



UNIVERSIDADE ESTADUAL DE SANTA CRUZ

JOÃO VICTOR SOUSA DA SILVA

Aplicação de redes neurais para detecção de arritmia ventricular

ILHÉUS - BAHIA

2025

João Victor Sousa da Silva

Aplicação de redes neurais para detecção de arritmia ventricular

Trabalho de Conclusão de Curso
submetido à Universidade Estadual
de Santa Cruz como requisito parcial
para obtenção do grau de Bacharel em
Ciência de Computação.

Orientador: Prof. Me. Otacílio José
Pereira

ILHÉUS - BAHIA
2025

João Victor Sousa da Silva

Aplicação de redes neurais para detecção de arritmia ventricular

Trabalho de Conclusão de Curso submetido à Universidade Estadual de Santa Cruz como requisito parcial para obtenção do grau de Bacharel em Ciência de Computação.

Ilhéus, Dezembro de 2025.

Orientador: Prof. Me. Otacílio José Pereira
Universidade Estadual de Santa Cruz

Prof^a. M^a. Luenne Nailam Sousa Nascimento
Universidade Estadual de Santa Cruz

Prof. Dr. Jauberth Weyll Abijaude
Universidade Estadual de Santa Cruz

Agradecimentos

Gostaria de agradecer a Deus e a minha família; em especial minha mãe, Marly, meu pai, Isaías cujo apoio foi fundamental não apenas na graduação, mas em toda a minha jornada. Agradeço também a minhas irmãs que foram e são grandes amigas.

Agradeço também ao meu orientador, Prof. Me. Otacílio, que foi fundamental para a conclusão deste trabalho. Agradeço pelos ensinamentos, apoio e pelo encorajamento, não só neste projeto.

Agradeço também aos professores da UESC que contribuíram para a minha formação. Agradeço aos projetos, desafios e ensinamentos passados. E eu não poderia deixar de agradecer, também, a todos os professores que tive que foram fundamentais na minha jornada até a graduação.

E por fim, aos amigos que fiz e a todas as conversas, discussões e que tivemos.

RESUMO

O trabalho focou na aplicação de modelos de deep learning para classificar arritmias cardíacas ventriculares (classe V) em sinais de ECG do banco de dados MIT-BIH, com o objetivo de entender a metodologia, e não apenas alcançar o estado da arte. Após pré-processamento (incluindo limpeza, segmentação, reamostragem para 288 amostras e uso de intervalos RR como features), duas arquiteturas foram comparadas: um modelo GRU e um modelo híbrido (CNN + GRU), treinados com sequências de 16 batimentos e avaliados com validação cruzada interpaciente. O modelo híbrido demonstrou desempenho superior, atingindo um f1-score médio de 0,8593 (contra 0,8060 do GRU puro), sugerindo a vantagem de combinar CNNs para extração de características morfológicas com GRUs para análise temporal. Apesar da superioridade, ambos os modelos apresentaram sobreajuste e superconfiança, sendo a maioria dos erros concentrada em um paciente específico (203), o que destacou os desafios práticos da alta variabilidade interpaciente para a aplicação clínica real desses modelos.

Palavras-chave: aprendizado de máquina, eletrocardiograma, redes neurais.

Abstract

This work focused on applying deep learning models to classify ventricular cardiac arrhythmias (class V) in ECG signals from the MIT-BIH database, aiming to understand the methodology, not just achieve state-of-the-art results. After preprocessing (including cleaning, segmentation, resampling to 288 samples, and using RR intervals as features), two architectures were compared: a GRU model and a hybrid model (CNN + GRU), trained with 16-beat sequences and evaluated with inter-patient cross-validation. The hybrid model demonstrated superior performance, achieving an average f1-score of 0.8593 (versus 0.8060 for the pure GRU), suggesting the advantage of combining CNNs for morphological feature extraction with GRUs for temporal analysis. Despite their superiority, both models showed overfitting and overconfidence, with most errors concentrated in a specific patient (203), which highlighted the practical challenges of high interpatient variability for the real clinical application of these models.

Keywords: machine learning, electrocardiography, neural networks.

Sumário

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	Contextualização	13
1.2	Problema de pesquisa	14
1.3	Objetivos	14
1.3.1	Objetivo geral	14
1.3.2	Objetivos específicos	14
1.4	Justificativa	15
1.5	Organização	15
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	17
2.1	Funcionamento do coração	17
2.2	O eletrocardiograma	18
2.3	Arritmias	18
2.3.1	Arritmias clínicas	19
2.3.2	Padrões de classificação para algoritmos (AAMI)	19
2.3.2.1	Arritmias Ventriculares	19
2.3.2.2	Arritmias Supraventriculares	21
2.3.2.3	Batimentos normais	21
2.3.2.4	Conclusão da Fundamentação sobre arritmia e definição do objetivo	21
2.4	Redes Neurais Artificiais	22
2.4.1	Treinamento de redes neurais	24
2.5	Redes Neurais Recorrentes e suas variações	25
2.5.1	Long Short-Term Memory (LSTM)	26
2.5.2	Gated Recurrent Unit (GRU)	28
2.6	Redes Neurais Convolucionais	29
2.7	Trabalhos correlatos	31
3	METODOLOGIA	37
3.1	O banco de dados	38
3.2	Pré-processamento	40
3.2.1	Features	41
3.3	Arquiteturas	42
3.3.1	Tamanho da sequência	44
3.4	Estratégia de avaliação	45
3.4.1	Métricas	46

3.4.1.1	Matriz de confusão e métricas derivadas	46
3.4.1.2	Curva de Precisão e Recall	48
3.4.1.3	Curva de calibração	49
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	51
4.1	Resultados do modelo GRU	51
4.1.1	Resultados no pior e melhor caso (Modelo GRU)	53
4.2	Resultados do modelo híbrido GRU e CNN	56
4.2.1	Resultados no pior e melhor caso (Modelo Híbrido)	58
4.3	Conclusão dos resultados	62
5	ANÁLISE DE ERROS NO PIOR <i>FOLD</i>	65
5.1	Análise de erros do modelo híbrido CNN com GRU	65
5.1.1	Comparação morfológica entre o paciente 203 e 119	66
5.1.2	Comparação temporal entre o paciente 203 e 119	69
5.2	Conclusão da análise de erros	72
6	CONCLUSÃO	74
6.1	Trabalhos futuros	74
REFERÊNCIAS		75
	REFERÊNCIAS	76

Listas de tabelas

Tabela 1 – Metodologias de Classificação de Batimentos Cardíacos: Modelos, Partitionamento, Features, Segmentação e Limpeza	34
Tabela 1 – Metodologias de Classificação de Batimentos Cardíacos: Modelos, Partitionamento, Features, Segmentação e Limpeza	35
Tabela 1 – Metodologias de Classificação de Batimentos Cardíacos: Modelos, Partitionamento, Features, Segmentação e Limpeza	36
Tabela 2 – Mapeamento das anotações originais do MIT-BIH para as classes AAMI.	38
Tabela 3 – Distribuição das classes (por batimento) nos conjuntos Ds1 e Ds2 . .	45
Tabela 4 – Distribuição dos IDs dos Pacientes por Fold para Conjuntos de Treinamento e Validação	46
Tabela 5 – Exemplo de matriz de confusão binária	47
Tabela 6 – Média das métricas do GRU para a classificação normal vs. ventricular na validação	51
Tabela 7 – Média das métricas do GRU para a classificação normal vs. ventricular no treino	52
Tabela 8 – Média das métricas do modelo híbrido CNN e GRU para a classificação normal vs. ventricular na validação	57
Tabela 9 – Média das métricas do modelo híbrido CNN e GRU para a classificação normal vs. ventricular no treino	57
Tabela 10 – Resumo dos desempenho dos modelos para a classificação de arritmia (ventricular)	64
Tabela 11 – Total dos erros e acertos por paciente no <i>fold</i> de validação	65

Listas de ilustrações

Figura 1 – Sistema de condução do coração	17
Figura 2 – Exemplo de ECG com sua morfologia destacada	18
Figura 3 – Exemplo de uma ANN <i>feed-forward</i>	23
Figura 4 – Funções de ativação Sigmoid, Tanh e ReLU	24
Figura 5 – Exemplo de uma RNN	25
Figura 6 – Esquema de uma célula LSTM	27
Figura 7 – Esquema de uma célula GRU	28
Figura 8 – Esquema de como uma CNN identificaria um tigre	29
Figura 9 – Arquitetura típica de uma CNN	30
Figura 10 – Esquema da metodologia adotada.	37
Figura 11 – Trecho ECG com ritmo normal do paciente 100 com arritmia classe A	39
Figura 12 – Trecho ECG com ritmo normal do paciente 100 com arritmia classe V	39
Figura 13 – Trecho ECG com ritmo normal do paciente 106 com arritmia classe V	40
Figura 14 – Comparação entre o ECG original, segmentado e reamostrado	41
Figura 15 – Arquitetura GRU pura.	43
Figura 16 – Arquitetura híbrida CNN e GRU.	44
Figura 17 – Curvas Precisão–Recall: Comparação entre Classificador Perfeito, Realista e Baseline.	48
Figura 18 – Diagrama de calibração mostrando curvas de modelos perfeitamente calibrado, superconfiante e subconfiante.	49
Figura 19 – Métricas do modelo GRU por <i>fold</i>	53
Figura 20 – Matriz de confusão do modelo GRU em seu melhor <i>fold</i>	54
Figura 21 – Matriz de confusão do modelo GRU em seu pior <i>fold</i>	54
Figura 22 – Curva precisão vs <i>recall</i> do modelo GRU em seu pior <i>fold</i>	55
Figura 23 – Curva precisão vs <i>recall</i> do modelo GRU em seu melhor <i>fold</i>	56
Figura 24 – Métricas do modelo híbrido CNN e GRU por <i>fold</i>	58
Figura 25 – Matriz de confusão modelo híbrido CNN e GRU em seu melhor <i>fold</i> .	59
Figura 26 – Matriz de confusão modelo híbrido CNN e GRU em seu pior <i>fold</i> . .	60
Figura 27 – Curva precisão vs <i>recall</i> do modelo híbrido CNN e GRU em seu melhor <i>fold</i>	61
Figura 28 – Curva precisão vs <i>recall</i> do modelo híbrido CNN e GRU em seu melhor <i>fold</i>	62
Figura 29 – Matriz de confusão do paciente 203	66
Figura 30 – ECG normal do paciente 203	67
Figura 31 – ECG normal do paciente 119.	67

Figura 32 – ECG arrítmico do paciente 203: acerto e erro	68
Figura 33 – ECG arrítmico do paciente 119.	69
Figura 34 – Scatter plot do paciente 203 de um falso positivo e um verdadeiro positivo.	70
Figura 35 – Scatter plot da sequência normal do paciente 203 e 119	71
Figura 36 – Curva de calibração para o paciente 203 e 119.	72

Lista de Siglas

AAMI – *Association for the Advancement of Medical Instrumentation*

ANN – *Artificial Neural Network*

AP – *Average Precision*

AUC – *Area Under the Curve*

AUPRC – *Area Under the Precision-Recall Curve*

BCE – *Binary Cross-Entropy*

CNN – *Convolutional Neural Network*

ECG – *Eletrocardiograma*

FA – *Fibrilação Atrial*

FC – *Fully Connected*

FN – *False Negative*

FP – *False Positive*

FV – *Fibrilação Ventricular*

GRU – *Gated Recurrent Unit*

KNN – *K-Nearest Neighbor*

LIME – *Local Interpretable Model-agnostic Explanations*

LSTM – *Long Short-Term Memory*

MIT-BIH – *Massachusetts Institute of Technology - Beth Israel Hospital*

OMS – *Organização Mundial da Saúde*

PVC – *Premature Ventricular Contraction*

ReLU – *Rectified Linear Unit*

RNN – *Recurrent Neural Network*

SHAP – *SHapley Additive exPlanations*

SMOTE – *Synthetic Minority Over-sampling Technique*

SVM – *Support Vector Machine*

TN – *True Negative*

TP – *True Positive*

TSV – *Taquicardia Supraventricular*

TV – *Taquicardia Ventricular*

VEB – *Ventricular Ectopic Beat*

1 Introdução

1.1 Contextualização

Segundo a Organização Mundial da Saúde (World Health Organization, 2025), as doenças cardiovasculares estão entre as principais causas de morte no mundo. Em 2022, foram responsáveis por aproximadamente 32% de todos os óbitos globais. Ainda segundo Agência Brasil (2024), as arritmias cardíacas causam cerca de 320 mil mortes súbitas anualmente.

Um dos principais exames utilizados no diagnóstico de doenças cardiovasculares é o eletrocardiograma (ECG), obtido por meio de eletrodos posicionados na superfície da pele para medir as correntes elétricas que controlam as contrações do músculo cardíaco. A partir desse exame, é possível identificar diversas alterações, incluindo arritmias, caracterizadas por perturbações na condução ou na origem dos impulsos elétricos cardíacos.

Nos últimos anos, métodos de aprendizagem de máquina vêm sendo empregados para auxiliar no diagnóstico de arritmias com o objetivo de otimizar o processo e apoiar o trabalho dos especialistas. Entretanto, a aplicação dessas técnicas não é trivial. O ritmo cardíaco apresenta grande variabilidade entre indivíduos — e até dentro de um mesmo indivíduo — tanto em condições normais quanto patológicas. Além disso, o sinal de ECG é naturalmente sujeito a ruídos e distorções.

Essa variabilidade torna a detecção automática de arritmias um desafio pois o modelo precisa aprender características que sejam generalizáveis a diferentes pacientes e condições. Soma-se a isso o desafio de projetar o próprio sistema de detecção: é necessário avaliar cuidadosamente decisões relacionadas a pré-processamento, seleção de *features*, arquitetura do modelo e escolha de métricas, garantindo que estas sejam adequadas ao contexto clínico do problema.

Dante desse cenário, o presente trabalho tem como objetivo aplicar um modelo de aprendizado profundo para a detecção de arritmias em sinais de ECG, investigando as decisões metodológicas envolvidas e analisando como interpretar adequadamente os resultados obtidos.

Vale destacar que o foco deste trabalho não é propor um novo método ou alcançar desempenho de estado da arte, mas compreender o processo de modelagem, as decisões envolvidas e como interpretar os resultados obtidos.

1.2 Problema de pesquisa

O desafio da aplicação de modelos de aprendizagem de máquina em sinais de ECG envolve tanto a busca por um bom desempenho quanto a definição das decisões metodológicas adequadas. Para isso, é fundamental compreender o domínio do problema, identificar quais *features* são relevantes, selecionar as métricas apropriadas e avaliar como essas escolhas influenciam o processo de modelagem.

Grande parte da complexidade surge da necessidade de conciliar dois domínios distintos: a cardiologia, que fornece o conhecimento clínico necessário para interpretar o sinal, e a aprendizagem de máquina, que disponibiliza as ferramentas computacionais para modelá-lo. Essa interseção exige entender os campos para formular o problema de modo coerente e avaliar corretamente os resultados.

1.3 Objetivos

Diante desses desafios, estabeleceram-se os seguintes objetivos.

1.3.1 Objetivo geral

Aplicar um modelo de aprendizagem profunda para a classificação de arritmias cardíacas em sinais de ECG e compreender os aspectos metodológicos envolvidos nesse processo.

1.3.2 Objetivos específicos

- **Compreender o eletrocardiograma e as arritmias cardíacas:** estudar a morfologia do ECG e sua relação com o funcionamento cardíaco, identificando padrões associados a diferentes arritmias.
- **Analizar uma base de dados de ECG:** identificar uma base de dados e entender a sua estrutura, incluindo suas anotações e a relação destas com as patologias estudadas.
- **Investigar técnicas de pré-processamento:** avaliar quais procedimentos são necessários para preparar o sinal antes de sua utilização em modelos baseados em redes neurais.
- **Estudar arquiteturas de redes neurais aplicadas ao problema:** analisar como diferentes tipos de redes podem explorar características do ECG.

- **Avaliar métricas adequadas ao desempenho do modelo:** compreender como cada métrica contribui para a interpretação do modelo no contexto da classificação de arritmias.
- **Realizar experimentos de classificação de arritmias em ventricular e normal:** aplicar uma arquitetura de rede neural ao problema e avaliar seu desempenho por meio de experimentação.

1.4 Justificativa

O uso de modelos de aprendizagem de máquina para auxiliar no diagnóstico de arritmias cardíacas apresenta grande potencial, tanto pela relevância clínica dessas condições quanto pela capacidade desses modelos de lidar com grandes volumes de dados e com a variabilidade inerente ao sinal de ECG. No entanto, aplicar tais métodos de forma eficaz exige uma compreensão adequada do domínio clínico e de como ele se relaciona com as técnicas de inteligência artificial.

No caso do ECG, a diversidade de arritmias, a variabilidade fisiológica entre pacientes e a presença de ruídos tornam o problema especialmente desafiador (SAADATNEJAD; OVEISI; HASHEMI, 2020). Esses fatores reforçam a necessidade de compreender não apenas o desempenho de um modelo, mas também o processo de construção, preparação e avaliação envolvidos.

Dessa forma, a justificativa deste trabalho reside na análise desse processo: entender quais decisões metodológicas influenciam o comportamento de modelos de aprendizagem profunda aplicados à classificação de arritmias. Vale destacar que o foco não está em propor um novo método ou atingir resultados de estado da arte, mas em discutir os desafios envolvidos e as possíveis soluções adotadas ao longo da modelagem.

Espera-se que as reflexões apresentadas contribuam para uma compreensão mais clara das dificuldades práticas do problema e auxiliem futuros estudos ou aplicações na área.

1.5 Organização

O presente trabalho está organizado da seguinte forma. No capítulo 2 é explicado sobre arritmias cardíacas, começando sobre o funcionamento do coração e a caracterização das arritmias e, em seguida, sobre os modelos de redes neurais usadas. Além de uma revisão de outros trabalhos sobre o tema. No capítulo 3 é explicado sobre a metodologia usada e o banco, o processo de limpeza e arquiteturas das redes. No capítulo 4, é discutido os resultados alcançados pelos modelos através das métricas empregadas e quais problemas foram identificados. No capítulo 5 é feita uma breve investigação do pior caso do melhor

modelo. Por fim, no capítulo 6 é feita a conclusão do trabalho com a discussão de trabalhos futuros.

2 Fundamentação Teórica

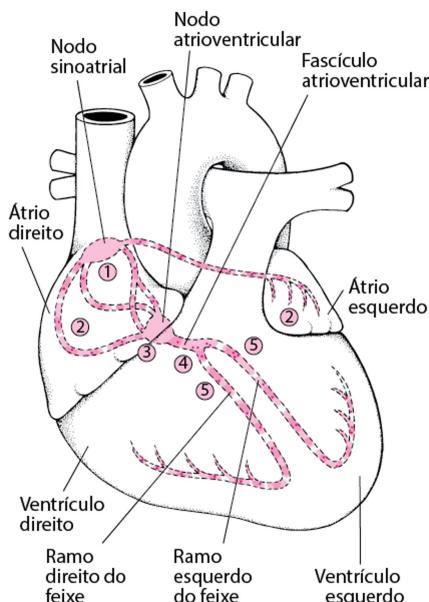
Como o trabalho envolve o reconhecimento de arritmias cardíacas, o primeiro ponto é compreender como o coração funciona, mais especialmente, como o funciona o mecanismo do impulso elétrico responsáveis pela contração do mesmo. Em seguida, entender o princípio de funcionamento das redes neurais, que integra a solução para o problema. Por fim, será apresentado alguns trabalhos que correlacionaram as duas áreas.

2.1 Funcionamento do coração

O coração é um órgão muscular composto por quatro câmaras — átrio direito e esquerdo, e ventrículo direito e esquerdo — que se contraem de forma rítmica, bombeando sangue para o corpo. Essas contrações são controladas por correntes elétricas que percorrem o coração de maneira precisa e em velocidade controlada.

Na Figura 1, o sistema de condução elétrica do coração é ilustrado.

Figura 1 – Sistema de condução do coração



Fonte: Adaptado de Mitchell (2025)

Segundo Mitchell (2025), o batimento cardíaco normal se inicia no nódulo sinusal (1), localizado no átrio direito, que atua como o marcapasso natural do coração. A corrente elétrica propaga-se do átrio direito para o esquerdo (2), promovendo sua contração e o bombeamento do sangue para os ventrículos. Em seguida, o impulso atinge o nódulo atrioventricular (3) — conexão entre os átrios e ventrículos — onde é temporariamente

retardado, permitindo que os átrios se contraiam completamente e enchem as câmaras inferiores.

Posteriormente, a corrente percorre o feixe de His (4), que se divide e conduz o impulso para ambos os ventrículos (5), promovendo sua contração e o bombeamento do sangue para o restante do corpo.

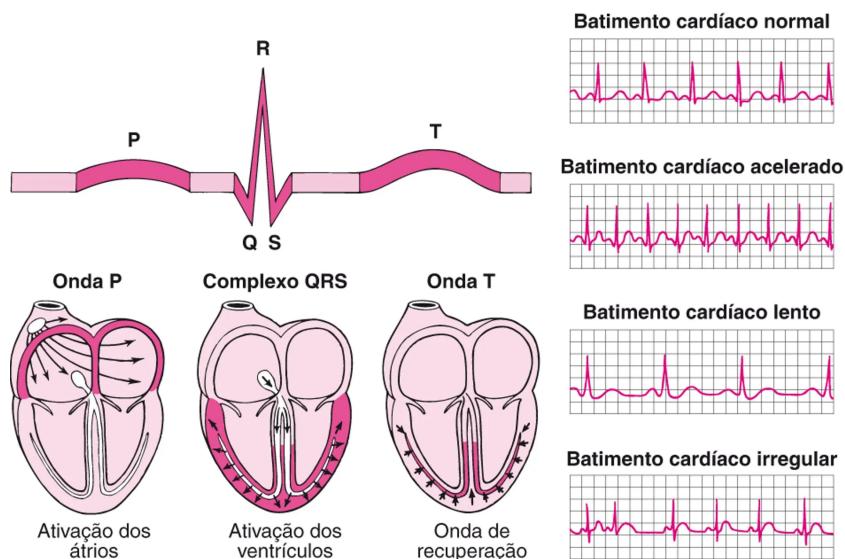
2.2 O eletrocardiograma

Segundo (CASCINO; SHEA, 2025) o eletrocardiograma, ECG, é um exame não invasivo usado para medir a atividade elétrica do coração. Ele é feito a partir do contato de eletrodos, chamados de derivações ou *leads*, sobre a pele. A quantidade de eletrodos varia, mas geralmente são 12.

