

DESENVOLVIMENTO DE PROTÓTIPO DE ECG PORTÁTIL INTELIGENTE COM ESP32-S3: REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA E ANÁLISE PRELIMINAR DE SINAIS

DEVELOPMENT OF A SMART PORTABLE ECG PROTOTYPE USING ESP32-S3: SYSTEMATIC LITERATURE REVIEW AND PRELIMINARY SIGNAL ANALYSIS

DESARROLLO DE UN PROTOTIPO DE ECG PORTÁTIL INTELIGENTE CON ESP32-S3: REVISIÓN SISTEMÁTICA DE LA LITERATURA Y ANÁLISIS PRELIMINAR DE LA SEÑAL

Danilton Carlos da Silva¹, Mauro Hemerly Gazzani², Kátia Lopes Silva³, Agaone Donizete Silva⁴

DOI: 10.54899/dcs.v23i91.6010

Recibido: 01/06/2026 | Aceptado: 26/06/2026 | Publicación en línea: 01/07/2026.

RESUMO

O objetivo deste artigo é desenvolver e analisar a viabilidade técnica de um protótipo de eletrocardiograma (ECG) portátil baseado no microcontrolador ESP32-S3, associado a técnicas de processamento de sinais e análise computacional. A pesquisa caracteriza-se como aplicada, predominantemente quantitativa, exploratória e descritiva, estruturada em quatro etapas: revisão sistemática da literatura, análise de registros da base pública MIT-BIH Arrhythmia Database, desenvolvimento do protótipo físico e teste técnico preliminar em um indivíduo adulto de 47 anos, com padrão esperado de batimento normal. A revisão sistemática contemplou 100 artigos publicados entre 2018 e 2025, permitindo identificar componentes de hardware, técnicas de filtragem, métodos de detecção do complexo QRS, modelos de inteligência artificial e métricas de desempenho utilizadas em sistemas portáteis de ECG. A análise da base MIT-BIH forneceu parâmetros comparativos para observação de padrões normais e arritmicos. O teste preliminar com o protótipo permitiu verificar a aquisição inicial do sinal, a estabilidade da leitura e a identificação de parâmetros básicos compatíveis com batimento normal. Os resultados indicam que o uso do ESP32-S3 apresenta viabilidade técnica inicial para aplicações de triagem e monitoramento preliminar, especialmente quando associado a front-end analógico adequado, filtragem digital e análise computacional. Conclui-se que o protótipo possui potencial como tecnologia de apoio ao profissional da saúde, mas ainda requer validação em escala, comparação com ECG clínico convencional e avaliação por profissionais habilitados antes de qualquer aplicação diagnóstica.

Palavras-chave: Eletrocardiograma. Processamento de Sinais. Sistemas Lineares. Inteligência

¹ Doutor em Ciências Contábeis, Universidade Federal de Uberlândia (UFU), Uberlândia, Minas Gerais, Brasil. E-mail: daniltoncarlos@gmail.com Orcid: <https://orcid.org/0000-0002-3890-7199>

² Doutor em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Uberlândia (UFU), Uberlândia, Minas Gerais, Brasil. E-mail: mauro.gazzani@uemg.br Orcid: <https://orcid.org/0009-0006-0562-528X>

³ Doutor em Ciências Aplicadas, Université de Liège, Liège (Ulg), Wallonie, Bélgica. E-mail: katia.lopes@uemg.br Orcid: <https://orcid.org/0009-0001-8930-1349>

⁴ Mestre em Ciências, Universidade Federal de Uberlândia (UFU), Uberlândia, Minas Gerais, Brasil. E-mail: agaone.silva@uemg.br Orcid: <https://orcid.org/0000-0003-0553-1727>

Artificial. Redes Neurais Convolucionais. Arritmias Cardíacas.

ABSTRACT

The objective of this article is to develop and analyze the technical feasibility of a portable electrocardiogram (ECG) prototype based on the ESP32-S3 microcontroller, combined with signal processing techniques and computational analysis. The research is characterized as applied, predominantly quantitative, exploratory, and descriptive, structured in four stages: a systematic literature review, analysis of records from the public MIT-BIH Arrhythmia Database, development of the physical prototype, and preliminary technical testing on a 47-year-old adult with a normal heartbeat pattern. The systematic review covered 100 articles published between 2018 and 2025, enabling the identification of hardware components, filtering techniques, QRS complex detection methods, artificial intelligence models, and performance metrics used in portable ECG systems. Analysis of the MIT-BIH database provided comparative parameters for observing normal and arrhythmic patterns. Preliminary testing with the prototype verified initial signal acquisition, reading stability, and the identification of basic parameters consistent with a normal heartbeat. The results indicate that the use of the ESP32-S3 demonstrates initial technical feasibility for screening and preliminary monitoring applications, particularly when combined with an appropriate analog front-end, digital filtering, and computational analysis. It is concluded that the prototype holds potential as a technology to support healthcare professionals; however, it still requires large-scale validation, comparison with conventional clinical ECGs, and evaluation by qualified professionals prior to any diagnostic application.

Keywords: Electrocardiogram. Signal Processing. Linear Systems. Artificial Intelligence. Convolutional Neural Networks. Cardiac Arrhythmias.

