CHRISTOV, I. et al. Ranking of the most reliable beat morphology and heart rate variability features for the detection of atrial fibrillation in short single-lead ecg. *Physiological Measurement*, IOP Publishing, v. 39, n. 9, p. 094005, sep 2018. Disponível em: <<https://doi.org/10.1088/1361-6579/aad9f0>>.

CHUGH, S. S. et al. Worldwide epidemiology of atrial fibrillation. *Circulation*, v. 129, n. 8, p. 837–847, 2014. Disponível em: <<https://doi.org/10.1161/CIRCULATIONAHA.113.005119>>.

CONROY, T. et al. Detection of atrial fibrillation using an earlobe photoplethysmographic sensor. *Physiological Measurement*, IOP Publishing, v. 38, n. 10, p. 1906, sep 2017. Disponível em: <<https://doi.org/10.1088/1361-6579/aa8830>>.

ÇORBACIOĞLU, Ş. K.; AKSEL, G. Receiver operating characteristic curve analysis in diagnostic accuracy studies: A guide to interpreting the area under the curve value. *Turkish Journal of Emergency Medicine*, v. 23, n. 4, p. 195–198, 2023. Disponível em: <https://doi.org/10.4103/tjem.tjem_182_23>.

CORINO, V. D. A. et al. Detection of atrial fibrillation episodes using a wristband device. *Physiological Measurement*, IOP Publishing, v. 38, n. 5, p. 787, apr 2017. Disponível em: <<https://doi.org/10.1088/1361-6579/aa5dd7>>.

EERIKÄINEN, L. M. et al. Comparison between electrocardiogram- and photoplethysmogram-derived features for atrial fibrillation detection in free-living conditions. *Physiological Measurement*, IOP Publishing, v. 39, n. 8, p. 084001, aug 2018. Disponível em: <<https://doi.org/10.1088/1361-6579/aad2c00>>.

ELECTROPHYSIOLOGY, T. F. of the European Society of Cardiology the North American Society of P. Heart rate variability: Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use. *Circulation*, v. 93, n. 5, p. 1043–1065, 1996. Disponível em: <<https://doi.org/10.1161/01.CIR.93.5.1043>>.

ELGENDI, M. et al. Systolic peak detection in acceleration photoplethysmograms measured from emergency responders in tropical conditions. *PLoS ONE*, v. 8, n. 10, 2013. Disponível em: <<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0076585>>.

ESGALHADO, F. et al. Peak detection and hrv feature evaluation on ecg and ppg signals. *Symmetry*, v. 14, n. 6, 2022. ISSN 2073-8994. Disponível em: <<https://doi.org/10.3390/sym14061139>>.

FAUST, O. et al. Automated arrhythmia detection based on rr intervals. *Diagnostics*, v. 11, n. 8, 2021. ISSN 2075-4418. Disponível em: <<https://doi.org/10.3390/diagnostics11081446>>.

Fernanda de Carvalho Pinto. *PPG_vs_ECG_AF_Detect_RR_Intervals*. 2025. GitHub. Disponível em: <https://github.com/fcarvalhop/PPG_vs_ECG_AF_Detect_RR_Intervals.git>. Acesso em: 11 set. 2025.

FOTOOHINASAB, A.; HOCKING, T.; AFGHAH, F. A graph-constrained changepoint detection approach for ecg segmentation. In: *2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)*. [s.n.], 2020. p. 332–336. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/EMBC44109.2020.9175333>>.

GAY, V.; LEIJDEKKERS, P. A health monitoring system using smart phones and wearable sensors. *International Journal of ARM*, v. 8, 07 2007. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/228343525_A_health_monitoring_system_using_smart_phones_and_wearable_sensors>.

GO, A. S. et al. Prevalence of diagnosed atrial fibrillation in adults: National implications for rhythm management and stroke prevention: the anticoagulation and risk factors in atrial fibrillation (atria) study. *JAMA*, v. 285, n. 18, p. 2370–2375, 2001. Disponível em: <<https://doi.org/10.1001/jama.285.18.2370>>.

GOKANA, V.; PHUA, C. T.; LISSORGUES, G. Automatic detection of atrial fibrillation using rr interval from ecg signals. In: GOH, J. (Ed.). *The 15th International Conference on Biomedical Engineering*. Cham: Springer International Publishing, 2014. p. 215–218. ISBN 978-3-319-02913-9. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-02913-9_55>.

GUYTON, A. C.; HALL, J. E. *Tratado de Fisiologia Médica*. 12. ed. São Paulo: Saunders, 2011.

HABBU, S.; DALE, M.; GHONGADE, R. Estimation of blood glucose by non-invasive method using photoplethysmography. *Sādhana*, v. 44, n. 135, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s12046-019-1118-9>>.