Ao registrar a magnitude e direção da corrente, as derivações geram uma onda que representa a atividade elétrica do coração. O passo a passo descrito em 2.1 é refletido em sua morfologia.

Na Figura 2, é ilustrado um ECG de um batimento, observe que ele é subdividido em: onda P, complexo QRS e onda T (CASCINO; SHEA, 2025). Note que cada uma dessas partes se refere a um estágio do batimento.

Figura 2 – Exemplo de ECG com sua morfologia destacada



Fonte: Adaptado de Cascino e Shea (2025)

2.3 Arritmias

As doenças cardíacas podem ser diversas. Dentre elas, as arritmias são um grupo que podem ser diagnósticas via ECG.

2.3.1 Arritmias clínicas

Segundo Mitchell (2025) as arritmias são alterações no ritmo cardíaco que podem ter diversas causas, incluindo alterações hormonais, uso de medicamentos, toxinas (como álcool ou cafeína), anomalias eletrolíticas ou doenças cardíacas. Em adultos em repouso, a frequência cardíaca normal varia entre 60 e 100 batimentos por minuto (bpm). Frequências mais baixas, conhecidas como bradicardia sinusal, são comuns em atletas, crianças pequenas, adolescentes, jovens adultos e durante o sono. Por outro lado, a taquicardia sinusal ocorre quando a frequência se eleva, podendo ser observada durante o esforço físico, doenças, estimulação neural simpática ou emoção intensa.

O autor observa que variações no ritmo cardíaco são fenômenos fisiológicos normais. Durante a respiração, por exemplo, é comum que a frequência aumente e diminua levemente, comportamento conhecido como arritmia sinusal respiratória. Um ritmo cardíaco perfeitamente regular pode indicar patologias no sistema nervoso autônomo, como ocorre em casos de diabetes avançado. Dessa forma, ainda não existe um indicador global e definitivo do que seria um ritmo sinusal considerado saudável.

As arritmias podem ser classificadas de forma simplificada em três tipos principais:

1. **Taquicardia** — frequência excessivamente rápida;
2. **Bradicardia** — frequência excessivamente lenta;
3. **Irregular** — quando os impulsos percorrem o coração por vias irregulares.

Observe na Figura 2, exemplos desses três tipos arrítmicos ilustrados em um ECG.

2.3.2 Padrões de classificação para algoritmos (AAMI)

A *Association for the Advancement of Medical Instrumentation*, AAMI, define cinco classes de arritmia: normal (N), ventricular (V), supraventricular (S), fusão (F) e não classificado (Q) (SILVA et al., 2025; SAADATNEJAD; OVEISI; HASHEMI, 2020), que são normalmente usadas para classificação.

2.3.2.1 Arritmias Ventriculares

As arritmias ventriculares são classificadas conforme sua origem e manifestação clínica, que variam de batimentos compensatórios a condições de alto risco. A seguir, são apresentados alguns tipos de arritmia ventricular.

- **Batimento Ventricular de Escape:** Atua como um mecanismo compensatório, funcionando como um "backup" protetivo do coração quando o marcapasso natural falha temporariamente.

- **Contração Prematura Ventricular (PVC):** De acordo com Sattar e Hashmi (2025), as PVCs são batimentos originários dos ventrículos que podem ocorrer mesmo em indivíduos saudáveis. Sua morfologia é variável, dependendo da origem do impulso, de doenças estruturais ou ainda de uso de medicamentos. Quando frequentes, podem causar fadiga e palpitações, evoluindo para disfunções ventriculares e, em alguns casos, representando a primeira manifestação de cardiopatias estruturais. Mitchell (2024c) cita ainda outras causas potenciais de PVCs, como doenças da artéria coronária (especialmente durante ou após infarto), dilatação ventricular decorrente de insuficiência cardíaca e alterações nas válvulas cardíacas.
- **Taquicardia Ventricular (TV):** Em Mitchell (2024d), TV é descrito como uma arritmia originada nos ventrículos, produzindo uma frequência cardíaca de até 120 bpm. É formada por uma sequência de contrações ventriculares prematuras (PVCs). Quando persiste por mais de 30 segundos, recebe a denominação de taquicardia sustentada. Costuma ocorrer em indivíduos com alterações estruturais cardíacas, como infarto do miocárdio, falha cardíaca ou cardiomiopatia. Os sintomas incluem fraqueza, tontura e desconforto torácico. Caso persista por mais de 30 segundos, o tratamento é indicado mesmo na ausência de sintomas, uma vez que pode evoluir para fibrilação ventricular.
- **Flutter Ventricular:** Segundo o U.S. National Library of Medicine (2025), o *flutter* ventricular é caracterizado por uma taquicardia extremamente rápida e instável hemodinamicamente (150 a 300 bpm). É potencialmente fatal e, tipicamente, evolui para a fibrilação ventricular.
- **Fibrilação Ventricular (FV):** Em Mitchell (2024b), a fibrilação ventricular é caracterizada por batimentos rápidos e desordenados, resultantes de sinais elétricos caóticos nos ventrículos. Essa condição leva à perda de consciência em poucos segundos e à morte caso não haja intervenção imediata, configurando-se como um tipo de parada cardíaca. Entre suas causas estão afogamentos, choques elétricos e falha cardíaca.

Conforme Sattar e Hashmi (2025) apesar de ocorrerem também em indivíduos saudáveis, as PVCs possuem significância clínica, pois podem estar associadas a condições mais graves. É importante considerar o contexto do batimento: no caso da taquicardia ventricular, por exemplo, o diagnóstico é estabelecido a partir de uma sequência de PVCs que produz uma frequência cardíaca. Assim, o diagnóstico depende de uma combinação de características temporais e morfológicas, observando-se o contexto dos batimentos e, naturalmente, os sintomas clínicos.

2.3.2.2 Arritmias Supraventriculares

Segundo o Texas Heart Institute (s.d.) as arritmias supraventriculares (S) se originam acima dos ventrículos, como nos átrios ou nos caminhos de condução. Geralmente, são consideradas mais benignas que as arritmias ventriculares e podem ocorrer, assim como os PVCs, em resposta ao consumo de cafeína, tabaco, álcool, tosse ou remédio para resfriado. Outras causas incluem problemas na tireoide. Elas podem causar palpitações, falta de ar ou aperto no peito.

Dentre alguns exemplos de arritmia supraventricular, incluem:

- **Contrações Supraventriculares Prematuras (CSPs):** Ocorrem quando o átrio se contrai de forma antecipada (Texas Heart Institute, s.d.).
- **Taquicardias Supraventriculares (TSV):** Segundo Patti, Horenstein e Ashurst (2025), TSVs são formadas por desordens rítmicas rápidas e caracterizadas por um complexo QRS mais estreito (menor que 120 ms) e uma frequência cardíaca alta. Em adultos, essa frequência é superior a 100 bpm, enquanto que em crianças, varia de 180 a 220 bpm. Os autores apontam como as TSV mais comuns a taquicardia atrioventricular nodal reentrante e a taquicardia atrioventricular recíproca.
- **Fibrilação Atrial (FA):** (Texas Heart Institute, s.d.) caracteriza FA como batimentos rápidos e irregulares, resultantes de contrações desordenadas das fibras musculares. É uma das principais causas de Acidente Vascular Cerebral (AVC) em idosos, pois o ritmo desordenado causa o acúmulo de sangue nos átrios, o que pode levar à formação de coágulos que viajam até o cérebro.

2.3.2.3 Batimentos normais

Dentro da classe dos batimentos normais, além do batimento típico descrito na 2.1, incluem-se também os batimentos atriais de escape e os bloqueios do ramo esquerdo e direito. Estes últimos, embora inofensivos por si só, podem indicar condições cardíacas subjacentes mais graves, como doença da artéria coronária ou infarto do miocárdio prévio (MITCHELL, 2024a).

2.3.2.4 Conclusão da Fundamentação sobre arritmia e definição do objetivo

As arritmias cardíacas são classificadas, primariamente, de acordo com sua origem: ventriculares (quando iniciadas nos ventrículos) ou supraventriculares (originadas acima deles, como nos átrios). Tais alterações se manifestam no eletrocardiograma (ECG) como um ritmo cardíaco acelerado, retardado ou com condução elétrica anormal, refletindo-se na morfologia do traçado.

Apesar dessa classificação, a detecção automática enfrenta desafios cruciais devido à alta variabilidade do ECG:

- Variações Fisiológicas: Não há padrões universais de atividade cardíaca normal, pois o ECG varia conforme a faixa etária, o nível de atividade física ou as condições clínicas individuais.
- Diversidade Intra-classe: A amplitude de manifestações é alta, como o contraste entre as contrações ventriculares prematuras (PVCs) e as taquicardias ventriculares (TVs).

Dadas a maior significância clínica e o potencial risco de morte súbita associado à progressão de arritmias ventriculares, o presente trabalho foca na classificação binária da arritmia ventricular (contração ventricular prematura e batimento ventricular de escape), em contraste com a classe de batimentos normais. Apesar de ocorrerem em indivíduos saudáveis, PVCs estão associados a tipos arrítmicos mais graves, como a taquicardia ventricular e fibrilação atrial, podendo representar um risco maior à vida.

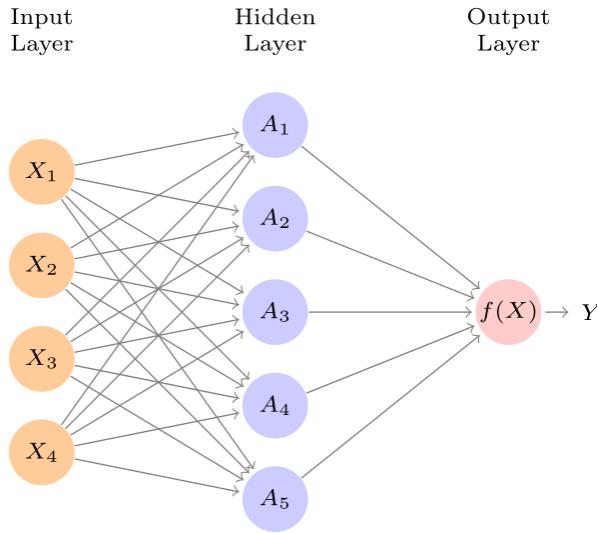
2.4 Redes Neurais Artificiais

Devido a complexidade dos dados — em partes devido a variabilidade observada tanto intra classe quanto entre pacientes — e também ao volume que costuma ser gerado, ECGs são um bom material para a aplicação de algoritmos de aprendizado de máquina, como redes neurais que serão discutidas na seguinte seção.

Segundo Géron (2022), as redes neurais artificiais (ANN) são modelos de inteligência artificial inspirado nos neurônios biológicos — células encontradas no cérebro de animais responsáveis pela função cognitiva. Elas funcionam como pequenas unidades computacionais que conectam-se para executar funções complexas.

James et al. (2023) descreve uma ANN como uma função que recebe um conjunto de p preditores e, por meio de transformações não lineares, busca prever uma variável resposta Y . Na Figura 3, é ilustrada uma arquitetura simples de rede neural *feedforward*.

Figura 3 – Exemplo de uma ANN feed-forward



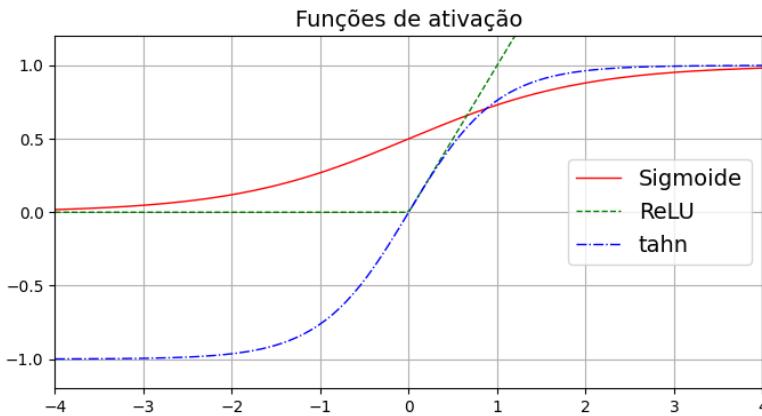
Fonte: Adaptado de James et al. (2023)

Essa rede é composta por três camadas principais: a camada de entrada (*Input layer*), a camada oculta (*Hidden layer*) e a camada de saída (*Output layer*). Cada neurônio na camada oculta é conectado a todos os neurônios da camada de entrada, assim como os neurônios da camada de saída são conectados aos da camada oculta.

A cada conexão é atribuído um peso, que representa a força da relação entre os neurônios — em analogia à intensidade das sinapses no cérebro biológico (GéRON, 2022). Além disso, cada neurônio possui um viés (*bias*), que desloca o ponto de ativação.

A ativação de um neurônio é determinada por uma função de ativação não linear, essencial para permitir que a rede aprenda relações complexas entre as variáveis de entrada. Sem essa função, uma ANN de múltiplas camadas seria equivalente a uma simples regressão linear. Dentre os exemplos de função de ativação, é possível citar a sigmoide (ou logística), ReLU (*Rectified Linear Unit*) e a tahn, ilustradas na Figura 4.

Figura 4 – Funções de ativação Sigmoid, Tanh e ReLU



Fonte: Elaborado pelo autor.

2.4.1 Treinamento de redes neurais

Segundo Géron (2022), ANNs aprendem através da minimização de uma função de custo. Uma função muito utilizada para problemas de classificação binária é a *binary cross-entropy* que penaliza quando a probabilidade prevista é distante da classe real. Já a função de ativação na camada de saída é a sigmoide.

Para minimizar a função de custo, as redes neurais utilizam um algoritmo, ou variações, chamado de gradiente descendente que ajusta os parâmetros (os pesos e vieses) em pequenos passos. O quão grande é esse passo é determinado por um hiperparâmetro denominado taxa de aprendizagem, *learning-rate*. O cálculo da contribuição do erro pelos pesos e vieses é feito por um outro algoritmo, denominado *backpropagation*.

Conforme Géron (2022), as redes neurais, especialmente as profundas, podem ser afetadas por dois problemas; o gradiente desvanecente (*vanishing gradient*) e o gradiente instável (*exploding gradient*), que afetam a capacidade de aprendizado da rede. No primeiro, os gradientes ficam progressivamente menores, diminuindo a atualização dos pesos. Com o tempo, a rede para de aprender. Já no segundo, os gradientes ficam progressivamente maiores, podendo causar problemas de convergência.

Com o tempo, variações de neurônios foram desenvolvidos, visando explorar determinadas propriedades dos dados. Na próxima seção, será apresentado duas variações de neurônios artificiais; a recorrente e a convolucional. A primeira, foi pensada para problemas sequenciais e a segunda, tem grande aplicação na área de processamento de imagens e padrões.

2.5 Redes Neurais Recorrentes e suas variações

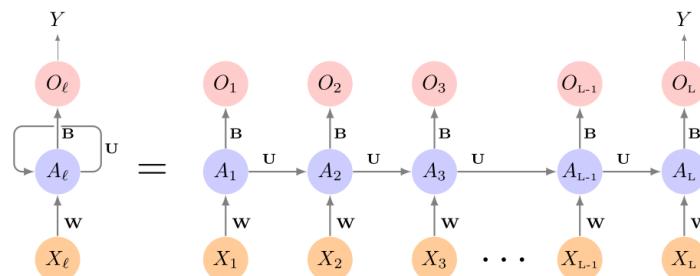
Uma rede neural recorrente — *Recurrent Neural Network* (RNN) — pode ser entendida, de forma intuitiva, como uma rede que possui memória. Segundo James et al. (2023), as RNNs se destacam em tarefas que envolvem dados com natureza sequencial, como:

- **Documentos textuais:** como resenhas de livros, filmes, artigos jornalísticos ou *tweets*. Nesses casos, a sequência e a posição relativa das palavras ajudam a capturar a narrativa, os temas e o tom do texto. Entre as aplicações estão a análise de sentimento, a tradução automática e a sumarização de textos.
- **Séries temporais:** como temperatura, precipitação, velocidade do vento, qualidade do ar, entre outros. As RNNs podem ser usadas para prever o comportamento dessas variáveis em diferentes horizontes de tempo, de dias a décadas.
- **Sinais sonoros:** como voz gravada e música. Aplicações incluem legendagem automática, tradução de fala e classificação de sons.

Segundo James et al. (2023), a entrada de uma RNN é uma sequência. Por exemplo, em uma tarefa de classificação de documentos, um texto pode ser representado como uma sequência $X = \{X_1, X_2, \dots, X_L\}$ de L elementos, onde cada X_l representa uma palavra (ou vetor de características da palavra).

Na Figura 5, é ilustrada uma RNN simples com apenas um neurônio em cada camada — de entrada, oculta e saída.

Figura 5 – Exemplo de uma RNN



Fonte: Adaptado de James et al. (2023)

O *loop* à esquerda representa a retroalimentação da rede. À direita, a RNN é “desenrolada” no tempo: a rede processa um elemento X_l de cada vez e produz a ativação A_l , calculada tanto da entrada atual quanto da ativação anterior A_{l-1} . Essa ativação é então usada para gerar a saída O_l . Neste exemplo, apenas a última ativação da sequência é utilizada como saída final.

Mais formalmente, suponha que cada entrada X_l possua p componentes: $X_l^T = (X_{l1}, X_{l2}, \dots, X_{lp})$, e que a camada oculta tenha K unidades: $A_l^T = (A_{l1}, A_{l2}, \dots, A_{lK})$. A matriz \mathbf{W} representa os $K \times (p + 1)$ pesos da camada de entrada, \mathbf{U} representa os $K \times K$ pesos recorrentes (entre ativações sucessivas), e \mathbf{B} é o vetor de pesos da camada de saída. A ativação é calculada por:

$$A_{lk} = g \left(w_{k0} + \sum_{j=1}^p w_{kj} X_{lj} + \sum_{s=1}^K u_{ks} A_{l-1,s} \right) \quad (2.1)$$

A saída é dada por:

$$O_l = \beta_0 + \sum_{k=1}^K \beta_k A_{lk} \quad (2.2)$$

Em problemas de classificação binária, a função sigmoide pode ser usada na camada de saída. Note que as matrizes \mathbf{U} , \mathbf{W} e \mathbf{B} são compartilhadas entre todas as etapas temporais, o que permite que a rede capture dependências sequenciais nos dados.

Segundo Géron (2022), a entrada e saída de uma RNN pode ser configurada de três maneiras:

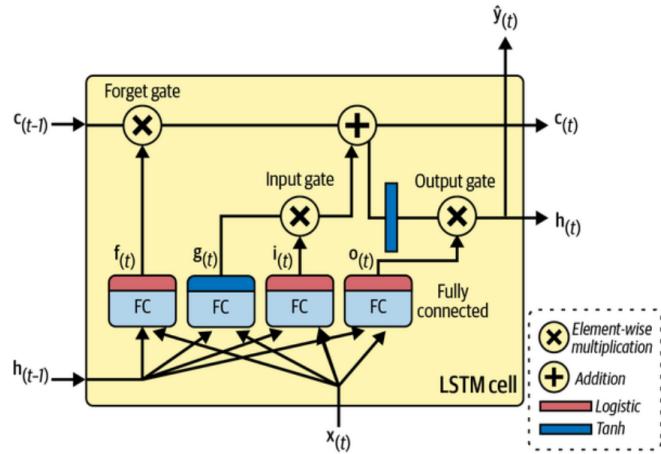
- **Sequencia para sequencia (sequence-to-sequence):** A entrada e a saída são sequencias. Um exemplo seria a previsão do consumo de energia onde a rede recebe o consumo nos últimos N dias e prever os próximos $N - 1$ dias.
- **Sequencia para vetor (sequence-to-vector):** Apenas a entrada é uma sequência, como na Figura 5. Uma aplicação é análise de sentimentos de uma resenha, onde a rede recebe uma sequência de palavras e deve classificar em: gostei ou não gostei.
- **Vetor para sequência (vector-to-sequence):** Apenas a saída é uma sequência. A rede recebe o mesmo vetor em cada passo de tempo. Um exemplo é gerar a legenda de uma imagem. Assim, a rede receberia a imagem ou mesmo a saída de uma CNN e baseado nisso, ela gera a legenda.

Existem duas variações de RNN muito utilizadas: a LSTM — *long short term memory* e a GRU — *gated recurrent unit*. Ambas foram desenvolvidas para amenizar o problema do *vanishing gradient* que ocorre na camada recorrente da RNN, o que faz com que a rede "esqueça" sequencias longas.

2.5.1 Long Short-Term Memory (LSTM)

Géron (2022) descreve a LSTM (*Long Short-Term Memory*) como uma célula recorrente que combina três componentes principais: uma memória de curto prazo, uma memória de longo prazo e um mecanismo de esquecimento. Na Figura 6, é apresentado o diagrama de uma célula LSTM típica.

Figura 6 – Esquema de uma célula LSTM



Fonte: Adaptado de Géron (2022)

A célula LSTM é composta por quatro unidades *fully connected* (FC), formando uma estrutura semelhante à apresentada na Seção 2.4. As saídas dessas unidades são representadas por f_t , i_t , o_t e g_t , onde as três primeiras correspondem às portas de controle — *forget* (**f**), *input* (**i**) e *output* (**o**) — enquanto g_t é a saída da unidade principal (**g**). As variáveis h_t e c_t representam, respectivamente, a memória de curto prazo (*hidden state*) e a memória de longo prazo (*cell state*).