RESUMEN

El objetivo de este artículo es desarrollar y analizar la viabilidad técnica de un prototipo de electrocardiograma (ECG) portátil basado en el microcontrolador ESP32-S3, junto con técnicas de procesamiento de señales y análisis computacional. La investigación se caracteriza por ser aplicada, predominantemente cuantitativa, exploratoria y descriptiva, y se estructura en cuatro etapas: revisión sistemática de la literatura, análisis de registros de la base de datos pública de arritmias MIT-BIH, desarrollo del prototipo físico y pruebas técnicas preliminares en un adulto de 47 años con un patrón de ritmo cardíaco normal. La revisión sistemática incluyó 100 artículos publicados entre 2018 y 2025, lo que permitió identificar componentes de hardware, técnicas de filtrado, métodos de detección del complejo QRS, modelos de inteligencia artificial y métricas de rendimiento utilizadas en sistemas de ECG portátiles. El análisis de la base de datos MIT-BIH proporcionó parámetros comparativos para la observación de patrones normales y arrítmicos. Las pruebas preliminares con el prototipo permitieron verificar la adquisición inicial de la señal, la estabilidad de la lectura y la identificación de parámetros básicos compatibles con un ritmo cardíaco normal. Los resultados indican que el uso del ESP32-S3 presenta viabilidad técnica inicial para aplicaciones de cribado y monitorización preliminar, especialmente cuando se combina con un sistema de entrada analógica adecuado, filtrado digital y análisis computacional. Se concluye que el prototipo tiene potencial como tecnología de apoyo para los profesionales sanitarios, pero aún requiere validación a gran escala, comparación con el ECG clínico convencional y evaluación por profesionales cualificados antes de cualquier aplicación diagnóstica.

Palabras clave: Electrocardiograma. Procesamiento de Señales. Sistemas Lineales. Inteligencia Artificial. Redes Neuronales Convolucionales. Arritmias Cardíacas.



Esta obra está bajo una [Licencia Creative Commons Atribución- NoComercial 4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

INTRODUÇÃO

As doenças cardiovasculares permanecem entre os principais problemas de saúde pública no mundo, tanto por sua elevada carga de morbimortalidade quanto pelo impacto econômico e assistencial associado ao diagnóstico tardio e ao acompanhamento insuficiente de alterações cardíacas. Estimativas recentes da Organização Mundial da Saúde indicam que aproximadamente 19,8 milhões de pessoas morreram por doenças cardiovasculares em 2022, correspondendo a cerca de 32% de todas as mortes globais (World Health Organization [WHO], 2025). Nesse contexto, o eletrocardiograma (ECG) mantém-se como um dos exames mais relevantes para avaliação inicial da atividade elétrica cardíaca, sendo amplamente utilizado na identificação de distúrbios do ritmo, alterações de condução, sobrecarga cardíaca, isquemia miocárdica e outras condições clínicas associadas ao funcionamento do sistema cardiovascular (Kligfield *et al.*, 2007; Ribeiro *et al.*, 2020).

O ECG é um exame não invasivo, relativamente acessível e capaz de fornecer informações clínicas relevantes por meio da análise das ondas P, complexo QRS, segmento ST, onda T e intervalos PR, QRS, QT e QTc. A interpretação desses elementos permite identificar padrões compatíveis com ritmo sinusal normal, arritmias supraventriculares, extrassístoles ventriculares, bloqueios de ramo, fibrilação atrial e outras alterações relevantes. Entretanto, embora a interpretação do ECG seja uma prática consolidada na medicina, sua qualidade diagnóstica depende de fatores como experiência do profissional, qualidade do sinal, posicionamento dos eletrodos, presença de ruídos e disponibilidade de infraestrutura adequada para registro, armazenamento e análise do exame (Kligfield *et al.*, 2007; Sörnmo & Laguna, 2005). Nos últimos anos, o avanço de dispositivos vestíveis, sensores biomédicos, sistemas embarcados e inteligência artificial ampliou as possibilidades de monitoramento eletrocardiográfico fora dos ambientes clínicos tradicionais. Revisões recentes destacam que dispositivos portáteis de ECG, quando associados a métodos computacionais de análise, podem

contribuir para triagem, acompanhamento remoto, telemedicina e detecção precoce de alterações cardíacas, especialmente em locais com acesso limitado a especialistas (Neri *et al.*, 2023). Esse movimento acompanha o crescimento das aplicações de Internet das Coisas em saúde, nas quais microcontroladores de baixo custo, conectividade sem fio e processamento local ou em borda permitem o desenvolvimento de soluções mais acessíveis para aquisição e transmissão de sinais biomédicos.

Nesse cenário, o microcontrolador ESP32-S3 apresenta características técnicas relevantes para aplicações em ECG portátil. O dispositivo integra conectividade Wi-Fi e Bluetooth Low Energy, processador dual-core Xtensa LX7, recursos de baixo consumo energético e suporte a instruções vetoriais voltadas à aceleração de cargas de trabalho de processamento de sinais e redes neurais (Espressif Systems, 2024). Tais características tornam o ESP32-S3 uma alternativa viável para protótipos de aquisição, pré-processamento, filtragem e transmissão de sinais de ECG, especialmente quando acoplado a módulos de condicionamento analógico, sensores ECG e interfaces digitais para visualização ou análise posterior dos dados.