HON, E. H.; LEE, S. T. Electronic evaluation of the fetal heart rate: Viii. patterns preceding fetal death, further observations. *American Journal of Obstetrics and Gynecology*, v. 87, n. 18, p. 814–826, 1963.

HOO, Z. H.; CANDLISH, J.; TEARE, D. What is an roc curve? *Emergency Medicine Journal*, British Association for Accident and Emergency Medicine, v. 34, n. 6, p. 357–359, 2017. ISSN 1472-0205. Disponível em: <<https://doi.org/10.1136/emmermed-2017-206735>>.

JINDAL, G. D. et al. Photoplethysmography and its clinical application. *Journal of Medical Sciences*, v. 4, n. 2, p. 89–96, abr-jun 2017. Disponível em: <<https://doi.org/10.5005/jp-journals-10036-1146>>.

KAKRIA, P.; TRIPATHI, N. K.; KITIPAWANG, P. A real-time health monitoring system for remote cardiac patients using smartphone and wearable sensors. *International Journal of Telemedicine and Applications*, v. 2015, n. 1, p. 373474, 2015. Disponível em: <<https://doi.org/10.1155/2015/373474>>.

KANNAN, U.; MURUGESAN, S.; NANDHAN, D. Heart rate monitoring system through fingertip using arduino. In: *Third National Conference on Recent Advancements in VLSI, Signal Processing & Communication (RAVSC 2017)*. [S.l.: s.n.], 2017. ISSN 2278-0181.

KEACH, J. W. et al. Early detection of occult atrial fibrillation and stroke prevention. *Heart*, BMJ Publishing Group Ltd, v. 101, n. 14, p. 1097–1102, 2015. ISSN 1355-6037. Disponível em: <<https://doi.org/10.1136/heartjnl-2015-307588>>.

Kiran kumar, C. et al. Association of heart rate variability measured by rr interval from ecg and pulse to pulse interval from photoplethysmography. *Clinical Epidemiology and Global Health*, v. 10, p. 100698, 2021. ISSN 2213-3984. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.cegh.2021.100698>>.

LEE, Y.-K. et al. Noise reduction of ppg signals using a particle filter for robust emotion recognition. In: *2011 IEEE International Conference on Consumer Electronics - Berlin (ICCE-Berlin)*. [s.n.], 2011. p. 202–205. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/ICCE-Berlin.2011.6031807>>.

LIAN, J.; WANG, L.; MUESSIG, D. A simple method to detect atrial fibrillation using rr intervals. *The American Journal of Cardiology*, v. 107, n. 10, p. 1494–1497, 2011. ISSN 0002-9149. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.amjcard.2011.01.028>>.

LIANG, Y. et al. Hypertension assessment via ecg and ppg signals: An evaluation using mimic database. *Diagnostics*, v. 8, n. 3, 2018. ISSN 2075-4418. Disponível em: <<https://doi.org/10.3390/diagnostics8030065>>.

LIN, W.-H. et al. Comparison of heart rate variability from ppg with that from ecg. In: ZHANG, Y.-T. (Ed.). *The International Conference on Health Informatics*. Cham: Springer International Publishing, 2014. p. 213–215. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-03005-0_54>.

LINDBLAD, L. E.; EKENVALL, L.; KLINGSTEDT, C. Neural regulation of vascular tone and cold induced vasoconstriction in human finger skin. *Journal of the Autonomic Nervous System*, v. 30, n. 2, p. 169–173, 1990. ISSN 0165-1838. Disponível em: <[https://doi.org/10.1016/0165-1838\(90\)90141-5](https://doi.org/10.1016/0165-1838(90)90141-5)>.

MAKOWSKI, D. *Neurophysiological Data Analysis with NeuroKit2*. 2021. Neurokit. Disponível em: <<https://neuropsychology.github.io/NeuroKit/>>. Acesso em: 12 jul. 2025.

MAKOWSKI, D. et al. NeuroKit2: A python toolbox for neurophysiological signal processing. *Behavior Research Methods*, Springer Science and Business Media LLC, v. 53, n. 4, p. 1689–1696, feb 2021. Disponível em: <<https://doi.org/10.3758/s13428-020-01516-y>>.

MARTIS, R. J.; ACHARYA, U. R.; ADELI, H. Current methods in electrocardiogram characterization. *Computers in Biology and Medicine*, v. 48, p. 133–149, 2014. ISSN 0010-4825. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2014.02.012>>.

NURYANI, N. et al. Rr-interval variance of electrocardiogram for atrial fibrillation detection. *Journal of Physics: Conference Series*, IOP Publishing, v. 776, n. 1, p. 012105, nov 2016. Disponível em: <<https://doi.org/10.1088/1742-6596/776/1/012105>>.