De forma simplificada, o funcionamento de uma LSTM ocorre da seguinte maneira: a entrada atual X_t e a memória de curto prazo anterior h_{t-1} são fornecidas à célula. Essas duas informações são processadas pelas quatro camadas FC, que calculam os vetores f_t , i_t , o_t e g_t .

O vetor f_t atua como um filtro de esquecimento, controlando qual fração da memória anterior c_{t-1} deve ser mantida. Em seguida, o vetor i_t define o quanto da nova informação g_t será incorporada à memória. O novo estado de memória de longo prazo é então atualizado conforme:

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot g_t$$

Por fim, a saída da célula é obtida aplicando uma função tangente hiperbólica sobre c_t , modulada pela porta de saída o_t :

$$h_t = o_t \odot \tanh(c_t)$$

onde o operador \odot indica a multiplicação elemento a elemento (*element-wise*).

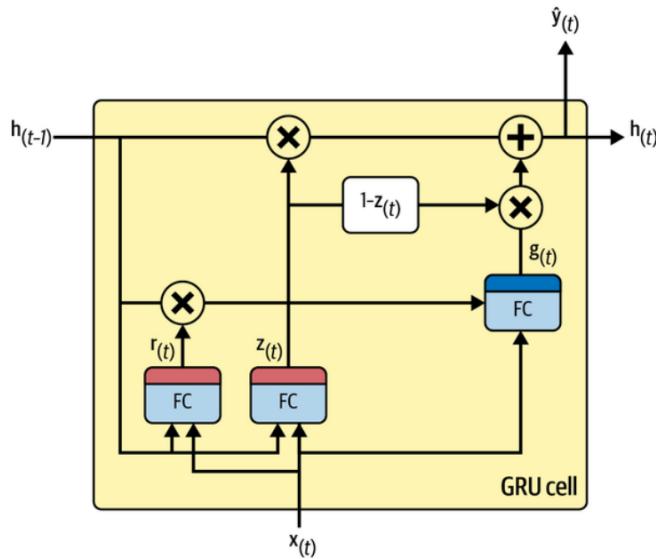
O controle exercido por cada porta ocorre porque suas funções de ativação são do tipo logística (sigmoide), cujo contradomínio é o intervalo $[0, 1]$. Assim, o valor produzido por cada porta funciona como um coeficiente de passagem: se a ativação for próxima de

0, a informação é bloqueada; se for próxima de 1, ela é totalmente transmitida. Essa estrutura permite que a LSTM controle de forma adaptativa o fluxo de informação ao longo do tempo, mitigando o problema do *vanishing gradient* presente em RNNs tradicionais.

2.5.2 Gated Recurrent Unit (GRU)

Segundo Géron (2022), a Gated Recurrent Unit (GRU) — proposta por Kyunghyun Cho et al. (2014) — é uma versão simplificada da LSTM que mantém desempenho equivalente em diversas tarefas. Na Figura 7, é apresentado um esquema ilustrativo dessa célula.

Figura 7 – Esquema de uma célula GRU



Fonte: Adaptado de Géron (2022)

Os vetores de estado r_t , z_t e g_t correspondem às três unidades totalmente conectadas (**r**, **z** e **g**), enquanto h_t representa a memória da célula. A unidade **r** controla a quantidade de informação de h_{t-1} que é transmitida para **g**, enquanto **z** desempenha o papel do mecanismo de esquecimento. Note que há multiplicações elemento a elemento entre z_t e h_{t-1} , e entre $(1 - z_t)$ e g_t ; desse modo, para que novas informações sejam incorporadas à memória, parte das informações antigas precisa ser descartada.

O mecanismo de controle da GRU é, portanto, mais simples que o da LSTM, o que se traduz em um número menor de parâmetros a serem aprendidos durante o treinamento.

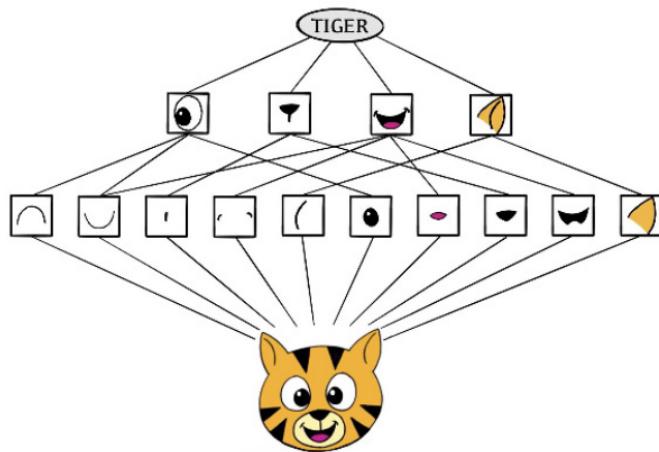
Cabe ressaltar, entretanto, que a simplicidade da GRU não implica necessariamente em melhor desempenho. Estudos como Narotamo et al. (2024) e Saadatnejad, Oveisí e Hashemi (2020) relatam resultados distintos em diferentes contextos e conjuntos de dados.

2.6 Redes Neurais Convolucionais

Segundo James et al. (2023), as redes neurais convolucionais — ou CNNs (*Convolutional Neural Networks*) — tiveram grande destaque a partir de 2010, especialmente em tarefas de classificação de imagens. Esse avanço se deve, em parte, ao surgimento de grandes bases de dados e ao aumento da capacidade computacional, mas também à criação de uma nova arquitetura de rede neural, inspirada no funcionamento da percepção visual humana.

As CNNs constroem uma hierarquia de *features* que se tornam progressivamente mais complexas. Na Figura 8, é apresentado um esquema ilustrativo de como uma CNN reconheceria um tigre: nas primeiras camadas são extraídos padrões simples, como bordas e formas básicas; então, elas são combinadas para formar os olhos, orelhas, até que, enfim, a rede reconhece o tigre.

Figura 8 – Esquema de como uma CNN identificaria um tigre



Fonte: Adaptado de James et al. (2023)

De modo geral, uma CNN é composta por duas estruturas principais: as *camadas convolucionais*, responsáveis por extrair características relevantes dos dados, e as *camadas de pooling*, que reduzem a dimensionalidade e mantêm apenas as informações mais significativas.

Para compreender o funcionamento de uma convolução, James et al. (2023) da o seguinte exemplo.

Considere a seguinte matriz, representando uma imagem:

$$\begin{bmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & i \\ j & k & l \end{bmatrix}$$

e um filtro convolucional 2×2 :

$$\begin{bmatrix} \alpha & \beta \\ \gamma & \delta \end{bmatrix}$$

A operação de convolução consiste em multiplicar o filtro elemento a elemento com cada submatriz 2×2 da imagem, somar os resultados e, em seguida, deslizar o filtro sobre a matriz. O resultado dessa operação é:

$$\begin{bmatrix} a\alpha + b\beta + d\gamma + e\delta & b\alpha + c\beta + e\gamma + f\delta \\ d\alpha + e\beta + g\gamma + h\delta & e\alpha + f\beta + h\gamma + i\delta \\ g\alpha + h\beta + j\gamma + k\delta & h\alpha + i\beta + k\gamma + l\delta \end{bmatrix}$$

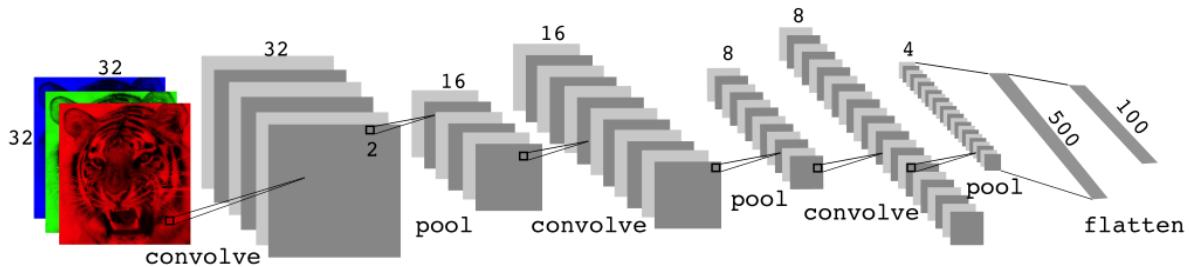
O filtro atua como um detector de padrões locais: se uma submatriz se assemelha ao filtro, ela será destacada na saída. É importante notar que a convolução **não** é uma multiplicação matricial tradicional.

Após a convolução, aplica-se normalmente uma camada de *pooling*, que resume as *features* extraídas. O *max pooling*, por exemplo, seleciona o maior valor em cada submatriz 2×2 não sobreposta:

$$\text{Max pool } \begin{bmatrix} 1 & 2 & 5 & 3 \\ 3 & 0 & 1 & 2 \\ 2 & 1 & 3 & 4 \\ 1 & 1 & 2 & 0 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 3 & 5 \\ 2 & 4 \end{bmatrix}$$

Na Figura 9, é ilustrada uma arquitetura típica de CNN.

Figura 9 – Arquitetura típica de uma CNN



Fonte: Adaptado de James et al. (2023)

A entrada consiste em uma imagem tridimensional, na qual a terceira dimensão — denominada *canal* — corresponde às cores no modelo RGB. A primeira camada convolucional transforma a imagem inicial em uma nova representação, por exemplo, de dimensão $(32, 32, 6)$, onde o número 6 corresponde à quantidade de filtros aplicados. Em seguida, uma camada de *pooling* reduz essa dimensão para $(16, 16, 6)$. Novas camadas convolucionais e de *pooling* podem ser adicionadas até que, ao final, os dados sejam

achatados (*flattened*) e passados para camadas totalmente conectadas (*FC*) para a classificação.

De modo geral, cada camada convolucional aumenta a profundidade do canal (número de filtros), enquanto as camadas de *pooling* reduzem as dimensões espaciais da imagem.

Por fim, conforme Géron (2022), CNNs não se limitam a imagens: elas também podem ser aplicadas a sinais unidimensionais. Nesses casos, um filtro unidimensional é deslizado sobre o sinal, permitindo que a rede aprenda padrões locais (com tamanho máximo igual ao do filtro). Com múltiplos filtros, obtém-se uma sequência de *features* que podem, em seguida, ser processadas por uma RNN, capturando dependências temporais mais longas.

2.7 Trabalhos correlatos

A aplicação de métodos para a detecção de arritmias não é uma ideia nova. Conforme Moody e Mark (2001), desde a década de 60, havia estudos que buscavam desenvolver algoritmos para a análise de arritmias. Safdar, Nowak e Pałka (2024), aponta algumas técnicas clássicas utilizadas como *Support Vector Machine (SVM)*, *K-nearest neighbor (KNN)* e *Random Forest*.

Os autores mostram que nos últimos anos técnicas de *deep learning*, redes neurais, vem ganhando tração, principalmente por dispensar ou depender menos intensamente de *features* manuais, podendo aprender-las automaticamente. Dentre as primeiras técnicas usadas está as redes *feed-forward*, seguido pelas CNN e LSTM, além de abordagens híbridas.

A presente seção apresenta uma revisão de alguns trabalhos voltados a aplicação de modelos de aprendizado de máquina para a detecção de arritmias cardíacas.

Chazal, O'Dwyer e Reilly (2004) propuseram um método automático para classificação de arritmias nas cinco classes definidas pela AAMI (descritas na seção 2.3.2), utilizando o banco de dados MIT-BIH. O classificador empregado foi o discriminante linear, um método estatístico paramétrico baseado na suposição de distribuição Gaussiana dos dados.

A metodologia incluiu etapas de pré-processamento, extração de features e classificação. Foram avaliadas diferentes configurações e estratégias de particionamento, incluindo a tradicional (intrapaciente) e a proposta pelos autores (interpaciente, com os conjuntos Ds1 e Ds2 descritos em 3.1). O estudo demonstrou que a partição intrapaciente gera resultados otimistas e não representa adequadamente a capacidade de generalização do modelo.

O pré-processamento aplicava filtros de mediana e passa-baixa para remoção do baseline wander. Em seguida, as features foram extraídas a partir de duas abordagens

principais: (i) janelas fixas centradas no pico R e (ii) janelas adaptadas à duração do batimento, considerando o complexo QRS e a onda T. Também foram utilizadas medidas temporais, como duração do QRS, intervalos RR e presença da onda P.

A melhor configuração encontrada combinava features segmentadas com janela temporal flexível, intervalos RR, presença da onda P e durações do QRS e da onda T — todas extraídas sem escalar o sinal —, processadas por dois discriminantes lineares independentes, um para cada derivação do MIT-BIH. Essa abordagem obteve desempenho superior às demais e se tornou referência para estudos posteriores.

Apesar dos bons resultados, o método depende fortemente da qualidade das features e do pré-processamento, sendo sensível à variação morfológica entre pacientes — um ponto que trabalhos mais recentes, baseados em aprendizado profundo, buscam superar.

Mousavi e Afghah (2018), 2019, propuseram um modelo baseado em *encoder-decoder* para a classificação de cada batimento em uma sequência (*sequence-to-sequence*, ou seq2seq). O pré-processamento consiste na normalização do sinal, segmentação em batimentos individuais e reamostragem para 280 amostras, sem o uso de filtros para remoção de ruídos. O modelo foi avaliado nas partições interpaciente e intrapaciente, utilizando os conjuntos Ds1 e Ds2.

A arquitetura é composta por uma sub-rede convolucional com três camadas contendo 32, 64 e 128 filtros, responsável pela extração inicial das *features*. As representações obtidas alimentam o *encoder*, que codifica a sequência em uma nova representação latente, utilizada pelo *decoder* para gerar uma sequência de classificações. Tanto o *encoder* quanto o *decoder* são implementados com LSTM bidirecionais, de modo que a rede processa a sequência de entrada em ambas as direções — direta e reversa.

Para lidar com o desbalanceamento das classes, os autores aplicaram a técnica *SMOTE* (*Synthetic Minority Oversampling Technique*) para gerar amostras sintéticas apenas no conjunto de treinamento, aumentando a representatividade das classes minoritárias sem afetar os dados de validação e teste.

Em Zhang et al. (2021), é proposta uma rede neural convolucional profunda para a classificação de arritmias nas cinco classes definidas pela AAMI. Os autores enfatizam a importância de o modelo aprender características invariantes entre pacientes, de modo a melhorar sua capacidade de generalização. Enquanto outros trabalhos — como este TCC — buscam que o modelo aprenda essas características diretamente a partir dos dados, Zhang et al. propuseram uma estratégia adversarial para induzir esse comportamento.

A arquitetura é composta por um encoder, responsável por extrair as características mais relevantes da entrada, seguido por dois ramos: um classificador, que prevê o tipo de batimento, e uma rede adversária, que tenta identificar a qual paciente o batimento pertence. A função de perda é baseada na cross-entropy (uma generalização da BCE para múltiplas classes) e é modificada de forma a maximizar a perda da rede adversária enquanto minimiza a do classificador.

Esses dois objetivos são conflitantes: quanto melhor a rede adversária for em identificar o paciente, menor será a invariância das features aprendidas. Assim, um hiperparâmetro k é introduzido para controlar o trade-off entre a generalização (obtida ao maximizar a perda adversária) e o desempenho de classificação (que tende a cair quando o modelo foca apenas em padrões gerais).

A entrada do modelo consiste em batimentos individuais e em razões entre intervalos RR: a razão entre o pré-RR e a média dos pré-RR da gravação, e a razão entre o pré-RR e o pré-RR mais próximo. Os autores destacam que o intervalo pré-RR tem alta capacidade discriminativa para distinguir batimentos ventriculares e supraventriculares de batimentos normais — ainda que, isoladamente, não seja suficiente para separar esses dois tipos de arritmia entre si.

Em Kiranyaz, Ince e Gabbouj (2016), foi proposto um leve modelo de classificação de arritmias baseado em CNN (ver Seção 2.6). Os autores seguiram o particionamento intra-paciente com cinco minutos de treinamento específico — oriundo do conjunto ds2 — e treinamento global a partir de amostras aleatórias do conjunto ds1. Os dados de treino totais somam menos de 1% dos batimentos totais.

Segundo os autores, a AAMI define que dados de pacientes específicos não podem ultrapassar cinco minutos.

Não foi utilizado engenharia de features, empregando apenas o sinal crú em duas entradas: uma com o batimento segmentado e uma outra com três sequências de batimentos; para fornecer contexto temporal. Em ambos os casos os autores utilizaram 64 ou 128 amostras, sendo que no primeiro caso, a perda de desempenho foi insignificante. O modelo é formado por três camadas convolucionais modificadas, isto é, elas fazem tanto a convolução quanto o *downsampling*, e duas camadas de perceptrons.

No trabalho, os autores destacam a leveza do modelo, justificando que a partição usada dispensa o uso de redes profundas e o uso de engenharia de features.

Em Saadatnejad, Oveisi e Hashemi (2020), foi proposto um modelo baseado em redes LSTM (ver Seção 2.5) para a classificação de arritmias voltado a dispositivos móveis. Com o objetivo de atender às restrições computacionais de sistemas embarcados, os autores desenvolveram uma arquitetura composta por dois modelos simples que realizam classificações independentes, seguidos por uma rede neural artificial (ANN) responsável pela decisão final.

A entrada do modelo consiste em batimentos cardíacos segmentados utilizando uma janela temporal fixa, características extraídas via transformada *wavelet* de Daubechies de ordem dois, e intervalos RR, conforme sugerido por Chazal, O'Dwyer e Reilly (2004). O sistema é dividido em dois submodelos, denominados α e β . O primeiro (α) possui dois ramos de LSTM: um recebe o sinal reamostrado (*downsampled*) concatenado com os intervalos RR, enquanto o outro recebe o sinal combinado com as características *wavelet*. Já o segundo submodelo (β) é composto por duas camadas LSTM, recebendo como

entrada os componentes principais do sinal, concatenados com as características *wavelet* e os intervalos RR. Em ambos os casos, a saída das LSTM é conectada a uma camada totalmente conectada (FC, *Fully Connected*) para a classificação.

O treinamento foi conduzido sob uma divisão *intrapaciente*, na qual foi desenvolvido um modelo especialista para cada indivíduo. De acordo com as recomendações da AAMI, os autores separaram os dados em conjuntos locais e globais: os dados locais corresponderam aos cinco primeiros minutos dos registros dos pacientes do conjunto Ds2, enquanto o conjunto global foi composto pelo conjunto Ds1 completo. Para teste, utilizou-se o restante do conjunto Ds2, excluindo os minutos empregados no treinamento.

Por se tratar de um modelo voltado a dispositivos vestíveis — e, portanto, de uso pessoal —, essa divisão não constitui necessariamente um vazamento de dados, embora o viés de sobreposição entre indivíduos permaneça. Assim, é importante considerar esse aspecto ao comparar os resultados com trabalhos que adotam a divisão *interpaciente*.

De modo geral, observa-se que os trabalhos diferem amplamente em suas escolhas metodológicas — desde o tipo de particionamento (intrapaciente ou interpaciente), passando pela inclusão ou não de *features* manuais, até o uso de arquiteturas simples, híbridas ou profundas. Essas diferenças dificultam comparações diretas de desempenho, mas permitem identificar tendências metodológicas importantes que orientam o desenvolvimento de modelos mais robustos e generalizáveis, como os abordados neste TCC.

Na Tabela 1 é resumido a abordagem dos trabalhos apresentados incluído a utilizada neste TCC.

Tabela 1 – Metodologias de Classificação de Batimentos Cardíacos: Modelos, Particionamento, Features, Segmentação e Limpeza

Trabalho (Ano)	Tipo de Modelo (Arquitetura)	Particionamento	Features Incluídas	Segmentação do Batimento	Limpeza / Pré-processamento
de Chazal et al. (2004)	Classificador Estatístico / Discriminantes Lineares (LDs) (Configuração IX: 2 LDs combinados).	Inter-Patient (Baseado em Registros – DD1). Treino em DS1, Teste em DS2 (Independente).	<ul style="list-style-type: none"> • Morfologia ECG (amostragem segmentada e de intervalo fixo). • Intervalos de Batimento (Duração QRS/T, Presença P-wave). • Intervalos RR (Pré/Pós-RR, RR Médio, RR Local). 	Batimentos manualmente detectados (pontos fiduciais). Segmentação QRS/T estimada por programa externo.	<ul style="list-style-type: none"> • Filtros de Mediana (200ms e 600ms de largura) para remover baseline wander. • Filtro passabanda de 12 taps (3-dB em 35 Hz) para ruído de alta frequência. • Ponderação de exemplos para evitar domínio de classes grandes.

Continua na próxima página...

Tabela 1 – Metodologias de Classificação de Batimentos Cardíacos: Modelos, Particionamento, Features, Segmentação e Limpeza

Trabalho (Ano)	Tipo de Modelo (Arquitetura)	Particionamento	Features Incluídas	Segmentação do Batimento	Limpeza / Pré-processamento
Kiranyaz et al. (2016)	CNN 1-D Adaptativa (Funde extração de features e classificação).	Patient-Specific. Treino: Dados Globais + Dados Locais (primeiros 5 min do paciente).	• Amostras brutas de ECG (64 ou 128 amostras no pico R). • Beat Trio (captura características temporais dos vizinhos). • Representação FFT (Opcional).	Segmentação em 64 ou 128 amostras centradas no pico R . Uso de <i>Beat Trio</i> para contexto temporal.	Dados crús.
Mousavi et al. (2019)	Sequence-to-Sequence Deep Learning (CNN-Bi-RNN Encoder-Decoder com LSTM).	Testado nos paradigmas Inter-patient e Intra-patient .	• Amostras brutas de ECG. • CNN automaticamente extrai 128 características.	Sinal de ECG contínuo dividido em sequências de 280 amostras .	• Filtro passabanda (0.5 – 40 Hz). • Subtração da onda T/P. • Aumento de dados (SMOTE) para reequilibrar classes minoritárias.
Li et al. (2019)	Rede Neural Convolucional Adversarial (Adversarial CNN) (Encoder-Classifier-Adversary).	Inter-patient (DS1 Treino, DS2 Teste), garantindo a separação de pacientes.	• Amostras brutas de ECG (2 canais). • Features RR Interval (pré-RR ratio, near-pre-RR ratio, RR médio).	150 pontos centrados no pico R (50 antes do pico R e 100 depois).	• Remoção do baseline wander por escalonamento da média dos segmentos subtraídos.
Saadatnejad et al. (2020)	LSTM-Based RNN (Múltiplas LSTMs combinadas: Modelos α e β). Arquitetura Híbrida Wavelet + LSTM.	Patient-Specific. Treino: Local (primeiros 5 min) + Global (batimentos rep.).	• Amostras brutas de ECG (X_{ecg}). • Features de Wavelet (db2, 4 níveis) (X_w). • Features de Intervalo RR (X_{rr} : RR anterior/seguinte, RR médio local/geral).	Segmento de comprimento fixo baseado no pico R (Pan-Tompkin). 0.25s antes e 0.45s depois do pico R.	• Down sampling por um fator de 2 antes da Transformada Wavelet (DWT). • Uso da DWT para capturar info. de domínio de tempo e frequência.