Do ponto de vista computacional, a análise automatizada de ECG tem avançado de forma significativa com o uso de aprendizado de máquina e redes neurais profundas. Hannun *et al.* (2019) demonstraram que redes neurais profundas podem alcançar desempenho comparável ao de cardiologistas na classificação de arritmias em ECG ambulatorial de uma derivação. De forma complementar, Ribeiro *et al.* (2020) desenvolveram e validaram um modelo de aprendizado profundo para diagnóstico automático em ECG de 12 derivações, utilizando uma base com mais de dois milhões de exames rotulados, demonstrando a relevância da inteligência artificial na interpretação eletrocardiográfica. Esses estudos reforçam o potencial da combinação entre aquisição digital de sinais, processamento computacional e classificação automatizada como estratégia de apoio à decisão clínica. Entretanto, apesar dos avanços recentes, ainda existem lacunas relevantes entre os estudos baseados exclusivamente em bases públicas e a validação prática de protótipos físicos. Bases como a MIT-BIH Arrhythmia Database continuam sendo referência para desenvolvimento e comparação de algoritmos de detecção de arritmias, pois oferecem sinais anotados e amplamente utilizados pela comunidade científica (Goldberger *et al.*, 2000; Moody & Mark, 2001). Contudo, a análise em bases públicas não substitui testes experimentais com hardware real, nem a comparação com exames clínicos realizados em equipamentos convencionais e avaliados por profissionais de saúde. Dessa forma, estudos que integram revisão sistemática da literatura, análise computacional em bases públicas,

desenvolvimento de protótipo e teste técnico preliminar contribuem para aproximar a proposta tecnológica de uma futura validação clínica.

Com base nessa lacuna, este artigo apresenta o desenvolvimento e a análise preliminar de um protótipo de ECG portátil baseado no microcontrolador ESP32-S3, associado a técnicas de processamento de sinais e análise computacional. Além da revisão sistemática da literatura e da análise em base pública de ECG, especialmente a MIT-BIH, o estudo contempla um teste técnico preliminar realizado em um indivíduo adulto de 47 anos, com padrão esperado de batimento normal, com a finalidade de verificar a aquisição inicial do sinal pelo protótipo, a estabilidade da leitura, a identificação de parâmetros básicos e a coerência dos dados registrados. Ressalta-se que esse teste preliminar não possui finalidade diagnóstica e não substitui avaliação médica, sendo utilizado apenas como etapa inicial de verificação técnica do protótipo. Diante desse contexto, a pergunta de pesquisa que orienta este estudo: é viável o desenvolvimento de um protótipo de ECG portátil baseado no microcontrolador ESP32-S3, associado a técnicas de processamento de sinais e análise computacional?

O objetivo geral deste artigo é desenvolver e analisar a viabilidade técnica de um protótipo de ECG portátil desenvolvido com microcontrolador ESP32-S3.

Para alcançar esse objetivo, foram definidos os seguintes objetivos específicos:

- i. revisar a literatura recente sobre dispositivos portáteis de ECG, sistemas embarcados, ESP32/ESP32-S3, processamento de sinais e inteligência artificial aplicada à análise eletrocardiográfica;
- ii. descrever a arquitetura técnica do protótipo desenvolvido, contemplando microcontrolador ESP32-S3, módulo de aquisição/condicionamento do sinal, eletrodos, comunicação e fluxo de processamento;
- iii. analisar registros de ECG disponíveis em bases públicas, com ênfase na MIT-BIH Arrhythmia Database, como referência para identificação de padrões normais e arrítmicos;
- iv. realizar e descrever um teste técnico preliminar do protótipo em um indivíduo adulto de 47 anos, com foco na aquisição do sinal e na observação de parâmetros compatíveis com batimento normal;
- v. comparar os achados preliminares do protótipo com padrões descritos na literatura e nas bases públicas de ECG;
- vi. propor diretrizes para uma etapa futura de testes em escala, contemplando comparação

com exames de ECG realizados em clínicas e hospitais, validação por profissional de saúde, métricas de acurácia, sensibilidade, especificidade, qualidade do sinal, estabilidade do dispositivo e segurança dos dados.

A principal contribuição do estudo está em articular três dimensões complementares: a revisão sistemática de literatura, a análise computacional em base pública e a experimentação inicial com protótipo físico. Essa integração permite avançar além de uma discussão exclusivamente teórica, ao demonstrar uma etapa preliminar de funcionamento do dispositivo e, ao mesmo tempo, reconhecer suas limitações. Assim, o protótipo não é apresentado como equipamento diagnóstico validado, mas como uma solução tecnológica em desenvolvimento, com potencial para apoio à triagem e ao monitoramento inicial, desde que submetida a estudos posteriores com amostras maiores, comparação com ECG clínico convencional e avaliação por profissionais habilitados.

A relevância social e tecnológica da proposta reside na possibilidade de desenvolver soluções portáteis, conectadas e de baixo custo para aquisição preliminar de sinais eletrocardiográficos. Em regiões com menor disponibilidade de cardiologistas, equipamentos especializados ou serviços diagnósticos, dispositivos dessa natureza podem contribuir para ampliar o acesso à triagem inicial, fortalecer estratégias de telemonitoramento e apoiar a tomada de decisão em saúde. Contudo, para que essa aplicação seja segura, o avanço do protótipo deve observar critérios técnicos, clínicos, éticos e regulatórios, incluindo qualidade do sinal, proteção de dados, validação em diferentes perfis de usuários e comparação sistemática com exames realizados em ambientes clínicos controlados.

FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Análise de Sinais no Domínio do Tempo e da Frequência

A análise de sinais constitui um dos pilares fundamentais do processamento de informações em sistemas de engenharia, especialmente quando aplicada a sinais biomédicos como o eletrocardiograma (ECG). Compreender as diferentes representações de um sinal é essencial para extrair informações relevantes e implementar técnicas de processamento adequadas. Nesse contexto, a representação no domínio do tempo e no domínio da frequência oferecem perspectivas complementares que, quando integradas, permitem uma análise mais

completa e robusta dos fenômenos estudados.