ODUTAYO, A. et al. Atrial fibrillation and risks of cardiovascular disease, renal disease, and death: systematic review and meta-analysis. *BMJ*, BMJ Publishing Group Ltd, v. 354, 2016. Disponível em: <<https://doi.org/10.1136/bmj.i4482>>.

Organização Mundial da Saúde. *Cardiovascular diseases (CVDs)*. 2025. Disponível em: <[https://www.who.int/en/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-\(cvds\)](https://www.who.int/en/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds))>. Acesso em: 23 ago. 2025.

PARK, J. et al. Photoplethysmogram analysis and applications: An integrative review. *Frontiers in Physiology*, v. 12, n. 808451, 2021. Disponível em: <<https://doi.org/10.3389/fphys.2021.808451>>.

ROSENGARTEN, M.; LOGHUM, B. S. V. *Rhythm Puzzles*. 2010. Disponível em: <https://en.ecgpedia.org/wiki/Rhythm_Puzzles>. Acesso em: 21 ago. 2025.

SAQUIB, N. et al. Measurement of heart rate using photoplethysmography. In: *2015 International Conference on Networking Systems and Security (NSysS)*. [s.n.], 2015. p. 1–6. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/NSysS.2015.7043525>>.

SATTAR, Y.; CHHABRA, L. *Electrocardiogram*. 2023. National Library of Medicine. Disponível em: <<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK549803/>>. Acesso em: 20 ago. 2025.

SHAFFER, F.; GINSBERG, J. P. An overview of heart rate variability metrics and norms. *Frontiers in Public Health*, v. 5, 2017. Disponível em: <<https://doi.org/10.3389/fpubh.2017.00258>>.

Sociedade Brasileira de Cardiologia et al. Diretrizes brasileiras de fibrilação atrial. *Arquivos Brasileiros de Cardiologia*, v. 92, n. 6 supl.1, p. 1–39, 2009.

STEFAN, M.; PANDURU, N.; ION, D. Estimation of youden index and its associated optimal cut-point when the parameters of gamma biomarkers are estimated by the method of moments. *Proceedings of the Romanian Academy - Series A: Mathematics, Physics, Technical Sciences, Information Science*, v. 12, n. 4, p. 269–276, 2011. Disponível em: <<https://doi.org/10.1002/bimj.200410135>>.

STEVENS, G. et al. A guide to measuring heart and respiratory rates based on off-the-shelf photoplethysmographic hardware and open-source software. *Sensors*, v. 24, n. 12, 2024. ISSN 1424-8220. Disponível em: <<https://doi.org/10.3390/s24123766>>.

TOMES, C. et al. Incorporation of heart rate variability into police tactical group small unit tactics selection. In: *Poster session presented at American Physiological Summit 2023, California, United States*. [s.n.], 2023. Disponível em: <<https://www.physiology.org/professional-development/meetings-events/american-physiology-summit-2023?SSO=Y>>.

TORRES, B. de la C.; LÓPEZ, C. L.; ORELLANA, J. N. Analysis of heart rate variability at rest and during aerobic exercise: a study in healthy people and cardiac patients. *British Journal of Sports Medicine*, British Association of Sport and Exercise Medicine, v. 42, n. 9, p. 715–720, 2008. ISSN 0306-3674. Disponível em: <<https://doi.org/10.1136/bjsm.2007.043646>>.

WAKILI, R. et al. Recent advances in the molecular pathophysiology of atrial fibrillation. *The Journal of Clinical Investigation*, The American Society for Clinical Investigation, v. 121, n. 8, p. 2955–2968, 8 2011. Disponível em: <<https://doi.org/10.1172/JCI46315>>.

Wikimedia Commons Contributors. *File:Photoplethysmogram (PPG) pulse wave.svg*. 2023. Wikimedia Commons. Disponível em: <[https://commons.wikimedia.org/w/index.php?title=File:Photoplethysmogram_\(PPG\)_pulse_wave.svg&oldid=723172747](https://commons.wikimedia.org/w/index.php?title=File:Photoplethysmogram_(PPG)_pulse_wave.svg&oldid=723172747)>. Acesso em: 21 ago. 2025.

YUGAR, L. B. T. et al. The role of heart rate variability (hrv) in different hypertensive syndromes. *Diagnostics*, v. 13, n. 4, 2023. ISSN 2075-4418. Disponível em: <<https://doi.org/10.3390/diagnostics13040785>>.

ZHAO, Z.; ZHANG, Y. Sqi quality evaluation mechanism of single-lead ecg signal based on simple heuristic fusion and fuzzy comprehensive evaluation. *Frontiers in Physiology*, v. 9, 2018. ISSN 1664-042X. Disponível em: <<https://doi.org/10.3389/fphys.2018.00727>>.