Continua na próxima página...

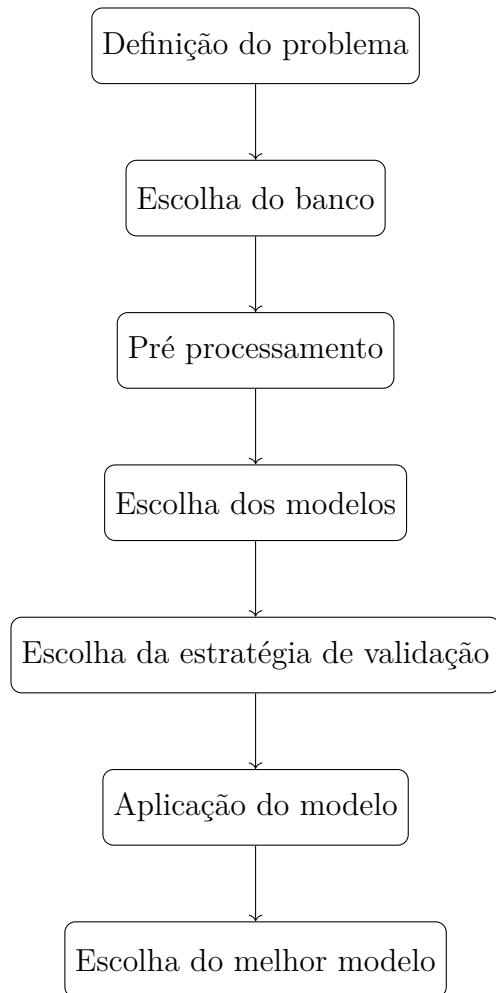
Tabela 1 – Metodologias de Classificação de Batimentos Cardíacos: Modelos, Particionamento, Features, Segmentação e Limpeza

Trabalho (Ano)	Tipo de Modelo (Arquitetura)	Particionamento	Features Incluí-das	Segmentação do Batimento	Limpeza / Pré- processamento
Este TCC	GRU e GRU com CNN (Comparação entre dois modelos distintos).	Interpaciente. Cross-validação no DS1.	<ul style="list-style-type: none"> • Sequência de 16 batimentos • Intervalo RR anterior/posterior. 	Janela baseada no tamanho do paciente seguido por reamostragem.	Remoção de <i>baseline wander</i> e <i>powerline</i> .

3 Metodologia

A metodologia é esquematizada na Figura 10 que ilustra o fluxo de trabalho. Primeiro, ocorreu a definição e compreensão do problema: assuntos relacionados ao eletrocardiograma e ao coração. A escolha do banco envolveu selecionar um explorar um banco de dados de eletrocardiogramas comumente utilizado. Pré-processamento, escolha do modelo, de estratégias de validação, aplicação e avaliação dos modelos já foram atividades do universo de aprendizagem de máquina comumente adotadas em metodologias da área.

Figura 10 – Esquema da metodologia adotada.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Cada um desses passos introduz considerações, e as decisões tomadas influenciam nos passos seguintes. Por exemplo, a escolha do banco impacta diretamente em quais tipos de pré-processamento necessário, como a limpeza. Contanto, antes mesmo da escolha do

banco, é necessário definir qual o problema, visto que as anotações presentes podem limitar o escopo dos problemas resolvidos.

Nas seções subsequentes, detalha-se as decisões adotadas em cada etapa da metodologia, bem como os critérios considerados para tais escolha.

3.1 O banco de dados

Dentre as opções de bancos de dados, optou-se pelo *MIT-BIH Arrhythmia Database* (MOODY; MARK, 2005). O MIT-BIH é um banco aberto e muito utilizado para a classificação de arritmias, sendo o primeiro banco aberto de ECG da história; estando disponível desde da década de 80 (MOODY; MARK, 2001), permitindo a comparação com demais trabalhos. Além de ser recomendado pela AAMI (CHAZAL; O'DWYER; REILLY, 2004; SAADATNEJAD; OVEISI; HASHEMI, 2020). O banco é parte do recurso PhysioNet (GOLDBERGER et al., 2000).

Segundo Moody (1997), o banco é composto por 58 registros de eletrocardiograma (ECG), cada um com 30 minutos de duração. Os 23 primeiros registros, dentro do intervalo de 100 a 124, foram selecionados aleatoriamente a partir de um conjunto de 4000 gravações de 24 horas realizadas em pacientes ambulatoriais do Beth Israel Deaconess Medical Center. Os 25 registros, dentro do intervalo de 200 a 234, restantes foram escolhidos de modo a incluir arritmias raras e com formato complexo, mas clinicamente significativas. Cada uma das anotações foram feitas por três cardiologistas independentes. Os sinais foram coletados com duas derivações (eletrodos); uma superior e outra inferior. A superior é majoritariamente utilizando a derivação MLII (*modified limb II*) que é feita com o eletrodo no peito. Em alguns casos, foi utilizado as derivações V1 (ou mais raramente, V2, V3 e V4); que também são obtidas com os eletrodos no peito.

Neste trabalho, foi utilizado somente a derivação superior, pois permite uma melhor visão do complexo QRS (MOODY, 1997).

Na Tabela 2, é detalhado o mapeamento entre as classes originais de batimentos para as cinco definidas pela AAMI.

Tabela 2 – Mapeamento das anotações originais do MIT-BIH para as classes AAMI.

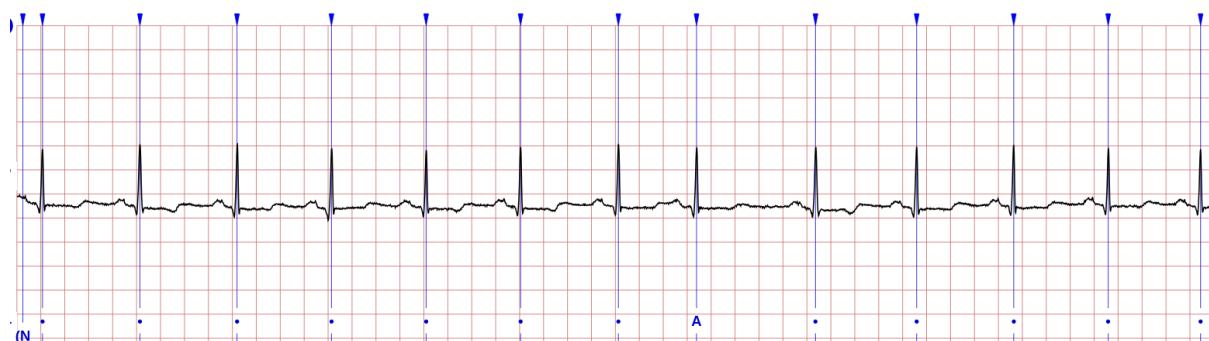
Anotação Original	Classe AAMI
N, e, j, L, R	N (Normal)
A, a, J, S	S (Supraventricular)
V, E	V (Ventricular)
F, f	F (Fusão)
Q, ?, /	Q (Desconhecida)

Fonte: Adaptado de Chazal, O'Dwyer e Reilly (2004)

Essas anotações são anotações de batimento, isto é, elas são feitas em cada pico R no ECG. Além delas, existem as anotações de ritmo dentre as quais, como o ritmo normal identificado por "(N", e a taquicardia ventricular; identificado por "(VFL". Dentro de um contexto rítmico, podem haver batimentos normais ou arrítmicos.

Por exemplo, na Figura 11, é mostrado o trecho de um ECG. Note a anotação de ritmo, "(N", indicando que o mesmo é normal. Note, também, que dentro desse contexto rítmico, existem batimentos normais, sinalizados por um ponto em cada pico R, uma arritmia supraventricular, mais precisamente, o batimento atrial prematuro, classe A.

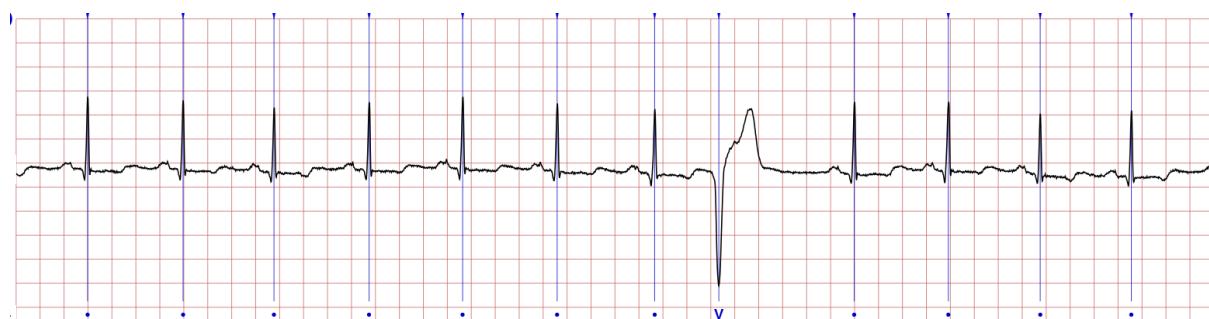
Figura 11 – Trecho ECG com ritmo normal do paciente 100 com arritmia classe A



Adaptado do *MIT-BIH Arrhythmia Database* (MOODY; MARK, 2001), disponível em PhysioNet (GOLDBERGER et al., 2000)

Na Figura 12 é mostrado um outro trecho do mesmo paciente, o ritmo também é normal

Figura 12 – Trecho ECG com ritmo normal do paciente 100 com arritmia classe V



Adaptado do *MIT-BIH Arrhythmia Database* (MOODY; MARK, 2001), disponível em PhysioNet (GOLDBERGER et al., 2000)

Porém, nota-se um PVC, identificado pela anotação V. Na Figura 13, um trecho do paciente 106 é mostrado.

Figura 13 – Trecho ECG com ritmo normal do paciente 106 com arritmia classe V



Adaptado do *MIT-BIH Arrhythmia Database* (MOODY; MARK, 2001), disponível em PhysioNet (GOLDBERGER et al., 2000)

Aqui ocorre uma taquicardia ventricular, identificado por "(VT)". Nela, ocorrem três PVCs em sequência. Note a diferença morfológica entre eles. Após esse evento, o ritmo é normal. Nesse segundo momento, ocorre um outro PVC.

As classes de ritmo não foram utilizadas explicitamente, visto que o objetivo era classificar batimentos. Ou seja, há sequências com ritmo normal ou com taquicardia ventricular, mas o algoritmo não as classifica.

3.2 Pré-processamento

Antes de utilizar o sinal de ECG como entrada dos modelos, foi necessária uma etapa de pré-processamento composta por limpeza de ruídos, segmentação e padronização dos batimentos. Essa etapa é importante porque o ECG está sujeito a diversos ruídos que podem prejudicar o aprendizado das redes neurais. Como o exame registra a atividade elétrica do coração, correntes elétricas externas ou internas ao organismo podem modificar o sinal. Entre os ruídos mais comuns estão o ruído muscular (proveniente da contração de outros músculos), o *baseline wander* (variação lenta associada à respiração) e a interferência de 60 Hz da rede elétrica, como discutido na seção 2.7.

Apesar disso, alguns trabalhos utilizam o sinal praticamente cru, delegando ao próprio modelo o papel de identificar o que é ou não relevante. Essa abordagem simplifica o pré-processamento, mas aumenta a complexidade do problema de aprendizado e pode demandar bases maiores ou arquiteturas mais robustas.

Outro desafio importante é a segmentação do ECG em batimentos individuais. Conforme observado nos trabalhos correlatos, existem duas abordagens principais: o uso de janelas de tempo fixas ou janelas adaptadas ao tamanho do batimento. Janelas fixas são simples, mas podem cortar partes importantes do complexo QRS ou incluir trechos de batimentos vizinhos. Em ambas as estratégias, o pico R é normalmente utilizado como

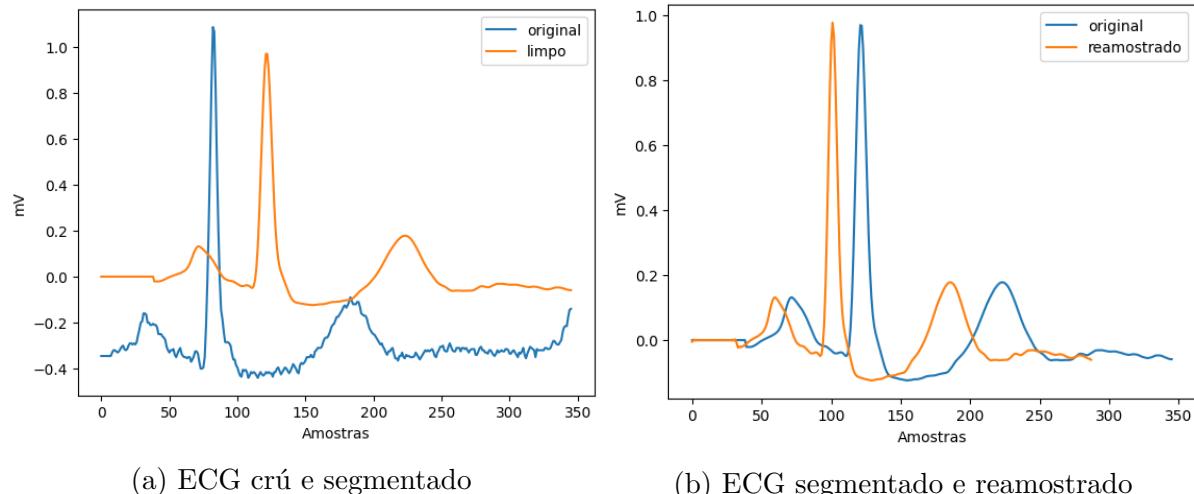
referência. Uma vantagem do MIT-BIH é que esses picos já estão anotados; quando não estão, podem ser identificados por algoritmos como o de Pan e Tompkins (1985).

Neste trabalho, optou-se por trabalhar com o sinal o mais próximo possível do original, preservando suas características fisiológicas e facilitando análises posteriores. Por isso, adotou-se a segmentação flexível. Inicialmente, o sinal foi limpo com um filtro passa-alta de 0,5 Hz (ordem 5), seguido de filtragem da linha de energia a 60 Hz. Em seguida, foi executada a segmentação. Ambas as etapas utilizaram a biblioteca NeuroKit2 (MAKOWSKI et al., 2021).

Por fim, foi necessário uniformizar o tamanho dos batimentos antes de alimentá-los nos modelos. A média das amostras por batimento foi de aproximadamente 284; portanto, adotou-se uma reamostragem para 288 amostras, correspondendo a 800 ms de duração. Essa etapa foi realizada com a função *resample* da biblioteca SciPy (VIRTANEN et al., 2020).

Na figura abaixo é ilustrado um batimento segmentado e limpo e o seu trecho correspondente crú.

Figura 14 – Comparaçao entre o ECG original, segmentado e reamostrado



Fonte: Elaborado pelo autor.

3.2.1 Features

Após o pré-processamento, é necessário avaliar quais *features* devem ser utilizadas. Em problemas de ECG, essas *features* precisam ser relevantes para o domínio clínico. Por outro lado, redes neurais apresentam a vantagem de aprender representações diretamente dos dados brutos, o que reduz a necessidade de engenharia manual de atributos. Ainda assim, algumas *features* simples podem complementar o aprendizado, fornecendo informação explícita que ajude o modelo a distinguir padrões.

Neste trabalho, optou-se por utilizar apenas o intervalo RR como feature adicional, permitindo que a própria rede aprenda as demais características relevantes a partir do sinal segmentado. O intervalo RR é uma informação particularmente útil porque descreve o tempo entre batimentos consecutivos. Essa informação ajuda na identificação de arritmias cuja principal manifestação é temporal, como no caso dos batimentos ventriculares prematuros (PVCs), em que ocorre um encurtamento característico desse intervalo.

Assim, para um batimento i , seu intervalo RR é calculado da seguinte forma.

$$\text{pré RR intervalo} = |R_{i-1} - R_i| \quad (3.1)$$

$$\text{pós RR intervalo} = |R_i - R_{i+1}| \quad (3.2)$$

Note que é necessário saber sobre o próximo batimento, isto é o futuro. Em um contexto de classificação em tempo real, por exemplo, isso poderia ser um vazamento, o que não é o caso deste projeto.

3.3 Arquiteturas

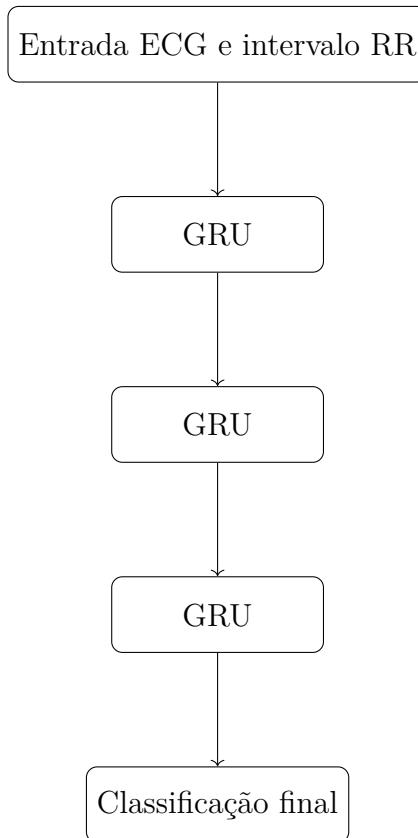
Após o pré-processamento e a definição das *features*, foi necessário escolher as arquiteturas de rede neural que serão avaliadas. Como discutido por Géron (2022), a busca por hiperparâmetros ideais e por configurações de modelo costuma ser um processo altamente experimental, podendo incluir técnicas automáticas — como *grid search* ou *random search* —, mas que, no contexto de redes neurais profundas, frequentemente se torna inviável devido ao custo computacional.

Uma alternativa prática consiste em partir de arquiteturas já propostas na literatura e adaptá-las ao problema estudado. Seguindo essa estratégia, para o modelo recorrente puro foi adotada como referência a arquitetura apresentada em Narotamo et al. (2024). No trabalho original, os autores utilizam três camadas de GRUs, cada uma com 256 unidades ocultas, explorando a capacidade das redes recorrentes de modelar dependências temporais no sinal.

Neste projeto, a arquitetura base foi mantida, mas além de receber o sinal do eletrocardiograma, o modelo recebeu também os intervalos RR.

A Figura 15 apresenta um esquema da arquitetura utilizada.

Figura 15 – Arquitetura GRU pura.



Fonte: Elaborado pelo autor.

A segunda arquitetura avaliada é um modelo híbrido composto por camadas convolucionais seguidas de uma camada recorrente do tipo GRU. Nessa abordagem, o bloco convolucional é aplicado individualmente a cada batimento da sequência, gerando para cada um deles um mapa de *features* que, em seguida, compõe a nova sequência processada pelo bloco recorrente.

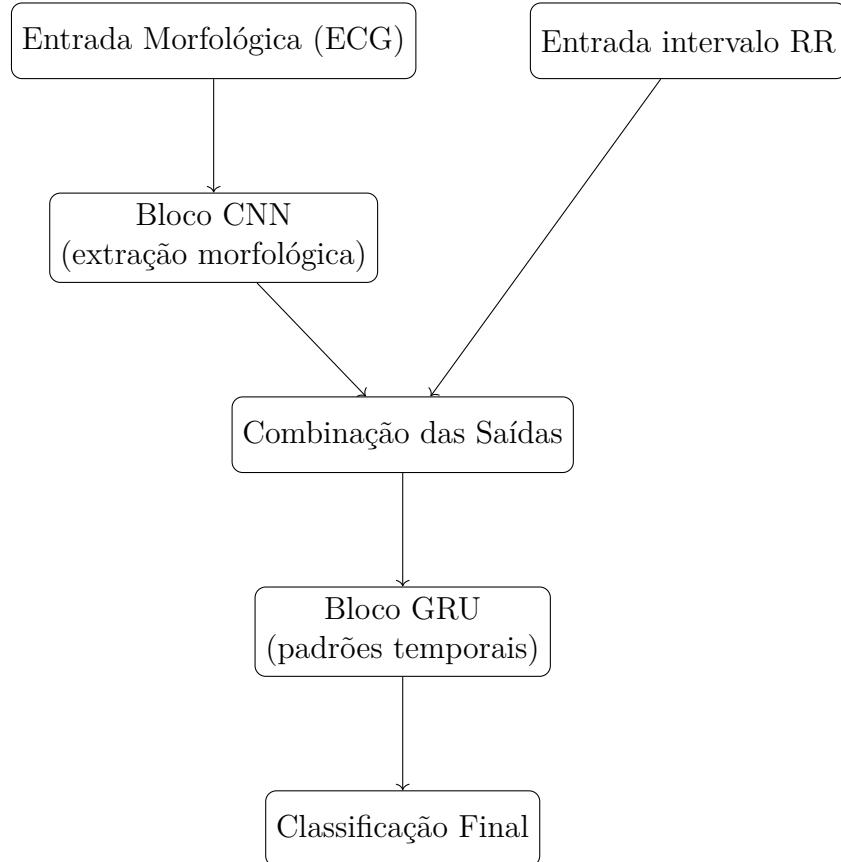
O bloco convolucional é formado por duas camadas de CNN: a primeira com 32 filtros e *kernel* de tamanho sete, e a segunda com 64 filtros e *kernel* de tamanho cinco, ambas utilizando *padding* adequado para preservar o comprimento da entrada. A escolha do tamanho do filtro, ou *kernel*, envolve a escolha entre padrões globais, com um *kernel* maior, ou padrões mais locais, com um *kernel* menor. Arquiteturas profundas costumam usar kernels pequenos. Como esta tem apenas duas camadas, foi utilizado um de tamanho sete, e outro de tamanho cinco.