Um sinal pode ser definido como qualquer grandeza física que varia no tempo, no espaço ou em qualquer outra variável independente, carregando informação sobre o comportamento de um fenômeno ou sistema (Oppenheim & Willsky, 2014). No âmbito da engenharia biomédica, os sinais de ECG representam a diferença de potencial elétrico gerada pela atividade elétrica do coração, captada na superfície corporal por meio de eletrodos posicionados estrategicamente.

Os sinais podem ser classificados em duas categorias principais: sinais contínuos e sinais discretos. Os sinais contínuos são definidos para todos os instantes de tempo dentro de um intervalo contínuo, podendo assumir qualquer valor real em um determinado domínio. O sinal de ECG original, tal como gerado pelo coração e captado pelos eletrodos, é um exemplo de sinal contínuo, pois existe e pode ser medido em qualquer instante de tempo (Lathi & Green, 2018). Por outro lado, os sinais discretos são definidos apenas em instantes específicos de tempo, geralmente igualmente espaçados. Esses sinais são obtidos a partir de sinais contínuos por meio de um processo denominado amostragem, que consiste em capturar os valores do sinal contínuo em intervalos regulares. A representação discreta é fundamental para o processamento digital de sinais, uma vez que computadores e microcontroladores, como o ESP32 proposto neste trabalho, operam com valores discretos no tempo e em amplitude (Proakis & Manolakis, 2007).

A representação no domínio do tempo descreve como um sinal varia ao longo do tempo, permitindo a observação direta de características temporais como amplitude, duração, período, frequência instantânea e forma de onda. Para o sinal de ECG, a análise no domínio do tempo revela estruturas características como as ondas P, o complexo QRS e a onda T, além de intervalos clinicamente relevantes como os intervalos PR, QRS e QT (Sörnmo & Laguna, 2005). Essa representação é intuitiva e amplamente utilizada por profissionais da saúde na interpretação visual de eletrocardiogramas, pois permite a identificação imediata de ritmos anormais, extrassístoles, bloqueios de condução e outras alterações morfológicas (Goldberger *et al.*, 2017). No entanto, a análise exclusivamente no domínio do tempo apresenta limitações quando o sinal está contaminado por ruídos ou quando se deseja identificar componentes periódicas sutis que não são facilmente perceptíveis na forma de onda original. É nesse contexto que a análise no domínio da frequência se torna particularmente útil, pois decompõe o sinal em suas componentes senoidais, revelando a distribuição de energia em diferentes bandas de frequência (Ambaye, 2020).

A análise no domínio da frequência tem como ferramenta matemática fundamental a

Transformada de Fourier, que permite decompor um sinal em uma soma (ou integral) de senoides de diferentes frequências, amplitudes e fases. Essa transformação matemática converte um sinal do domínio do tempo para o domínio da frequência, expressando-o como uma soma de funções exponenciais complexas em distintas frequências (Moura & Brandão, 2024). Para sinais periódicos, a representação espectral é dada pela **Série de Fourier**, que expressa o sinal como uma soma infinita de senos e cossenos cujas frequências são múltiplas inteiras da frequência fundamental do sinal. A Série de Fourier é particularmente útil para analisar sinais que apresentam comportamento repetitivo, como o ECG em condições de ritmo sinusal normal, onde os batimentos cardíacos se repetem com periodicidade aproximadamente constante (Oppenheim & Willsky, 2014).

A equação da Série de Fourier na forma exponencial complexa é dada por:

$$x(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} c_n e^{jn\omega_0 t} \quad (1)$$

onde:

- c_n são os coeficientes complexos da série, que representam a amplitude e fase de cada componente harmônica
- $\omega_0 = 2\pi/T$ é a frequência angular fundamental
- T é o período do sinal

Para sinais não periódicos, como um segmento de ECG contendo arritmias ou eventos isolados, utiliza-se a Transformada de Fourier, que generaliza o conceito da série para sinais aperiódicos, representando o sinal como uma integral contínua de senoides com todas as frequências possíveis (Kojtych, 2019). A Transformada de Fourier contínua é definida como:

$$X(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{-j2\pi f t} dt \quad (2)$$

Enquanto a Transformada de Fourier Discreta (DFT) é utilizada para sinais amostrados:

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-j2\pi kn/N} \quad (3)$$

A aplicação da Transformada de Fourier ao sinal de ECG permite identificar as

frequências predominantes presentes no sinal. Estudos demonstram que o ECG normal apresenta componentes espectrais significativas na faixa de 0,5 Hz a 40 Hz, com picos de energia associados à frequência cardíaca fundamental (na faixa de 0,8 Hz a 2,5 Hz para frequências cardíacas de 48 a 150 bpm) e seus harmônicos (Clifford *et al.*, 2006). Componentes de frequência mais elevadas, até aproximadamente 100 Hz, podem conter informações clinicamente relevantes sobre a morfologia detalhada do complexo QRS, especialmente em pacientes com dispositivos implantáveis ou condições específicas (Sörnmo & Laguna, 2005).

Embora ambas as representações sejam bijetivas e interconvertíveis, ou seja, é possível passar de uma representação para a outra sem perda de informação, a abordagem no domínio da frequência, notadamente através da Transformada de Fourier, permite a identificação das frequências constituintes de um sinal, o que é crucial para resolver problemas complexos que seriam desafiadores no domínio temporal (Kojtych, 2019; Lucena *et al.*, 2021). Por exemplo, a identificação de interferência de 60 Hz proveniente da rede elétrica é trivial no domínio da frequência aparece como um pico na frequência de 60 Hz enquanto no domínio do tempo pode ser confundida com componentes do próprio sinal de ECG.