Cada camada convolucional é seguida por *batch normalization* — para estabilizar o treinamento — e por *global max pooling*, que reduz a dimensionalidade do mapa de *features* e contribui para mitigar sobreajuste ao reter apenas as ativações mais relevantes.

A etapa recorrente é composta por uma camada GRU com 256 unidades, responsável por modelar a dependência temporal entre os batimentos por meio das representações produzidas pelo bloco convolucional.

Essa arquitetura representa uma versão simplificada do modelo proposto por Narotamo et al. (2024).

Figura 16 – Arquitetura híbrida CNN e GRU.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Enquanto que a rede da Figura 15 recebeu o ECG concatenado com as *features*, a rede híbrida as recebeu separadas, sendo conectadas após o processamento das CNNs já que o objetivo era que esta extraísse *features* morfológicas.

3.3.1 Tamanho da sequência

Para otimizar o processo de treinamento, foram empregados os mecanismos de *early stopping* e *reduce on plateau*, responsáveis por limitar o número de épocas e ajustar dinamicamente a taxa de aprendizagem, respectivamente. Ambos monitoraram o *f1-score*, de forma que a rede buscasse um equilíbrio entre precisão e *recall*. Assim, mesmo após o treinamento, era possível ajustar manualmente esse compromisso com auxílio da curva PR.

Em ambos os modelos, utilizou-se uma sequência composta por 16 batimentos, sendo a classificação realizada apenas no último elemento da sequência. Dessa forma, o

problema caracteriza-se como uma tarefa de sequência para vetor, conforme discutido na Seção 2.5.

A escolha do tamanho da sequência foi feita empiricamente. Inicialmente, avaliou-se uma arquitetura simples — uma única camada de LSTM com 100 unidades — utilizando uma validação cruzada one hold out. Embora validações com mais *folds* reduzam o viés na estimativa de generalização, conforme James et al. (2023), o custo computacional cresce proporcionalmente, o que motivou a escolha desse arranjo mais enxuto para experimentação inicial.

Foram testadas sequências de 10, 16 e 20 batimentos. Houve melhora de desempenho ao passar de 10 para 16 batimentos, porém o aumento para 20 resultou em um consumo de memória excessivamente elevado, sem ganho proporcional. Por esse motivo, definiu-se o tamanho final da sequência como 16 batimentos.

As redes foram treinadas por até 50 épocas.

3.4 Estratégia de avaliação

Em seguida, é preciso escolher uma estratégia de avaliação. Conforme apresentado na seção 2.7, existem duas estratégias principais: a interpaciente e a intra-paciente. Na primeira, o modelo é exposto a um cenário mais realista, ele é treinado em um conjunto de pacientes e avaliado em outro. O desafio reside justamente na variabilidade dos tipos arrítmicos. Assim, Chazal, O'Dwyer e Reilly (2004) propôs dois conjuntos de dados para o MIT-BIH; o Ds1 que é formado pelos pacientes: 101, 106, 108, 109, 112, 114, 115, 116, 118, 119, 122, 124, 201, 203, 205, 207, 208, 209, 215, 220, 223 e 230 e o Ds2, formado por: 100, 103, 105, 111, 113, 117, 121, 123, 200, 202, 210, 212, 213, 214, 219, 221, 222, 228, 231, 232, 233 e 234.

Note que o conjunto Ds1 inclui 12 registros que são resultados da seleção aleatória e 10 dos registros com as morfologias complexas. Já no Ds2 possui oito dessa primeira seleção e 14 da segunda; sendo mais desafiador e feito para testar a capacidade de generalização do modelo.

Na Tabela 3, é mostrado a distribuição das classes usadas pelos modelos; a arritmia ventricular e a normal.

Tabela 3 – Distribuição das classes (por batimento) nos conjuntos Ds1 e Ds2

Conjunto	N	VEB
DS1	45 866	3 788
DS2	44 259	3 221
Total	90 125	7 009

Fonte: o autor.

Como pode ser observado, as classes são desbalanceadas dentro do mesmo conjunto, porém, balanceada entre eles.

A avaliação foi feita utilizando uma avaliação cruzada no conjunto Ds1 inicialmente com duas partições (dois *folds*) e, posteriormente, com cinco partições (cinco *folds*) nos modelos finais, utilizando o particionados inter-paciente. Esta estratégia permite avaliar o modelo com ECGs de pacientes para o qual ele não foi treinado; sendo mais próximo de um contexto clínico e expõe o modelo a mais variação. Além disso, conforme a AAMI, batimentos com marcapasso foram excluídos por serem não representativos (SAADATNEJAD; OVEISI; HASHEMI, 2020).

Na Tabela 4, abaixo, é mostrado os pacientes em cada *fold*.

Tabela 4 – Distribuição dos IDs dos Pacientes por Fold para Conjuntos de Treinamento e Validação

Fold	Conjunto de Treinamento	Conjunto de Validação
1	101, 106, 108, 109, 112, 114, 116, 119, 122, 124, 203, 205, 207, 208, 209, 215, 220, 223	115, 118, 201, 230
2	101, 108, 109, 112, 114, 115, 116, 118, 119, 201, 203, 205, 207, 208, 209, 215, 220, 223, 230	106, 122, 124
3	101, 106, 108, 109, 112, 114, 115, 116, 118, 122, 124, 201, 207, 208, 215, 220, 223, 230	119, 203, 205, 209
4	106, 112, 114, 115, 118, 119, 122, 124, 201, 203, 205, 207, 208, 209, 215, 230	101, 108, 109, 116, 220, 223
5	101, 106, 108, 109, 115, 116, 118, 119, 122, 124, 201, 203, 205, 209, 220, 223, 230	112, 114, 207, 208, 215

Fonte: o autor.

3.4.1 Métricas

As métricas utilizadas para avaliar o desempenho dos modelos foram selecionadas em duas categorias: métricas de desempenho (sensibilidade, precisão, acurácia, *F1-score*, AUC, AP), que quantificam os tipos de acertos e erros, e métricas de confiabilidade (curva de calibração), que avaliam a coerência das probabilidades previstas. Para iniciar, será apresentada a matriz de confusão, que serve como fundamento para as métricas de desempenho ao tipificar os acertos e erros do modelo em termos de verdadeiros e falsos.

3.4.1.1 Matriz de confusão e métricas derivadas

Na Tabela 5 é ilustrada um exemplo de matriz de confusão para um classificador binário.

Tabela 5 – Exemplo de matriz de confusão binária

Classe Verdadeira	Classe Predita	
	Positiva	Negativa
Positiva	TP	FN
Negativa	FP	TN

Fonte: Elaborado pelo autor.

Segundo Müller e Guido (2016), cada quadrante da matriz representa um tipo de acerto ou erro, a saber:

1. TP (*true positive* - verdadeiro positivo), quantos casos positivos foram corretamente classificados;
2. FN (*false negative* - falso negativo), quantos casos negativos foram incorretamente classificados;
3. FP (*false positive* - falso positivo), quantos casos positivos foram incorretamente classificados;
4. TN (*true negative* - verdadeiro negativo), quantos casos negativos foram corretamente classificados.

E com base nesses tipos, são definidas as seguintes métricas de desempenho((MÜLLER; GUIDO, 2016)):

Acurácia: Corresponde ao acerto global do modelo:

$$\text{Acurácia} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (3.3)$$

Sensibilidade (*recall*): Representa a capacidade do modelo em identificar corretamente a classe positiva, sendo TPR (Taxa de Verdadeiros Positivos) seu sinônimo.

$$\text{Sensibilidade} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3.4)$$

Precisão: Indica a proporção de amostras classificadas como positivas que realmente pertencem à classe positiva:

$$\text{Precisão} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3.5)$$

F1-score: É a média harmônica entre precisão e sensibilidade, buscando um equilíbrio entre as duas:

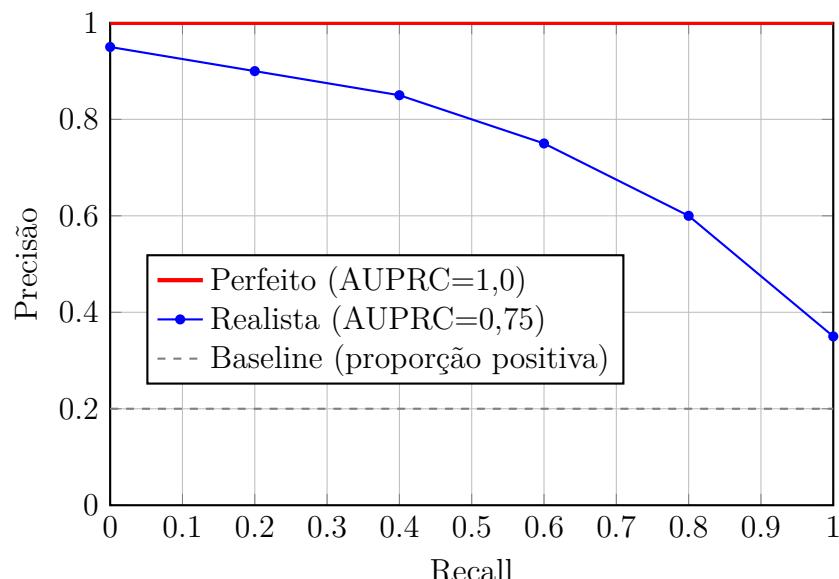
$$F1\text{-score} = \frac{2 \cdot \text{Precisão} \cdot \text{Sensibilidade}}{\text{Precisão} + \text{Sensibilidade}} \quad (3.6)$$

3.4.1.2 Curva de Precisão e Recall

Segundo Géron (2022), a precisão e o *recall* são um *trade-off*; conforme aumenta-se o *recall*, a tendência é que o modelo comete mais erros de falsos positivos, diminuindo a precisão. Da mesma forma, conforme aumenta-se a precisão, o modelo tende a cometer mais erros de falsos negativos, diminuindo a sensibilidade.

Em Müller e Guido (2016), chama-se a atenção para qual tipo de erro é menos danoso, pois nenhum modelo é livre de erros. Em contextos médicos, prioriza-se o *recall*, pois falsos negativos são mais prejudiciais que falsos positivos. Segundo os autores, uma forma de visualizar esse *trade-off* é pela curva precisão-*recall*, ilustrada abaixo, que mostra o desempenho do modelo em todos os limiares de decisão possíveis.

Figura 17 – Curvas Precisão–Recall: Comparação entre Classificador Perfeito, Realista e Baseline.



Fonte: Elaborado pelo autor.

A curva azul ilustra o *trade-off* de um modelo fictício. Conforme sua sensibilidade aumenta, ele começa a cometer erros de falso positivo, impactando negativamente a sua precisão. Na curva vermelha é ilustrada um modelo perfeito; nele esse *trade-off* não existe, o modelo sempre acerta, não importa o *recall* (GÉRON, 2022).

Em Müller e Guido (2016), a AUCPR (*area under curve precision recall* - área sob a curva precisão sensibilidade) é definida como uma métrica que resume essas curvas. É possível comparar essa métrica com um *baseline* que corresponde a um modelo que simplesmente adivinha; um acerto aleatório ou *random guess*. No caso da curva PR, tal modelo teria um AUCPR igual a proporção da classe positiva. AUCPR é também chamada de AP (*average precision* - precisão média).

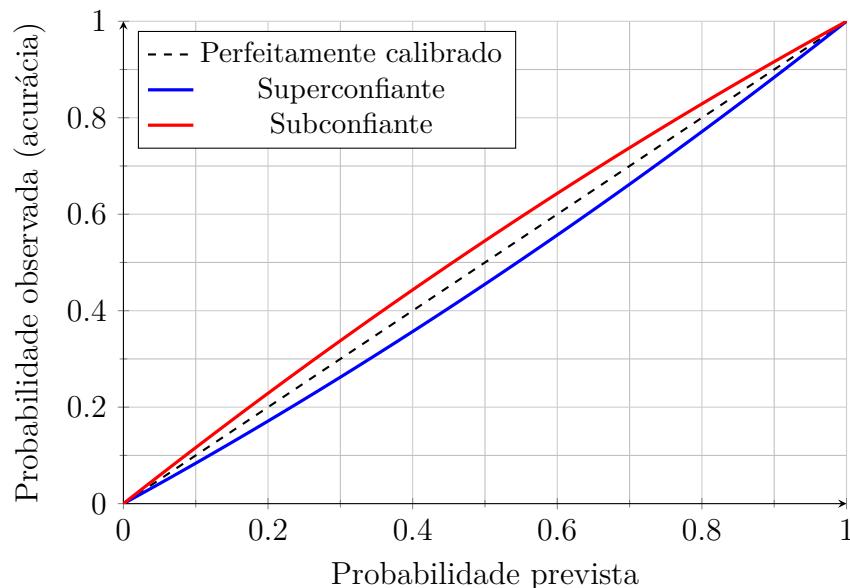
Uma alternativa, segundo Géron (2022), a curva PR é a curva ROC (*receiver operating characteristic curve*) que exibe a sensibilidade em relação a taxa de falsos positivos. O seu comportamento é semelhante ao da curva PR, porém ela tende a ser otimista em conjunto de dados desbalanceados. Assim, neste trabalho foi optado por usar apenas a curva PR. Porém, será discutido a AUC (*area under the curve*) dos modelos. Essa métrica é equivalente a AUCPR, com a diferença que, para o *baseline*, a AUC é sempre 0,5 (MÜLLER; GUIDO, 2016). Neste cenário, o *recall* é igual à taxa de falsos positivos; ou seja, ao achar 60% das classes positivas, o modelo classifica 60% das classes negativas como positivas, por exemplo. Um modelo perfeito, terá um AUC de 1,0 (GÉRON, 2022).

3.4.1.3 Curva de calibração

Niculescu-Mizil e Caruana (2005) apresentam uma definição visual de um modelo perfeitamente calibrado. No eixo x do diagrama estão intervalos, ou *bins*, de probabilidade e no eixo y, a média da probabilidade prevista para um determinado intervalo. Agrupa-se as amostras em cada intervalo, de acordo com a probabilidade prevista e, então, é calculado a média dessas probabilidades probabilidade e a frequência da classe positiva. Caso essas sejam iguais, então o modelo está perfeitamente calibrado.

Supondo que para um conjunto de pacientes, a média da probabilidade prevista é de 30%. Se o modelo for perfeitamente calibrado, então a frequência da classe positiva neste conjunto será de 30%.

Figura 18 – Diagrama de calibração mostrando curvas de modelos perfeitamente calibrado, superconfiante e subconfiante.



Assim, um modelo perfeitamente calibrado tem uma curva correspondente a diagonal do diagrama. Modelos superconfiantes têm a sua curva abaixo da diagonal; a

média das probabilidades previstas é maior que a frequência e modelos pouco confiantes têm a curva acima; a média das probabilidades previstas é menor que a frequência real.

Niculescu-Mizil e Caruana (2005) afirmam que calibração é fundamental para a confiabilidade do modelo e não diretamente relacionado ao desempenho medido pelas demais métricas.

4 Resultados e discussões

Nesta seção, serão apresentados os resultados alcançados pelos modelos. Primeiro, a média das métricas com o objetivo de ter uma visão geral do desempenho. Em seguida, será feita uma comparação entre as médias na validação com as do treino, para identificar o *overfit*. Então, a partir das métricas individuais em cada *fold*, será identificado o pior e o melhor caso de cada modelo utilizando como critério o *f1-score*. Apesar do recall ser mais importante, foi adotado o *f1-score* como critério, pois o ajuste no *trade-off* pode ser feito manualmente e a critério de um tomador de decisão, usando a curva ROC ou *precisão-recall*. Além disso, ao focar no *recall*, o modelo poderia ter a sua precisão muito reduzida, diminuindo sua utilidade. Em caso de empate será usado o *recall*.

Para os piores casos, será analisada a matriz de confusão, onde poderá ser feito a análise dos tipos de erros e acertos e as curvas de *precisão-recall*, para averiguar o impacto da precisão e recall em diferentes *folds* e como os modelos se compararam com o *baseline*.

Então, será eleito o melhor modelo considerando o maior *f1-score* médio. Nesta etapa, é importante analisar também o desvio padrão; é desejável que o melhor modelo não tenha apenas um *f1-score* médio alto, mas um desvio padrão baixo, indicando maior estabilidade.

Por fim, será feita a comparação dos modelos com os apresentados na revisão da literatura e uma análise de erros do pior caso do melhor modelo.

4.1 Resultados do modelo GRU

Na Tabela 6 é mostrado o resultado médio do modelo GRU puro na validação junto com os respectivos desvio padrão.

Tabela 6 – Média das métricas do GRU para a classificação normal vs. ventricular na validação

Métrica	Média	Desvio Padrão
Precisão	0,8515	0,1825
<i>Recall</i>	0,8039	0,0795
<i>F1-Score</i>	0,8060	0,0760
Acurácia	0,9640	0,0278

Fonte: Elaborado pelo autor.

Os resultados indicam que o modelo achou aproximadamente 80% dos casos positivos, com um desvio padrão relativamente baixo, indicando boa estabilidade. Além

disso, a precisão do modelo foi maior que seu *recall*, indicando um perfil mais conservador na classificação.

A seguir os resultados no treino:

Tabela 7 – Média das métricas do GRU para a classificação normal vs. ventricular no treino

Métrica	Média	Desvio Padrão
Precisão	0,9872	0,0121
<i>Recall</i>	0,9782	0,0150
F1-Score	0,9827	0,0134
Acurácia	0,9969	0,0024

Fonte: Elaborado pelo autor.

Comparando os resultados do treino na Tabela 7 com os resultados da validação na Tabela 6, observa-se um diferença substancial; evidenciando sobreajuste, isto é, o modelo apresentou uma baixa capacidade de generalização para pacientes não vistos.

Esse fenômeno ocorre pois modelos com alta flexibilidade, como redes neurais, conseguem se ajustar intimamente com os dados de treino (JAMES et al., 2023). Caso eles não sejam representativos da população, tais modelos podem aprender ruído e particularidades dessa amostra ao invés de padrões generalizáveis.

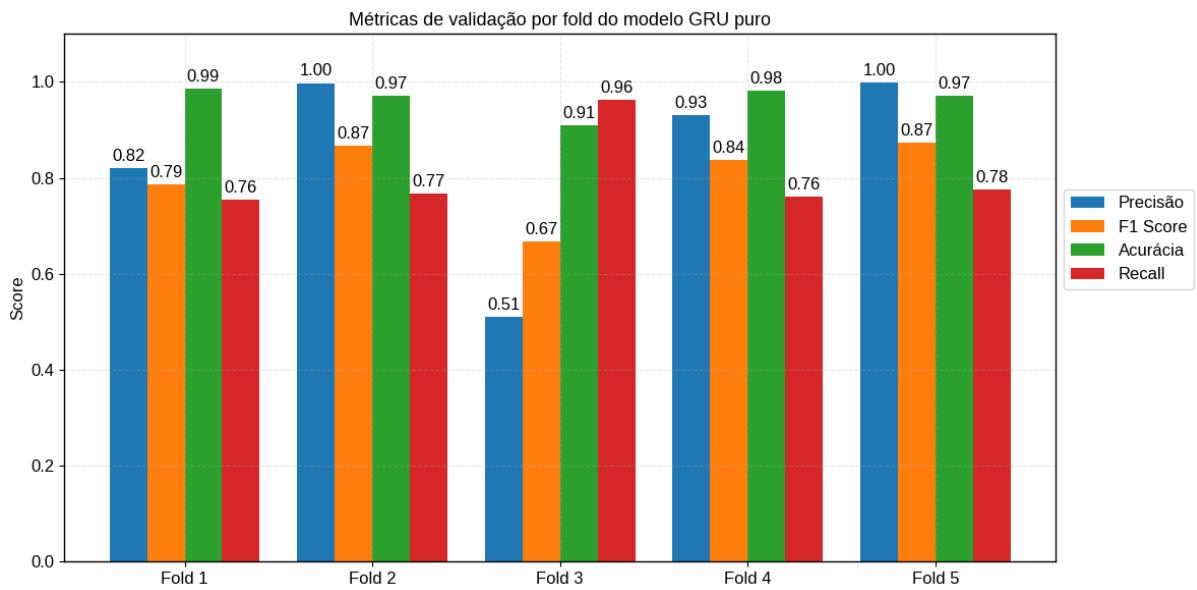
No contexto do MIT-BIH, o desbalanceamento das classes pode ter causado isso. Como há poucos exemplos da classe positiva, é fácil para o modelo memorizar padrões morfológicos e rítmicos das arritmias do conjunto de treino, falhando ao encontrar variações dessas instâncias em pacientes diferentes. Conforme descrito nas seções 2.3.2 e também em 3.1, existe uma grande variação entre as arritmias, tanto de paciente para paciente quanto intra-paciente.

Outra evidência é a diferença entre a acurácia média do conjunto de treino em relação ao conjunto de validação. Observa-se uma diferença significantemente menor. Esta métrica é dominada pela classe negativa, indicando que o modelo conseguiu aprender padrões mais generalizáveis ao ser exposto a mais exemplos dessa classe.

Diferente da acurácia, as demais métricas são muito mais sensíveis ao desempenho na classe positiva.

O particionamento usado torna a tarefa de generalização mais desafiadora, pois o modelo é avaliado com ECGs não vistos durante o treino.

Na Figura 19, está os resultados alcançado pelo modelo em cada *fold* na validação:

Figura 19 – Métricas do modelo GRU por *fold*

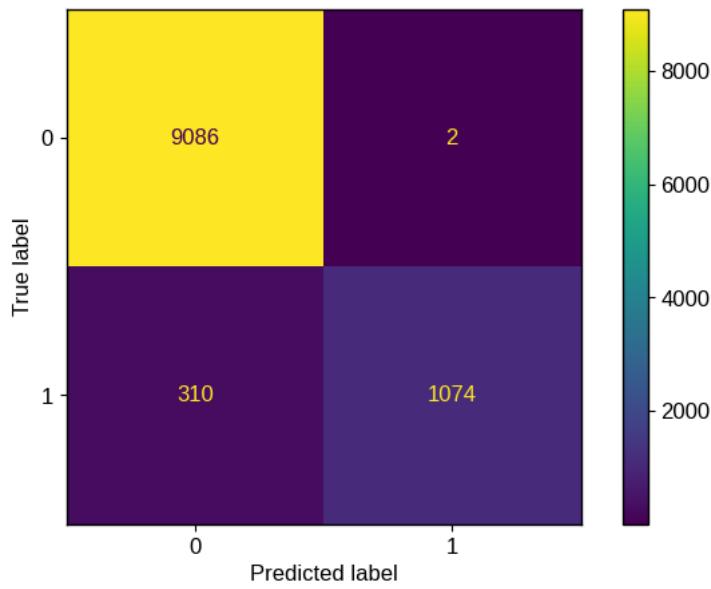
Fonte: Elaborado pelo autor.

No *fold* três, o modelo obteve sua menor precisão, aproximadamente 0,51 porém obteve um alto *recall*, aproximadamente 0,96. Essa discrepância sugere que neste *fold*, havia batimentos normais que fugiam do padrão aprendido no treino, fazendo com que o modelo confundisse eles com batimentos da classe ventricular. Nos demais *folds*, a precisão foi maior que o *recall*, sugerindo a presença de arritmias com características mais sutis, que fizeram com que o modelo as confundisse com batimentos normais.

Considerando o *f1-score*, o terceiro *fold* foi eleito o pior. Como o *fold* cinco empatou com o segundo por esse mesmo critério, como desempate, aquele com o maior *recall*, o quinto, foi considerado o melhor.

4.1.1 Resultados no pior e melhor caso (Modelo GRU)

Na Figura 20, está a matriz de confusão do modelo em seu melhor *fold*:

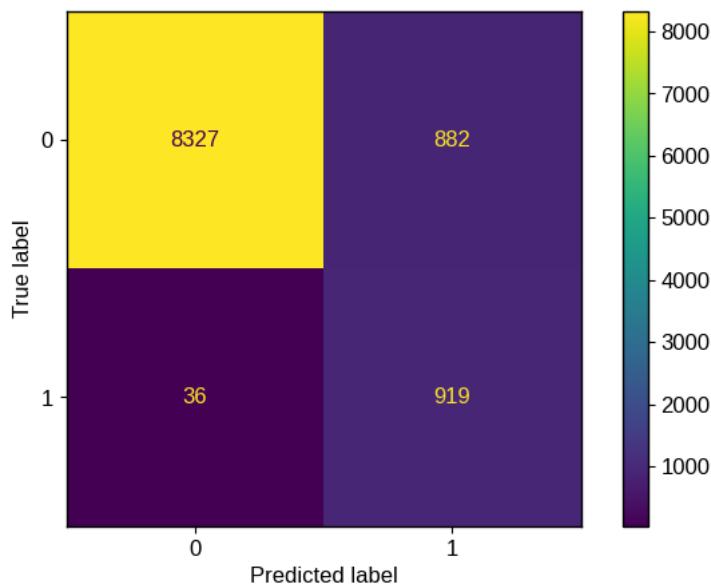
Figura 20 – Matriz de confusão do modelo GRU em seu melhor *fold*

Fonte: Elaborado pelo autor.

Na matriz, é possível ver o desbalanceamento das classes. Neste *fold*, o número de sequencias pertencentes a classe negativa é 9.088, enquanto que 1.384 pertencem a positiva; ou seja, aproximadamente, 13,21% de todas as sequencias são da classe positiva.

A maioria dos erros cometidos são de falsos negativos; o modelo classificou 310 sequencias arrítmicas como normais e apenas duas normais como arrítmicas. Algo que já era evidenciado no gráfico 19, pois sua precisão foi maior que seu *recall*.

Na Figura 21, é dada a matriz de confusão no pior *fold*

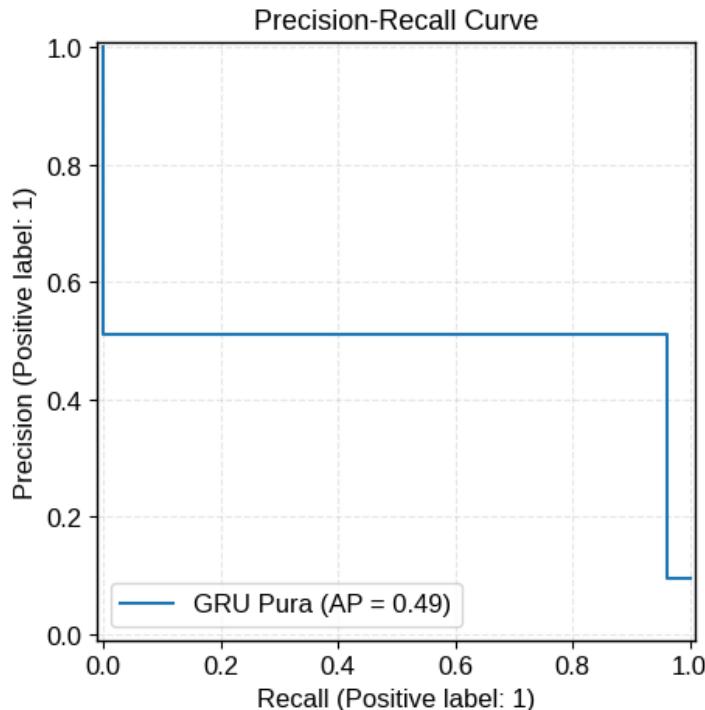
Figura 21 – Matriz de confusão do modelo GRU em seu pior *fold*

Fonte: Elaborado pelo autor.

Aqui o desbalanceamento foi mais severo; havia 9.209 classes negativas e 955 classes positivas; 9,39% aproximadamente. Neste *fold*, a situação se inverte: a maioria dos erros foram de falsos positivos, confirmando o que foi visto no gráfico 19.

Na Figura 27 é ilustrada a curva PR do modelo em seu pior *fold*. Conforme a seção 3.4.1, este gráfico mostra os diferentes valores do *recall* e da precisão para todos os possíveis limiares de decisão.

Figura 22 – Curva precisão vs *recall* do modelo GRU em seu pior *fold*

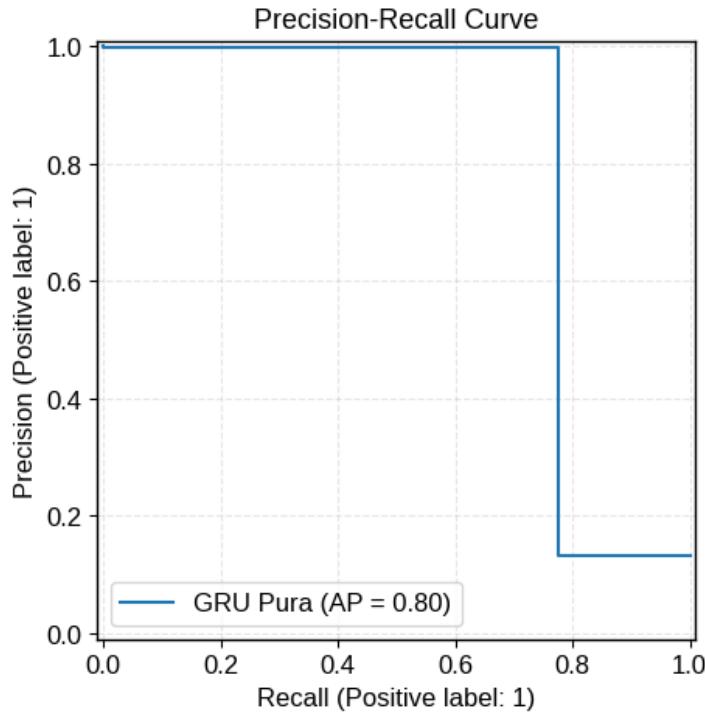


Fonte: Elaborado pelo autor.

O *baseline* no pior caso foi de aproximadamente 9,39%, contrastando com o 49% alcançado pelo modelo. Entretanto, a precisão foi baixa. Pelo gráfico, é possível ver que, por exemplo, seria possível ter um recall de 80% porém com uma precisão menor que 60%; ou seja, o modelo encontra 80% das arritmias, porém, menos de 60% de todas as sequências classificadas como arrítmicas realmente são arrítmicas. Neste *fold*, a AUC foi 0,93, maior que o *baseline* de 0,5.

Na Figura 23, ilustra-se a mesma curva porém no melhor *fold*.

Figura 23 – Curva precisão vs *recall* do modelo GRU em seu melhor *fold*



Fonte: Elaborado pelo autor.

Neste cenário, o modelo alcançou um *AUCPR* de 80%, enquanto que a proporção de casos positivos foi de 13,21%. A precisão do modelo mantém-se alta para *recall* abaixo de 80%; quase 100%. Porém, a precisão cai drasticamente, menor que 20%, quando o *recall* ultrapassa essa faixa.

O AUC do modelo foi de 0,89, maior que o *baseline* de 0,5.

Portanto, apesar do desbalanceamento, o modelo alcançou resultados satisfatórios, considerando o extremo desbalanceamento do conjunto.

4.2 Resultados do modelo híbrido GRU e CNN

O modelo híbrido apresentou resultado superior em relação ao modelo anterior. Na Tabela 8 abaixo, é possível ver que o modelo obteve média maior em todas as métricas. Apesar disso, o modelo obteve um desvio padrão maior no *recall* e *F1-score*, mas a diferença foi de apenas 0.0106 e 0.0062, respectivamente.

Tabela 8 – Média das métricas do modelo híbrido CNN e GRU para a classificação normal vs. ventricular na validação

Métrica	Média	Desvio Padrão
Precisão	0,8800	0,1684
<i>Recall</i>	0,8726	0,0857
<i>F1-Score</i>	0,8593	0,0866
Acurácia	0,9730	0,0258

Fonte: Elaborado pelo autor.

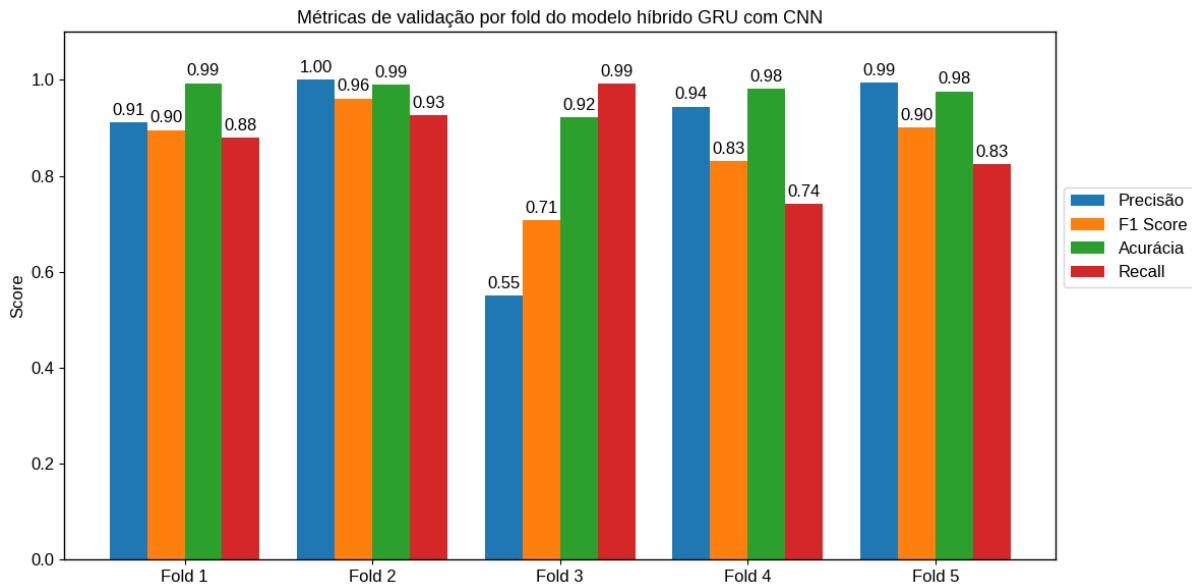
Na Tabela 9, é possível observar que ainda há *overfit* porém a diferença entre os resultados do treino e validação do modelo híbrido é menor quando comparado com o modelo GRU puro. Por exemplo, a diferença relative entre o *f1-score* de treino e validação para o modelo híbrido foi de aproximadamente 9,56% enquanto que para o modelo recorrente puro, foi de, aproximadamente, 17,98%.

Tabela 9 – Média das métricas do modelo híbrido CNN e GRU para a classificação normal vs. ventricular no treino

Métrica	Média	Desvio Padrão
Precisão	0,9698	0,0180
<i>Recall</i>	0,9313	0,0268
<i>F1-Score</i>	0,9502	0,0222
Acurácia	0,9915	0,0035

Fonte: Elaborado pelo autor.

Na Figura 24, estão os resultados obtidos pelo modelo híbrido em cada *fold*.

Figura 24 – Métricas do modelo híbrido CNN e GRU por *fold*

Fonte: Elaborado pelo autor.

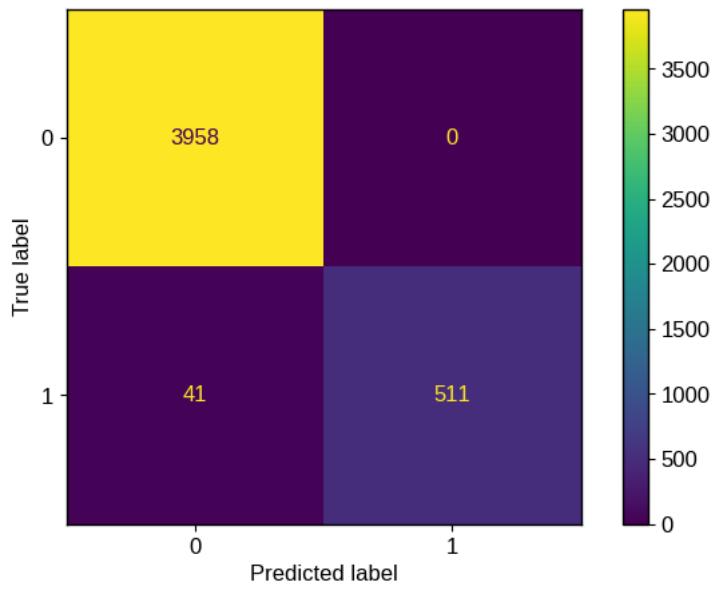
O modelo manteve a tendência de ter uma precisão acima do *recall* na maioria dos *folds*. É possível observar também que o modelo obteve um *recall* maior que o modelo GRU puro em todos os *folds* e uma precisão, no geral, maior ou igual. Sendo as exceções, os *folds* quatro e cinco, porém a diferença foi de, aproximadamente, 0,01 pontos percentuais.

A seguir, o desempenho do modelo em seu melhor e pior *fold*. Repetindo os critérios descritos na seção 4.1, o melhor *fold* foi o segundo e o pior foi o terceiro.

4.2.1 Resultados no pior e melhor caso (Modelo Híbrido)

Na Figura 25, é ilustrada a matriz de confusão do modelo em seu melhor *fold*. Neste cenário, o modelo não cometeu nenhum erro de falso negativo, mas 41 de falso positivo. Além de ter acertado 511 arritmias e 3.968 batimentos normais.

Figura 25 – Matriz de confusão modelo híbrido CNN e GRU em seu melhor *fold*

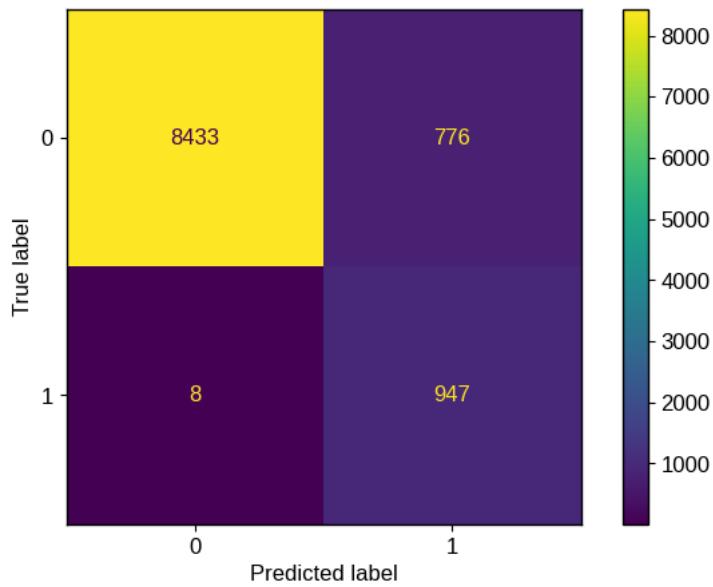


Fonte: Elaborado pelo autor.

Como pode ser visto no gráfico; o modelo não cometeu nenhum erro de falso positivo e errou 41 arritmias, classificando-as como batimentos normais. Neste *fold*, a classe positiva compõe, aproximadamente 12,23% do total. Assim, sendo levemente menos balanceado que o melhor *fold* do modelo GRU puro, que tinha 13,21% de classes positivas, e com um desempenho superior: com um *f1-score* de 0,97 contra 0,87.

Já no pior *fold*, Figura 26, a situação se inverte, a quantidade de erros de falsos negativos, oito, foi menor que as de falsos positivos, 776, refletindo em um *recall* maior que a precisão; como foi observado no gráfico 24.

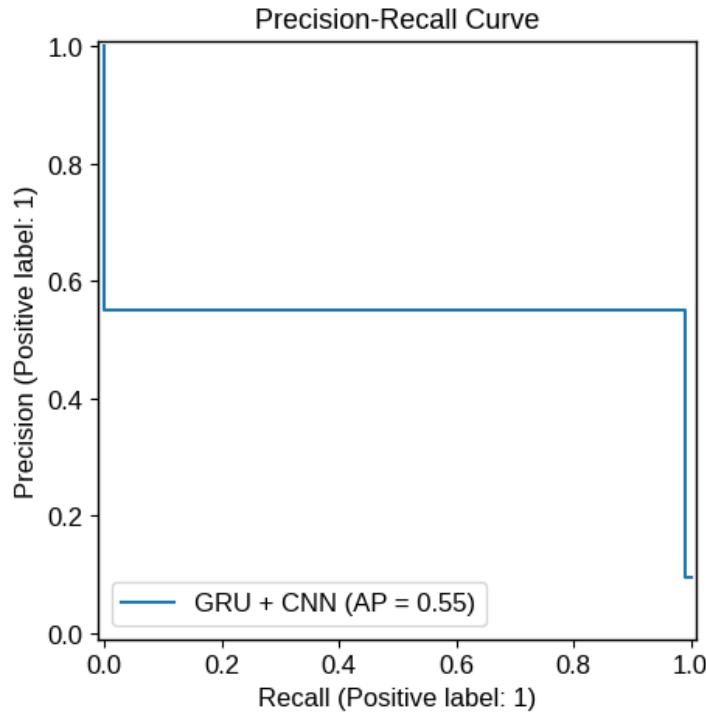
Figura 26 – Matriz de confusão modelo híbrido CNN e GRU em seu pior *fold*



Fonte: Elaborado pelo autor.

Na Figura 27 ilustra a curva PR do modelo híbrido em seu pior caso. Comparando com o pior caso do modelo GRU, na Figura 22, o modelo híbrido mantém um *recall* maior para os mesmos valores de precisão. Em ambos os casos, a precisão quando o *recall* é maior ou igual a um valor próximo a 100%, porém no modelo puro, isso ocorre bem antes. o AP também foi maior; cerca de 0,55 contra 0,49. No pior caso, o AUC do modelo híbrido foi de 0,95, contra 0,93 do modelo GRU puro.

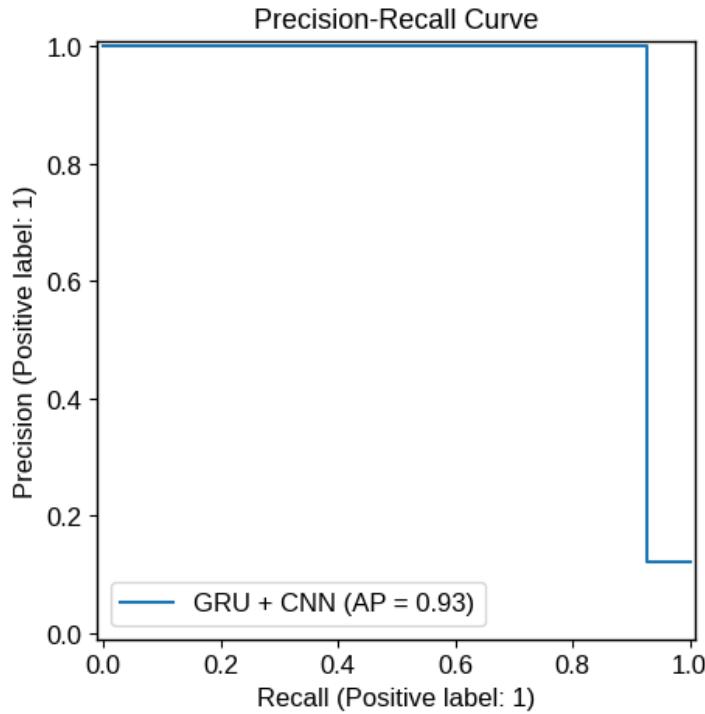
Figura 27 – Curva precisão vs *recall* do modelo híbrido CNN e GRU em seu melhor *fold*



Fonte: Elaborado pelo autor.

Já a Figura 27 ilustra o melhor caso do modelo híbrido. O AP foi de 0,96 enquanto que o *baseline* seria de aproximadamente 12,23% e, além disso, o AP foi maior que o obtido pelo GRU puro; que foi de 0,83.