Amostragem, Aliasing e o Teorema de Nyquist

Para que um sinal contínuo possa ser processado por sistemas digitais, como computadores e microcontroladores, é necessário convertê-lo em um sinal discreto por meio de um processo denominado amostragem. A amostragem consiste em capturar os valores do sinal contínuo em instantes de tempo igualmente espaçados, definidos por um período de amostragem T_s , cujo inverso é a frequência de amostragem $f_s = 1/T_s$ (Proakis & Manolakis, 2007).

No entanto, o processo de amostragem pode introduzir um fenômeno indesejado conhecido como aliasing, que ocorre quando a frequência de amostragem é insuficientemente alta para capturar adequadamente as variações do sinal original. O aliasing manifesta-se como a sobreposição espectral, onde componentes de alta frequência do sinal original "mascaram-se" como componentes de baixa frequência no sinal amostrado, tornando impossível a recuperação fiel do sinal original a partir de suas amostras (Lathi & Green, 2018).

Para evitar o aliasing, é necessário respeitar o Teorema de Nyquist-Shannon, também conhecido como Teorema da Amostragem, que estabelece que um sinal limitado em banda (ou

seja, que possui frequências apenas até uma frequência máxima f_{max} pode ser perfeitamente reconstruído a partir de suas amostras se, e somente se, a frequência de amostragem for estritamente maior que o dobro da frequência máxima presente no sinal (Oppenheim & Willsky, 2014). Em termos matemáticos:

$$f_s > 2 \cdot f_{max} \quad (4)$$

A frequência $f_N = f_s/2$ é denominada frequência de Nyquist, representando o limite superior de frequência que pode ser corretamente representado em um sistema amostrado. Componentes de frequência acima da frequência de Nyquist sofrerão aliasing, sendo refletidas para o intervalo $[0, f_N]$ e causando distorção irreversível no sinal.

Para sinais de ECG, a determinação da frequência de amostragem adequada deve considerar o conteúdo espectral clinicamente relevante. Embora a maior parte da energia do ECG esteja concentrada em frequências abaixo de 40 Hz, componentes de até 100 Hz podem conter informações diagnósticas importantes, especialmente para análise detalhada do complexo QRS e para detecção de potenciais tardios (Sörnmo & Laguna, 2005). Estudos recomendam frequências de amostragem entre 250 Hz e 500 Hz para aplicações clínicas de rotina, sendo 360 Hz a frequência adotada pela base MIT-BIH Arrhythmia Database, amplamente utilizada como referência na literatura (Goldberger *et al.*, 2017; Moody & Mark, 2001).

A Tabela 1 apresenta as frequências de amostragem comumente utilizadas em diferentes aplicações de ECG e suas respectivas características.

Tabela 1

Frequências de Amostragem para Sinais de ECG

Aplicação	Frequência de Amostragem (Hz)	Frequência de Nyquist (Hz)	Características
Monitoramento básico de frequência cardíaca	100 - 125	50 - 62,5	Detecta apenas o QRS, perde detalhes morfológicos
ECG diagnóstico de rotina	250 - 360	125 - 180	Preserva ondas P, QRS e T para maioria das condições
ECG de alta resolução	500 - 1000	250 - 500	Captura potenciais tardios e microvolts

Aplicação	Frequência de Amostragem (Hz)	Frequência de Nyquist (Hz)	Características
Base MIT-BIH (referência)	360	180	Padrão para algoritmos de classificação
Dispositivos vestíveis (wearables)	125 - 250	62,5 - 125	Compromisso entre qualidade e consumo energético

Para o dispositivo portátil proposto neste trabalho, considerando as limitações de consumo energético e processamento do ESP32, bem como a necessidade de manter qualidade diagnóstica adequada, propõe-se uma frequência de amostragem de 360 Hz. Esta frequência garante uma frequência de Nyquist de 125 Hz, suficiente para capturar componentes espectrais até 100 Hz, preservando assim as informações clinicamente relevantes do sinal de ECG, conforme recomendado por Bailey *et al.* (1990) e Kligfield *et al.* (2007). Além da escolha adequada da frequência de amostragem, é fundamental implementar um filtro anti-aliasing antes do conversor analógico-digital (ADC). Este filtro, geralmente um filtro passa-baixas analógico com frequência de corte na frequência de Nyquist, tem a função de atenuar componentes de frequência acima de $f_s/2$ antes da amostragem, prevenindo a ocorrência de aliasing (Diniz, 2014). No módulo AD8232, utilizado como front-end analógico neste projeto, existe um filtro passa-baixas embutido que auxilia nessa função, contribuindo para a qualidade do sinal digitalizado.

A compreensão dos conceitos de amostragem, aliasing e do Teorema de Nyquist é essencial para o projeto de sistemas de aquisição de sinais biomédicos, pois a escolha inadequada da frequência de amostragem pode comprometer irremediavelmente a qualidade do sinal e, conseqüentemente, a precisão dos diagnósticos baseados na análise subsequente (Webster, 2009). No contexto do dispositivo portátil proposto, esses fundamentos orientam as decisões de projeto relacionadas ao hardware de aquisição e ao firmware de processamento, garantindo que o sinal captado seja fidedigno às condições clínicas do paciente.