Figura 28 – Curva precisão vs *recall* do modelo híbrido CNN e GRU em seu melhor *fold*



Fonte: Elaborado pelo autor.

No melhor caso, o modelo mantém uma precisão próxima de 100% dentro de uma faixa de *recall* que chega próximo aos 85%. O AUC foi de 0,96, maior que o *baseline* de 0,5 e do modelo puro, que foi de 0,89

De modo geral, os modelos exibiram um perfil semelhante em seu pior e melhor caso. No pior, a sensibilidade foi maior, resultados em maiores erros de falso positivo, como resultado, o *recall* foi alto e a precisão foi baixa. No melhor caso, houve um equilíbrio maior e, apesar do *recall* mais baixo, a alta precisão aumentou o *f1-score*.

Esse ganho de desempenho sugere que o uso da CNN para extração de *features* morfológicas pode ter sido uma vantagem. A camada recorrente do modelo híbrido não precisou aprendê-las do sinal, apenas precisou se concentrar em como elas se encaixam no contexto da sequência.

4.3 Conclusão dos resultados

Nesta seção, foram apresentados os resultados obtidos pelos modelos GRU puro e híbrido. Ambos os modelos apresentaram um caso de *overfit*, evidenciado pela grande diferença entre o desempenho no treino com o da validação. A partir das métricas individuais em cada *fold*, foi identificado o pior e melhor caso. Neste primeiro, ambos os modelos tiveram uma precisão bem menor que seu *recall*, invertendo a tendência apresentada nos outros *folds*. O que pode ter sido devido a batimentos normais com

características destoantes das aprendidas no treino, fazendo com que os modelos os confundissem com batimentos arrítmicos.

Em contextos médicos, é preferível um *recall* maior, pois falsos negativos são mais danosos que um falso positivo; isto é, é melhor dizer que um batimento normal é arrítmico do que o contrário. Entretanto, uma precisão muito baixa pode indicar que o modelo é tão bom quanto um modelo aleatório; o que o tornaria inútil.

Entretanto, os APs dos modelos no pior caso evidenciou que eles superaram esse *baseline*, indicando que foi aprendido padrões que lhes permitem classificar as arritmias, entretanto, esses padrões ainda não são perfeitamente generalizáveis.

Conforme apresentado, existe um desbalanceamento severo entre as classes. Uma técnica comum para mitigar isso é a aplicação de 'pesos' na função de custo, penalizando mais severamente os erros cometidos na classe minoritária. No entanto, sua aplicação no modelo GRU puro foi contraproducente: o *f1-score* médio caiu para 0,7750 e o desvio padrão subiu para 0,1552, indicando maior instabilidade.

A hipótese para esse comportamento reside na natureza do erro do modelo. A ponderação por pesos é ideal quando o modelo tende a ignorar a classe menor (viés). Contudo, ao observar o desempenho no treino, nota-se que a precisão e o *recall* já eram altíssimos. Ou seja, o modelo já estava 'prestando atenção' suficiente na classe minoritária; ele foi capaz de aprendê-la e até memorizá-la.

Portanto, a queda de desempenho na validação não decorre de um viés a favor da classe majoritária, mas sim da baixa representatividade da classe positiva. Como havia poucos exemplos e poucas variações dessa arritmia, o modelo não conseguiu generalizar. Nesse cenário, aumentar os pesos apenas forçou o modelo a se ajustar excessivamente (*overfit*) a esses poucos exemplos ruidosos, prejudicando ainda mais sua capacidade de classificar novos pacientes.

Por fim, na tabela a seguir são resumidos os resultados alcançados pelos modelos e os apresentados na seção 2.7. Devido as diferenças metodológicas, a comparação direta entre os resultados não é possível. Além do mais, devido ao sobreajuste observado em ambos os modelos, optou-se por não realizar o teste final no Ds2, pois este é um teste único feito quando se tem um modelo com um desempenho satisfatório. Relembrando que a divisão interpaciente é mais rigorosa que a intrapaciente e para este trabalho, os resultados relatados são da validação cruzada no conjunto Ds1; que é uma estimativa otimista da generalização.

Tabela 10 – Resumo dos desempenho dos modelos para a classificação de arritmia (ventricular)

Trabalho (Ano)	Dataset	Sensibilidade (%)	Precisão (%)
de Chazal et al. (2004)	DS2.	77,7.	81,9.
Mousavi et al. (2019)	DS2.	98,98.	97,40.
Li et al. (2019)	DS2.	92,5.	97,40.
Saadatnejad et al. (2020)	Intrapaciente.	98,22.	92,97.
Kiranyaz et al. (2016)	Intrapaciente.	95,0.	89,5.
TCC (GRU)	Cross-validação 5 folds (ds1).	80,39.	85,15.
TCC (Híbrido)	Cross-validação 5 folds (ds1).	87,26.	88,0.

5 Análise de erros no pior *fold*

Nesta seção, será apresentada uma análise de erros do modelo híbrido em seu pior *fold*. Conforme os critérios adotados, o eleito foi o terceiro.

Como o recall foi superior à precisão, a hipótese levantada foi que a causa esteja relacionada à presença de batimentos normais com características morfológicas atípicas, o que pode ter confundido os modelos. Assim o objetivo dessa seção é fazer uma exploração desse *fold* e verificar como os erros estão distribuídos em relação aos pacientes, e quais características os dados desses pacientes têm; como a morfologia do ECG e o intervalo RR. Por fim, será apresentada também a curva de calibração do modelo.

Devido ao fato de redes neurais serem modelos caixa-preta, não é possível afirmar quais características contribuíram para os erros, logo, a análise serve apenas para construir uma intuição inicial para os resultados achados.

5.1 Análise de erros do modelo híbrido CNN com GRU

Na Tabela 11, a seguir, é possível ver que a maioria dos erros foi oriunda de um paciente, o 203.

Tabela 11 – Total dos erros e acertos por paciente no *fold* de validação

Pacientes	Erros	Acertos
119	0	1972
203	772	2186
205	11	2616
209	1	2606

Fonte: Elaborado pelo autor.

Aproximadamente, 98,46% de todos os erros foram desse paciente. Conforme visto na Figura 26, a maioria desses erros são de falsos positivos. Segundo as anotações do MIT-BIH, disponíveis em (MOODY, 1997), o paciente 203 é considerado como muito difícil. As anotações ainda citam a presença de mudança de morfologia no complexo QRS e contrações ventriculares prematuras (PVC) de múltiplas formas.

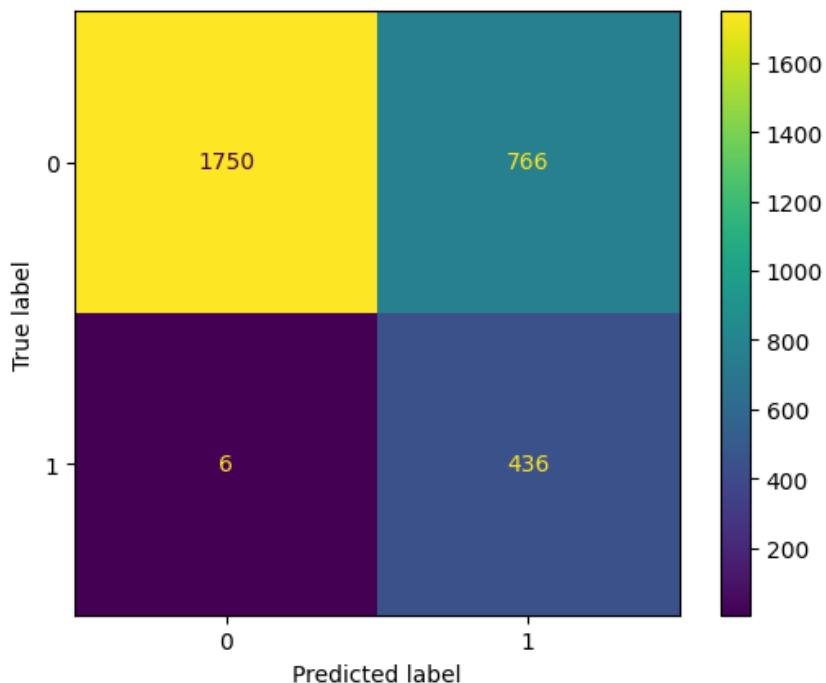
Já no paciente 209, o modelo acertou a única classe positiva que existia. O único erro cometido foi um falso positivo. No paciente 205, o modelo acertou 69 das 71 classes positivas e errou 9 classes negativas, das 2.556. Nesses dois pacientes, a classe positiva era extremamente rara, mas em números absolutos, a maioria dos erros foram de falsos positivos.

Como o paciente 203 dominou os erros neste *fold* e para o paciente 119, não houve erros, na próxima seção, a análise se concentrará neste dois casos.

5.1.1 Comparação morfológica entre o paciente 203 e 119

Na Figura 29, é mostrada a matriz de confusão desse paciente.

Figura 29 – Matriz de confusão do paciente 203

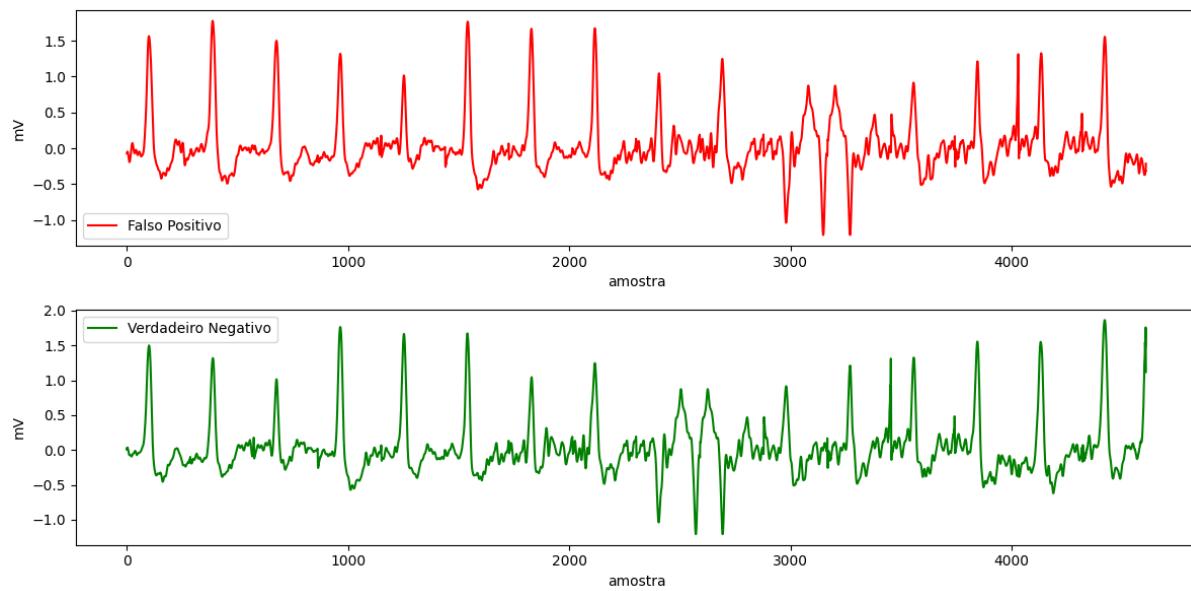


Fonte: Elaborado pelo autor.

Das 2.516 sequências normais, o modelo classificou 766 como arrítmicas e acertou 1.750 e das 472 sequências arrítmicas, o modelo acertou 436 e errou 6. Assim, ao todo, o modelo errou 35,31% dos batimentos do paciente 209;

Na Figura 30, é ilustrado duas sequencias desse paciente, na primeira um falso positivo e na segunda um verdadeiro negativo.

Figura 30 – ECG normal do paciente 203



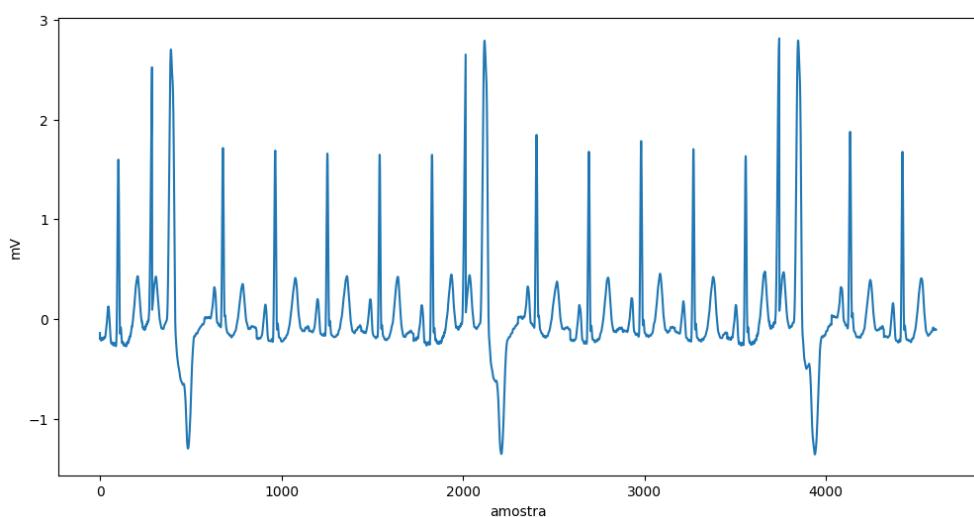
Fonte: Elaborado pelo autor.

É possível observar a forte presença de ruído em ambos os casos. E a presença de batimentos com a morfologia bem deformada; após a amostra 2000 no primeiro gráfico e após a amostra 1000 no segundo.

O modelo tinha 97% de confiança que o primeiro ECG era da classe positiva, logo foi um erro com muita confiança. No segundo caso, o modelo tinha 12% de confiança que a sequência pertencia a classe positiva, ou seja, 88% de chance de ser da classe negativa; um acerto com confiança.

Na Figura 31, é ilustrada a sequência normal do paciente mais fácil;

Figura 31 – ECG normal do paciente 119.



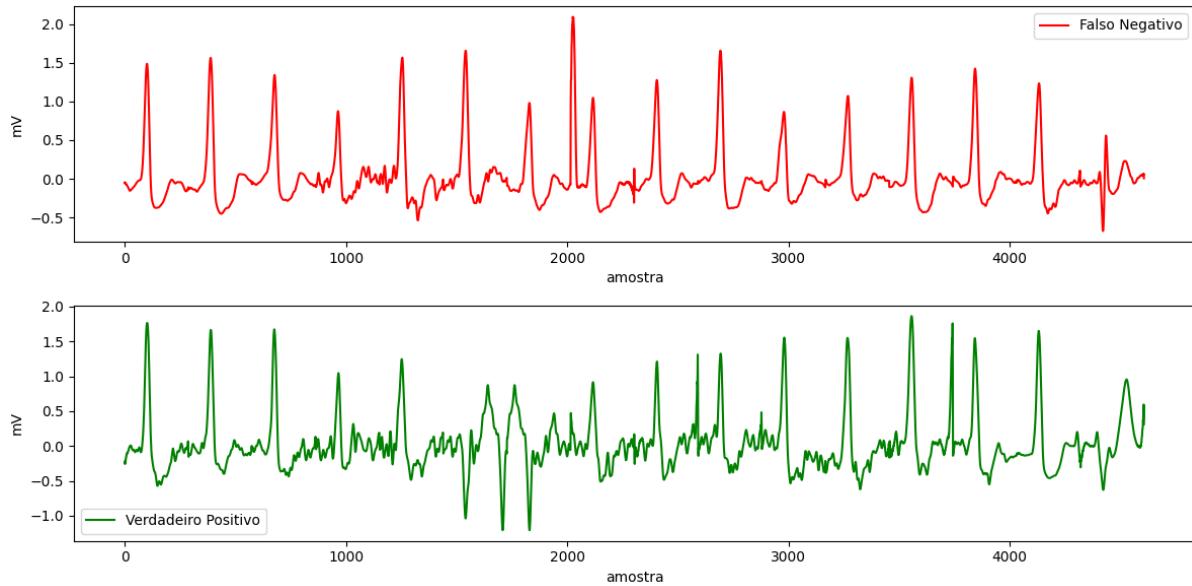
Fonte: Elaborado pelo autor.

É possível notar uma sequencia mais limpa e com o complexo QRS com morfologia usual. Note em torno da amostra 2000 uma contração prematura ventricular.

Na Figura 32 é ilustrado duas sequências arrítmicas do paciente 203, a primeiro o modelo errou e a segunda ele acertou:

Em ambos os casos, é observável o ruído presente na Figura 30. O último batimento da sequência também apresenta uma morfologia diferente da usual.

Figura 32 – ECG arrítmico do paciente 203: acerto e erro



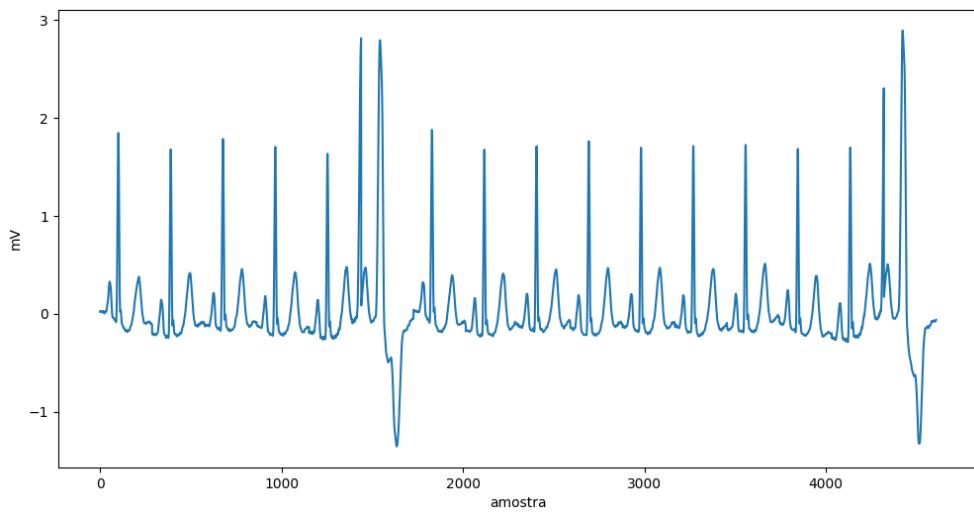
Fonte: Elaborado pelo autor.

O modelo tinha 16% de confiança que era um caso da classe positiva, logo, 84% que era da classe negativa; um erro confiante. É possível notar uma morfologia relativamente mais limpa e uniforme, principalmente quando comparada às demais sequências apresentadas deste paciente, o que pode ter levado o modelo a confundi-la com uma sequência normal.

Já no segundo caso, o modelo tinha 97% de confiança que era um caso da classe positiva; sendo um acerto com confiança. Nota-se a presença de arritmias ventriculares e um sinal com mais ruído.

Na Figura 33, é ilustrada uma sequencia arrítmica do paciente 119. Observe no último batimento, uma arritmia ventricular.

Figura 33 – ECG arrítmico do paciente 119.



Fonte: Elaborado pelo autor.

5.1.2 Comparação temporal entre o paciente 203 e 119

Na Figura 34a, é ilustrado o gráfico de dispersão de um falso positivo do paciente 209. Note o último batimento da sequência (o 16º) ele ocorreu de forma mais prematura uma vez que se encontra na região inferior esquerda do gráfico, em comparação a outros batimentos — como o quarto, o oitavo e o décimo. Além disso, o intervalo entre ele e seu sucessor é maior do que o intervalo em relação ao batimento anterior, o que poderia sugerir um padrão compatível com um batimento ventricular prematuro (PVC). No entanto, essa interpretação dependeria da frequência cardíaca do paciente, e como discutido na seção 2.3.2, não existe um padrão universal de ECG normal.

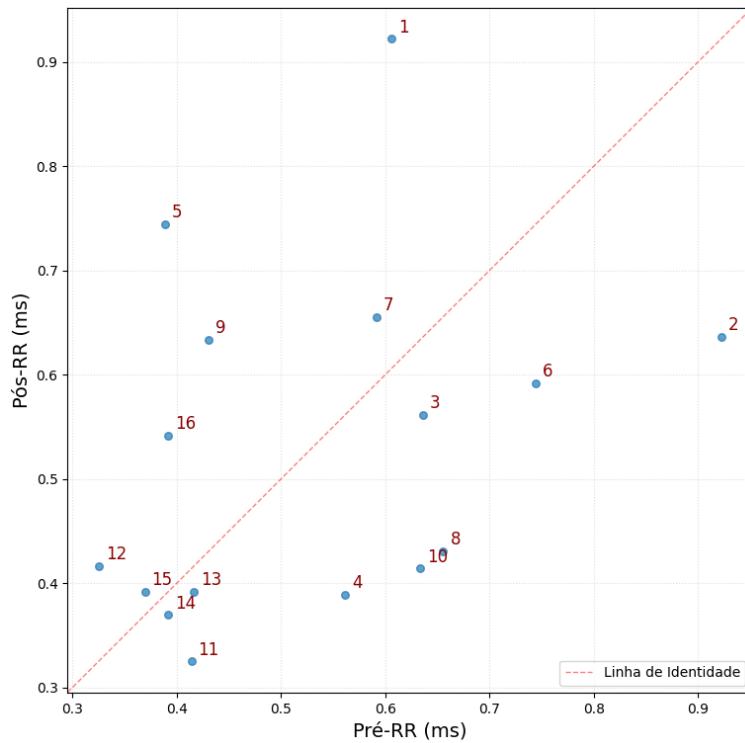
A Figura 34b mostra um caso de verdadeiro positivo do mesmo paciente. O último batimento também ocorre de forma antecipada, porém sua posição mais próxima à linha de identidade indica que o intervalo com o sucessor é aproximadamente igual ao intervalo com o anterior.

Já a Figura 35a apresenta um verdadeiro negativo. Embora os pontos estejam igualmente dispersos, o último batimento aparece mais deslocado para o canto inferior direito quando comparado aos dois casos anteriores (ou seja, ocorreu mais tarde). Essa diferença pode ter contribuído para que o modelo confundisse o caso negativo anterior como um batimento prematuro, resultando em um falso positivo.