Análise Linear de Sistemas

Após a compreensão da representação dos sinais nos domínios do tempo e da frequência, bem como dos critérios de amostragem estabelecidos pelo Teorema de Nyquist, torna-se possível analisar os sistemas responsáveis pelo processamento do eletrocardiograma (ECG). Nesse contexto, os sistemas correspondem aos filtros e algoritmos digitais que transformam o sinal de entrada com o objetivo de remover ruídos, preservar informações clínicas relevantes e favorecer a extração de dados diagnósticos (Oppenheim & Willsky, 2014).

Entre os principais modelos utilizados no processamento de sinais biomédicos destacam-se os Sistemas Lineares Invariantes no Tempo (LTI), caracterizados pela linearidade e pela invariância temporal. A linearidade indica que o sistema obedece ao princípio da superposição, enquanto a invariância no tempo significa que suas propriedades permanecem constantes ao longo do tempo (Lathi & Green, 2018). No ECG, filtros digitais como o notch, empregado para remover a interferência de 60 Hz, e os filtros Butterworth, usados na correção da linha de base e na redução de ruídos, podem ser modelados como sistemas LTI, o que permite prever seu comportamento matematicamente (Proakis & Manolakis, 2007).

A resposta de um sistema LTI pode ser descrita pela resposta ao impulso, pela função de transferência ou pela equação de diferenças. No domínio do tempo, a saída é obtida pela convolução entre o sinal de entrada e a resposta ao impulso do filtro, operação que representa a base do funcionamento dos filtros digitais aplicados ao ECG (Diniz, 2014). No domínio da frequência, a função de transferência permite analisar pólos e zeros, cuja localização determina a resposta espectral e a estabilidade do sistema. Para sistemas discretos, a estabilidade ocorre quando todos os pólos estão dentro do círculo unitário do plano Z (Haykin & Van Veen, 2003; Oppenheim & Willsky, 2014).

Na prática, os filtros digitais dividem-se em FIR e IIR. Os filtros FIR são sempre estáveis e podem preservar melhor a morfologia do ECG por apresentarem fase linear, mas exigem maior ordem e maior custo computacional. Já os filtros IIR alcançam boa seletividade com menor ordem, sendo mais adequados para dispositivos com recursos limitados, como o ESP32, embora possam apresentar instabilidade e distorções de fase se não forem corretamente projetados (Diniz, 2014; Proakis & Manolakis, 2007).

No pré-processamento do ECG, são comumente utilizados filtros passa-altas, para remover variações lentas da linha de base; passa-baixas, para reduzir ruídos musculares de alta

frequência; e rejeita-faixa, para eliminar interferências da rede elétrica em 50 Hz ou 60 Hz (Friesen *et al.*, 1990; Sörnmo & Laguna, 2005). Dessa forma, a filtragem baseada em sistemas LTI constitui etapa essencial para melhorar a qualidade do sinal, preservar as ondas P, QRS e T e aumentar a confiabilidade das etapas posteriores de extração de características e classificação automática de arritmias.

Inteligência Artificial para Classificação de Sinais

Após o condicionamento adequado do sinal de ECG por filtros digitais, com remoção de interferências de linha de base, ruído muscular e componente de 60 Hz, a etapa seguinte consiste em extrair informações diagnósticas relevantes e classificá-las conforme as condições clínicas do paciente. Nesse contexto, a Inteligência Artificial (IA), especialmente o Aprendizado de Máquina, destaca-se por permitir que algoritmos aprendam padrões complexos a partir de dados e generalizem esse conhecimento para novos exemplos não observados no treinamento (Goodfellow, Bengio & Courville, 2016). O Aprendizado de Máquina pode ser compreendido como um subcampo da IA voltado ao desenvolvimento de algoritmos capazes de melhorar seu desempenho com a exposição a dados, sem programação explícita para cada situação (Mitchell, 1997). Na classificação de sinais de ECG, isso permite treinar sistemas com batimentos previamente classificados por especialistas, como batimentos normais, extrassístoles ventriculares e bloqueios de ramo, para posterior reconhecimento automático de novos padrões cardíacos (Hannun *et al.*, 2019). As abordagens de aprendizado de máquina aplicadas ao ECG podem ser agrupadas em dois grandes conjuntos: métodos clássicos, baseados na extração manual de características, e métodos modernos, baseados em aprendizado profundo. Nas abordagens clássicas, características temporais, morfológicas e espectrais — como intervalos RR, PR, QRS e QT, amplitudes de ondas e densidade de potência em bandas de frequência — são extraídas com base no conhecimento clínico e em técnicas de processamento de sinais (Clifford *et al.*, 2006; Faust *et al.*, 2018). Em seguida, classificadores como Máquinas de Vetores de Suporte, Florestas Aleatórias ou k-Vizinhos Mais Próximos são treinados para associar essas características às classes diagnósticas correspondentes (Luz *et al.*, 2016). Embora esses métodos sejam mais interpretáveis e demandem menor poder computacional, apresentam limitações diante de padrões sutis, não lineares ou dependentes de interações complexas entre múltiplas características, além de dependerem fortemente da experiência do especialista no processo de

engenharia de atributos (Ribeiro *et al.*, 2020).

Como alternativa, as Redes Neurais Convolucionais (CNNs) têm se consolidado como ferramentas relevantes para a classificação de sinais biomédicos, pois aprendem automaticamente hierarquias de características diretamente dos dados brutos, sem necessidade de extração manual prévia (LeCun, Bengio & Hinton, 2015). Aplicadas ao ECG, essas redes identificam inicialmente padrões simples, como picos e inclinações, e, em camadas mais profundas, combinam essas informações para representar estruturas mais complexas, como a morfologia do complexo QRS e relações temporais entre batimentos (Kiranyaz *et al.*, 2020). Uma arquitetura típica de CNN inclui camadas convolucionais, pooling, funções de ativação não linear, dropout e camadas totalmente conectadas, responsáveis por produzir a classificação final, geralmente por meio da função Softmax (Goodfellow, Bengio & Courville, 2016).

Estudos recentes demonstram o potencial das CNNs na classificação de arritmias cardíacas. Hannun *et al.* (2019) treinaram uma rede profunda com mais de 90.000 registros de ECG de 24 horas, totalizando aproximadamente 64 milhões de batimentos anotados, obtendo acurácia média de 97,4% e F1-score de 0,837 para 14 classes de arritmias, com desempenho estatisticamente não inferior ao de cardiologistas. De forma semelhante, Ribeiro *et al.* (2020) desenvolveram uma CNN para diagnóstico em ECG de 12 derivações, alcançando AUC-ROC de 0,99 para diversas condições clínicas, como bloqueios de ramo, sobrecarga ventricular e infarto agudo do miocárdio. Esses resultados indicam que redes profundas podem capturar padrões relevantes e sutis dos sinais cardíacos, embora ainda enfrentem críticas relacionadas à baixa interpretabilidade, uma vez que frequentemente operam como “caixas-pretas” (Ribeiro *et al.*, 2020).

Diante disso, a proposta deste trabalho fundamenta-se em um sistema híbrido que combina análise linear de sistemas, extração manual de características e aprendizado profundo. Inicialmente, os filtros digitais asseguram o condicionamento do sinal, reduzindo ruídos e melhorando a qualidade da entrada. Em seguida, a CNN aprende características discriminantes diretamente dos segmentos de ECG, enquanto medidas manuais, como intervalos, amplitudes e atributos espectrais, complementam a representação do sinal. Essa fusão pode resultar em um classificador mais robusto e interpretável, aproveitando tanto a precisão das redes neurais quanto a explicabilidade das características clinicamente reconhecidas (Faust *et al.*, 2018; Luz *et al.*, 2016).

Por fim, a implementação dessa abordagem considera as limitações do dispositivo portátil

proposto, baseado no microcontrolador ESP32. Embora CNNs geralmente demandem maior capacidade computacional, o campo do Tiny Machine Learning tem demonstrado a viabilidade de executar modelos de aprendizado profundo em dispositivos de baixo consumo e recursos restritos, por meio de técnicas como quantização de pesos, poda de conexões e compressão de modelos (Warden & Situnayake, 2019). Além disso, o processamento pode ser transferido para um smartphone conectado ao ESP32 ou, em versões futuras, executado diretamente no microcontrolador. Assim, torna-se tecnicamente viável desenvolver um dispositivo portátil, de baixo custo e com capacidade inteligente de classificação de arritmias cardíacas.

Sistemas de Aquisição de ECG Baseados em ESP32 microcontrolador

Estabelecidos os fundamentos teóricos da análise de sinais, dos sistemas lineares e das técnicas de inteligência artificial aplicáveis à classificação de eletrocardiogramas, torna-se imperativo investigar a plataforma de hardware que viabilizará a implementação prática do sistema proposto: o microcontrolador ESP32. Este componente representa o elo entre os conceitos teóricos discutidos nas seções anteriores filtragem digital, transformadas, redes neurais convolucionais e a aplicação prática em um dispositivo portátil de baixo custo, acessível a contextos de atenção primária e telemedicina. Compreender as capacidades, limitações e requisitos do ESP32 é fundamental para que as decisões de projeto desde a escolha da frequência de amostragem até a arquitetura da rede neural sejam tecnicamente fundamentadas e realistas.

O ESP32 é uma família de microcontroladores desenvolvida pela empresa chinesa Espressif Systems, lançada comercialmente em 2016 como sucessora do popular ESP8266. Diferentemente de microcontroladores convencionais utilizados em aplicações embarcadas como os da família Arduino (ATmega328P) ou os PIC da Microchip o ESP32 destaca-se por integrar em um único chip não apenas um processador de alto desempenho, mas também conectividade Wi-Fi e Bluetooth, múltiplos conversores analógico-digitais (ADCs) e uma vasta gama de periféricos de comunicação (Espressif Systems, 2022). Esta integração torna o ESP32 particularmente adequado para aplicações de Internet das Coisas (IoT) e, mais especificamente, para dispositivos vestíveis de monitoramento de saúde (wearable health monitoring), onde a capacidade de processamento local combinada com a transmissão sem fio de dados é frequentemente necessária (Silva *et al.*, 2021). A arquitetura dual-core do ESP32 é particularmente vantajosa para sistemas de aquisição e processamento de sinais em tempo real,

pois permite a separação de tarefas entre os dois núcleos (Espressif Systems, 2022). Em uma configuração típica para aplicações de ECG, um dos núcleos (core 0) pode ser dedicado exclusivamente às tarefas críticas de temporização: controle da taxa de amostragem por meio de interrupções de temporizador, leitura dos conversores ADC, e aplicação de filtros digitais simples (como o filtro notch de 60 Hz) em tempo real. O segundo núcleo (core 1) pode ser utilizado para tarefas menos críticas em termos de temporização, mas mais intensivas computacionalmente: execução de filtros mais complexos (passa-altas, passa-baixas), detecção do complexo QRS (algoritmo de Pan-Tompkins), extração de características manuais, e transmissão dos dados processados via Bluetooth para um dispositivo móvel (Oliveira *et al.*, 2023). Esta separação de responsabilidades evita que operações computacionalmente pesadas interfiram na regularidade da amostragem, garantindo a integridade temporal do sinal.