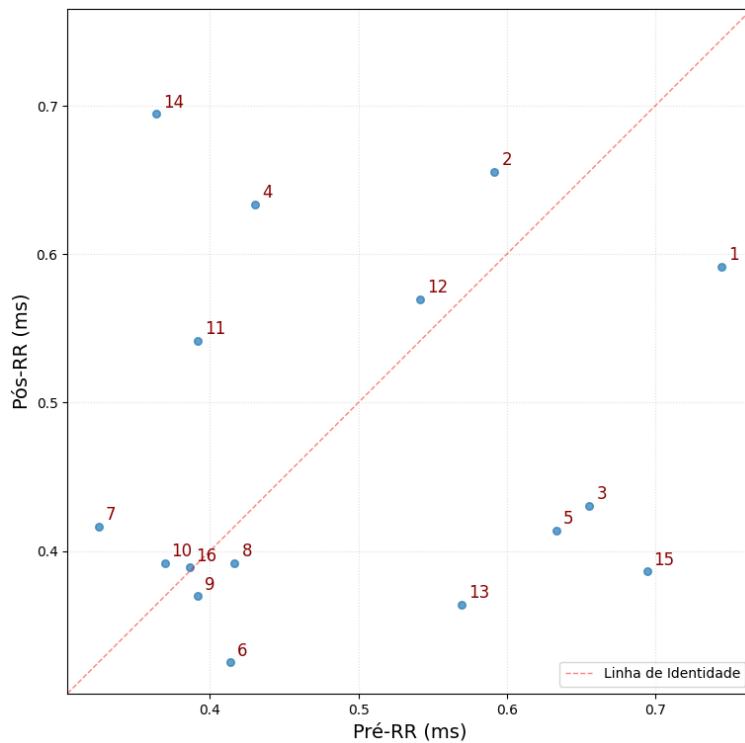
Por fim, a Figura 35b mostra uma sequência normal do paciente 119. Diferentemente das anteriores, os batimentos formam agrupamentos mais concentrados, com o último batimento situado próximo ao centro e à linha de identidade.

Para visualizar o quanto confiante o modelo foi em seus erros, foi feita a curva de calibração, na Figura 36, do modelo para o paciente 203 e o paciente 119.

Figura 34 – Scatter plot do paciente 203 de um falso positivo e um verdadeiro positivo.



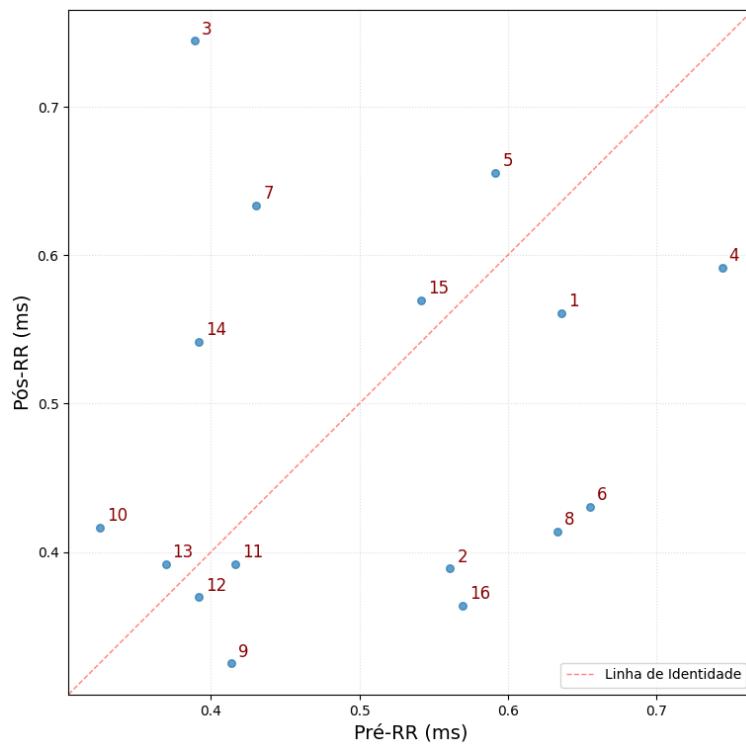
(a) Falso positivo do paciente 203. Note o batimento 16º mais prematuro.



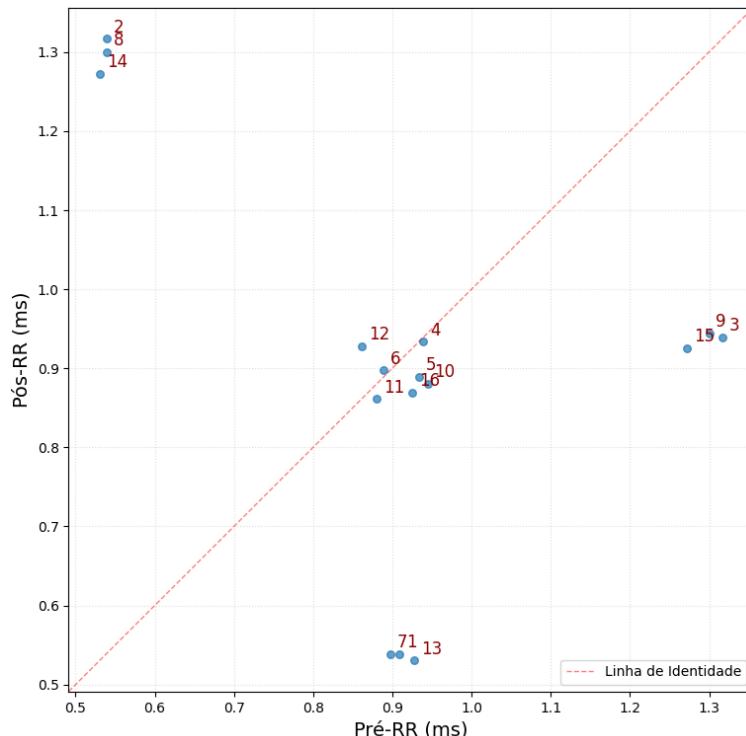
(b) Verdadeiro positivo do paciente 203. O último batimento é mais prematuro que em 34a

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 35 – Scatter plot da sequência normal do paciente 203 e 119



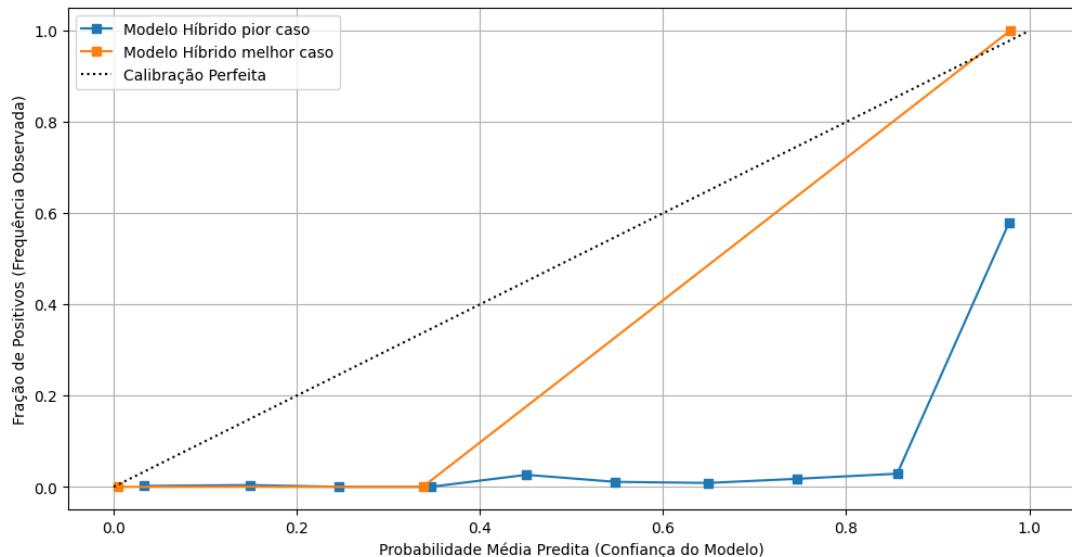
- (a) Verdadeiro negativo do paciente 203. Note que o último batimento ocorreu menos prematuramente.



- (b) Verdadeiro negativo do paciente 119. O último batimento foi mais tardio.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 36 – Curva de calibração para o paciente 203 e 119.



Fonte: Elaborado pelo autor.

A análise de calibração indica que o modelo está superconfiante em ambos os pacientes. Este cenário é caracterizado pelas curvas de calibração que se mantêm abaixo da diagonal principal.

No caso do paciente 119, a falta de calibração é menos severa, pois sua curva se aproxima mais da diagonal principal. Já para o paciente 203, a superconfiança é mais intensa, especialmente em *bins* abaixo de 80%. Por exemplo, para o paciente 203, quando a média da probabilidade prevista é de 90%, a frequência real de casos positivos é menos que 60%.

Conforme discutido na seção 3.4.1, a calibração não está diretamente relacionada ao desempenho, tanto que em ambos os pacientes, a rede foi superconfiante. Seria possível que o modelo tivesse um desempenho baixo e fosse bem calibrado; neste cenário, o tomador de decisão poderia confiar que as probabilidades previstas seriam realistas, mesmo que o modelo não discernisse tão bem.

5.2 Conclusão da análise de erros

O objetivo desta seção foi analisar as sequências de batimentos do modelo híbrido em seu pior *fold* para ganhar uma intuição adicional às razões da falha do mesmo. Foi identificado que a grande maioria dos erros veio de um único paciente, o 203, que as anotações do MIT-BIH o classifica como muito difícil, devido a presença de ruído e arritmias atípicas.

Comparando o paciente 203 com o 119 — paciente para o qual o modelo não cometeu erros — foi identificado que esse possui um sinal mais limpo e sem grandes

morfologias atípicas. Além disso, no paciente 203, num caso de falso positivo, o intervalo do último batimento da em relação ao seu antecessor é mais curto, o que poderia fazer com que o modelo o confundisse com uma arritmia.

Além disso, a curva de calibração mostrou um cenário de superconfiança para ambos os pacientes, reforçando a ideia de que ela não tem relação direta com o desempenho.

Conforme visto na seção 4, este *fold* também foi o pior caso do modelo GRU e o mesmo ainda se saiu pior que o híbrido, com menor *recall* e precisão. O que pode ser outra evidência da vantagem da CNN. Como a CNN atua como extrator de *features* da morfologia, ela pode ter mitigado o impacto do ruído e da forma menos usual do ECG deste paciente, resultando em um desempenho melhor. Além disso, conforme visto, é possível que os intervalos RR tenha contribuído menos para a separação. Como ambos os modelos receberam as mesmas *features* RR, então a vantagem da extração feita pela CNN, pode ter ajudado o híbrido a se destacar.

6 Conclusão

O presente trabalho buscou compreender o processo de aplicação de redes neurais na classificação de arritmias ventriculares. Para isso, foram avaliados dois modelos — um baseado apenas em GRUs e outro híbrido, combinando CNN com GRUs — de modo a observar como diferentes arquiteturas lidam com a extração de padrões locais e dependências temporais do ECG.

A análise das métricas evidenciou que o modelo híbrido apresentou melhor desempenho, embora sujeito a certo grau de *overfit*. Para aprofundar a compreensão sobre esse resultado, foi realizada uma investigação do pior caso do modelo, revelando que a falha ocorreu em um paciente com sinais atípicos, porém clinicamente plausíveis. Além disso, identificou-se o problema de superconfiança, um desafio importante para aplicações em cenários críticos, embora não exclusivo deste trabalho.

De modo geral, o objetivo de explorar e compreender o processo de aplicação de modelos de deep learning para o ECG foi alcançado, permitindo identificar limitações práticas, desafios do domínio e potenciais caminhos de melhoria.

Durante a análise foram identificados outros problemas como superconfiança da rede que é um empecilho para uma adoção em cenário real, embora tais problemas não sejam restritos a esse modelo.

6.1 Trabalhos futuros

Como trabalhos futuros, sugere-se aprofundar a análise do pior cenário, incluindo a avaliação dos demais sinais disponíveis e o uso de métodos de explicabilidade. Existem métodos *post-hoc* como o LIME (RIBEIRO; SINGH; GUESTRIN, 2016); que fornece explicabilidade local e que poderia auxiliar a entender quais *features* mais contribuíram para o erro do modelo. Outro método, o SHAP (LUNDBERG; LEE, 2017) fornece explicabilidade global. Além de auxiliar na etapa de debug, tais métodos podem contribuir para a confiança de tomadores de decisão nos modelos; pois os mesmos poderiam entender o "raciocínio" dos modelos.

Para a calibração, Niculescu-Mizil e Caruana (2005) apontaram métodos como a calibração de Platt, regressão isotônica que são apropriados para a classificação binária.

A etapa de pré-processamento poderia ser reavaliada, para poder remover os ruídos observados no pior caso. Outra alternativa é diminuir o tamanho da sequência e amostras de um batimento. Por mais que uma sequência maior, por exemplo, possa fornecer mais informação aos modelos, ela pode acabar incluindo mais ruído também. O mesmo para a quantidade de amostras.

Considerando que a abordagem híbrida obteve os melhores resultados, recomenda-se investigar novas arquiteturas, especialmente variantes bidirecionais das redes recorrentes. Outro ponto importante é o tratamento do desbalanceamento, que pode ser abordado por meio de geração de dados sintéticos ou estratégias baseadas em redes concorrentes.

Após a superação dessas limitações e a obtenção de resultados mais robustos, propõe-se realizar a avaliação final no conjunto Ds2 e, posteriormente, aplicar técnicas de calibração para produzir probabilidades confiáveis, bem como métodos adicionais de explicabilidade. Essas etapas visam não apenas melhorar o desempenho do modelo, mas também aumentar sua confiabilidade para aplicação em um cenário clínico e assim, contribuir para o uso de inteligência artificial em uma área tão crítica de maneira segura e responsável.

Referências

- Agência Brasil. *Doenças cardiovasculares matam 400 mil brasileiros por ano.* 2024. <<https://agenciabrasil.ebc.com.br/saude/noticia/2024-09/doencas-cardiovasculares-matam-400-mil-brasileiros-por-ano>>. Acessado em: 15 de novembro de 2025.
- CASCINO, T.; SHEA, M. J. *Eletrocardiograma (ECG).* 2025. MSD Manual de Medicina. Revisado por Jonathan G. Howlett. Disponível em: <<https://www.msdmanuals.com/pt/casa/dist%C3%BArbios-do-cora%C3%A7%C3%A3o-e-dos-vasos-sangu%C3%ADneos/diagn%C3%B3stico-de-dist%C3%BArbios-do-cora%C3%A7%C3%A3o-e-dos-vasos-sangu%C3%ADneos/eletrocardiograma>>.
- CHAZAL, P. de; O'DWYER, M.; REILLY, R. Automatic classification of heartbeats using ecg morphology and heartbeat interval features. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 51, n. 7, p. 1196–1206, 2004.
- GOLDBERGER, A. L. et al. Physiobank, physiotoolkit, and physionet: Components of a new research resource for complex physiologic signals. *Circulation*, v. 101, n. 23, p. e215–e220, 2000. Disponível em: <<http://circ.ahajournals.org/content/101/23/e215.full>>.
- GÉRON, A. *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems.* 3. ed. Sebastopol, CA: O'Reilly Media, 2022. ISBN 9781098125974.
- JAMES, G. et al. *An Introduction to Statistical Learning: with applications in Python.* Cham: Springer, 2023. Disponível em: <<https://www.statlearning.com/>>. Acesso em: 28 ago. 2025.
- KIRANYAZ, S.; INCE, T.; GABBOUJ, M. Real-time patient-specific ecg classification by 1-d convolutional neural networks. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, IEEE, Piscataway, NJ, EUA, v. 63, n. 3, p. 664–674, mar 2016. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/7222471>>.
- LUNDBERG, S. M.; LEE, S.-I. A unified approach to interpreting model predictions. In: *Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems.* Red Hook, NY, USA: Curran Associates Inc., 2017. (NIPS'17), p. 4768–4777. ISBN 9781510860964.
- 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%2Fs13428-020-01516-y>>.
- MITCHELL, L. B. Web Page, *Bundle Branch Block.* MSD Manual, 2024. Disponível em: <<https://www.msdmanuals.com/home/heart-and-blood-vessel-disorders/abnormal-heart-rhythms/bundle-branch-block>>.

- MITCHELL, L. B. Web Page, *Ventricular Fibrillation*. MSD Manual, 2024. Disponível em: <<https://www.msdmanuals.com/home/heart-and-blood-vessel-disorders/abnormal-heart-rhythms/ventricular-fibrillation>>.
- MITCHELL, L. B. *Ventricular Premature Beats*. 2024. Disponível na versão para leigos. Disponível em: <<https://www.msdmanuals.com/home/heart-and-blood-vessel-disorders/abnormal-heart-rhythms/ventricular-premature-beats>>.
- MITCHELL, L. B. Web Page, *Ventricular Tachycardia*. MSD Manual, 2024. Disponível em: <<https://www.msdmanuals.com/home/heart-and-blood-vessel-disorders/abnormal-heart-rhythms/ventricular-tachycardia>>.
- MITCHELL, L. B. *Visão Geral das Arritmias*. 2025. Disponível em: <<https://www.msdmanuals.com/pt/profissional/doen%C3%A7as-cardiovasculares/vis%C3%A3o-geral-de-arritmias-e-doen%C3%A7as-de-condu%C3%A7%C3%A3o/vis%C3%A3o-geral-das-arritmias?query=arritmia>>.
- MOODY, G.; MARK, R. The impact of the mit-bih arrhythmia database. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, v. 20, n. 3, p. 45–50, 2001.
- MOODY, G. B. *MIT-BIH Arrhythmia Database Directory*. 1997. Recurso online. Revisado em 24 de junho de 2010. Disponível em: <<https://archive.physionet.org/physiobank/database/html/mitdbdir/intro.htm>>.
- MOODY, G. B.; MARK, R. G. *MIT-BIH Arrhythmia Database*. 2005. Disponível em: <<https://www.physionet.org/physiobank/database/mitdb/>>. Acesso em: 28 set. 2025.
- MOUSAVI, S.; AFGHAH, F. Inter- and intra- patient ecg heartbeat classification for arrhythmia detection: A sequence to sequence deep learning approach. *ICASSP 2019 - 2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, p. 1308–1312, 2018. Disponível em: <<https://api.semanticscholar.org/CorpusID:56173441>>.
- MÜLLER, A. C.; GUIDO, S. *Introduction to Machine Learning with Python: A Guide for Data Scientists*. Sebastopol, CA: O'Reilly Media, 2016. ISBN 9781449369880.
- NAROTAMO, H. et al. Deep learning for ecg classification: A comparative study of 1d and 2d representations and multimodal fusion approaches. *Biomedical Signal Processing and Control*, Elsevier, 2024.
- NICULESCU-MIZIL, A.; CARUANA, R. Predicting good probabilities with supervised learning. In: *Proceedings of the 22nd International Conference on Machine Learning*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2005. (ICML '05), p. 625–632. ISBN 1595931805. Disponível em: <<https://doi.org/10.1145/1102351.1102430>>.
- PAN, J.; TOMPKINS, W. J. A real-time qrs detection algorithm. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, BME-32, n. 3, p. 230–236, 1985.
- PATTI, L.; HORENSTEIN, M. S.; ASHURST, J. V. *Supraventricular Tachycardia*. Treasure Island, FL: StatPearls Publishing, 2025. Disponível em: NCBI Bookshelf. Acesso em: 25 out. 2025. Disponível em: <<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK441972/>>.

RIBEIRO, M. T.; SINGH, S.; GUESTRIN, C. "why should i trust you?": Explaining the predictions of any classifier. In: *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2016. (KDD '16), p. 1135–1144. ISBN 9781450342322. Disponível em: <<https://doi.org/10.1145/2939672.2939778>>.

SAADATNEJAD, S.; OVEISI, M.; HASHEMI, M. Lstm-based ecg classification for continuous monitoring on personal wearable devices. *IEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, v. 24, n. 2, 2020.

SAFDAR, M. F.; NOWAK, R. M.; PAŁKA, P. Pre-processing techniques and artificial intelligence algorithms for electrocardiogram (ecg) signals analysis: A comprehensive review. *Computers in Biology and Medicine*, v. 170, p. 107908, 2024. ISSN 0010-4825. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0010482523013732>>.

SATTAR, Y.; HASHMI, M. F. Premature ventricular complex. *StatPearls [Internet]*, StatPearls Publishing, Treasure Island, FL, 2025. Última atualização: 16 de fevereiro de 2025. Disponível em: <<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK547713/>>.

SILVA, G. A. L. et al. *A Systematic Review of ECG Arrhythmia Classification: Adherence to Standards, Fair Evaluation, and Embedded Feasibility*. 2025. ArXiv:2503.07276v1. Acesso em: 28 set. 2025.

Texas Heart Institute. *Categories of Arrhythmias*. s.d. Acesso em: 25 out. 2025. Disponível em: <<https://www.texasheart.org/heart-health/heart-information-center/topics/categories-of-arrhythmias/>>.

U.S. National Library of Medicine. *Ventricular Flutter - MeSH Descriptor Data*. 2025. <<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/mesh?Db=mesh&Cmd=DetailsSearch&Term=C23.550.073.961>>. Acesso em: 25 out. 2025.

VIRTANEN, P. et al. SciPy 1.0: Fundamental Algorithms for Scientific Computing in Python. *Nature Methods*, v. 17, p. 261–272, 2020.

World Health Organization. *Cardiovascular diseases (CVDs)*. 2025. <[https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-\(cvds\)](https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds))>. Acessado em: 15 de novembro de 2025.

ZHANG, J. et al. Interpatient ecg heartbeat classification with an adversarial convolutional neural network. *Journal of Healthcare Engineering*, v. 2021, 2021. Disponível em: <<https://api.semanticscholar.org/CorpusID:235683987>>.