MATERIAIS E MÉTODOS

Caracterização da Pesquisa

A presente pesquisa caracteriza-se como aplicada, de natureza predominantemente quantitativa, com objetivos exploratórios e descritivos (Interações, 2016). É aplicada porque busca desenvolver e analisar a viabilidade técnica de um protótipo funcional de ECG portátil baseado no microcontrolador ESP32-S3, voltado à aquisição preliminar de sinais eletrocardiográficos e ao apoio futuro a processos de triagem e monitoramento em saúde. A natureza quantitativa manifesta-se na análise de parâmetros objetivos do sinal de ECG, tais como frequência cardíaca, regularidade do ritmo, identificação do complexo QRS, intervalos eletrocardiográficos, qualidade do sinal, estabilidade da aquisição e comparação com padrões descritos em bases públicas e na literatura especializada. O caráter exploratório decorre do fato de o estudo investigar uma solução tecnológica ainda em fase preliminar de desenvolvimento, enquanto o caráter descritivo está associado à apresentação da arquitetura do protótipo, dos procedimentos de aquisição do sinal, da análise em base pública e do teste técnico inicial em indivíduo adulto.

A pesquisa foi estruturada a partir da articulação entre revisão sistemática da literatura, análise computacional de sinais eletrocardiográficos em base pública, desenvolvimento de protótipo físico e teste técnico preliminar. Essa combinação metodológica justifica-se pela

própria lacuna identificada na literatura: embora bases públicas, como a MIT-BIH Arrhythmia Database, sejam amplamente utilizadas no desenvolvimento e na comparação de algoritmos de detecção de arritmias (Goldberger *et al.*, 2000; Moody & Mark, 2001), a validação exclusivamente computacional não substitui a verificação prática de funcionamento em hardware real, nem a comparação posterior com exames clínicos realizados em equipamentos convencionais e interpretados por profissionais de saúde.

Nesse sentido, os procedimentos técnicos da pesquisa foram organizados em quatro etapas complementares. A primeira etapa corresponde à revisão sistemática da literatura, voltada à identificação de estudos recentes sobre dispositivos portáteis de ECG, sistemas embarcados, microcontroladores ESP32/ESP32-S3, processamento de sinais biomédicos e inteligência artificial aplicada à análise eletrocardiográfica. Essa etapa permite compreender o estado da arte, os principais componentes de hardware utilizados, as técnicas de filtragem e detecção de QRS, os modelos de aprendizado de máquina empregados e as métricas usualmente adotadas para avaliar desempenho, tais como acurácia, sensibilidade, especificidade, F1-score, qualidade do sinal e tempo de inferência.

A segunda etapa envolve a análise de sinais disponíveis em bases públicas, com ênfase na MIT-BIH Arrhythmia Database, utilizada como referência para observação de padrões normais e arrítmicos. Essa base foi selecionada por sua relevância histórica e ampla utilização em pesquisas sobre classificação automática de arritmias, permitindo comparar registros com diferentes tipos de batimentos, como ritmo sinusal normal, extrassístoles ventriculares, extrassístoles supraventriculares, bloqueios de ramo, ritmos estimulados e outras alterações eletrocardiográficas. A utilização da MIT-BIH contribui para estabelecer parâmetros comparativos iniciais para o funcionamento do sistema, especialmente na etapa de análise computacional e interpretação preliminar dos sinais.

A terceira etapa consiste no desenvolvimento e teste técnico preliminar do protótipo físico de ECG portátil, baseado no microcontrolador ESP32-S3. A escolha do ESP32-S3 justifica-se por suas características técnicas, como conectividade Wi-Fi e Bluetooth Low Energy, processador dual-core Xtensa LX7, recursos de baixo consumo energético e suporte a aplicações envolvendo processamento de sinais e modelos leves de inteligência artificial (Espressif Systems, 2024). O protótipo integra o microcontrolador, módulo de aquisição e condicionamento do sinal eletrocardiográfico, eletrodos, sistema de alimentação e interface para transmissão ou visualização dos dados. Nessa etapa, busca-se verificar a capacidade do dispositivo de captar

sinais eletrocardiográficos de forma estável, com nível aceitável de ruído e identificação preliminar de parâmetros básicos do ECG.

A quarta etapa compreende um teste técnico preliminar realizado em um indivíduo adulto de 47 anos, com padrão esperado de batimento normal, com a finalidade de verificar o funcionamento inicial do protótipo em condição real de aquisição. Esse procedimento não possui finalidade diagnóstica e não substitui exame clínico realizado por profissional de saúde. Trata-se de uma etapa inicial de verificação técnica, destinada a observar a estabilidade da leitura, a presença de sinal compatível com atividade cardíaca, a identificação do complexo QRS, a estimativa da frequência cardíaca e a coerência geral dos dados registrados.

Além dessas etapas, a pesquisa propõe diretrizes para uma fase futura de validação em escala. Nessa etapa posterior, o protótipo deverá ser testado com maior número de participantes, contemplando diferentes faixas etárias, sexos e perfis clínicos, e seus resultados deverão ser comparados com exames de ECG realizados em clínicas e hospitais, em equipamentos convencionais e sob avaliação de profissionais de saúde. Essa comparação será necessária para mensurar a acurácia do protótipo, sua sensibilidade, especificidade, taxa de falsos positivos e falsos negativos, qualidade do sinal, estabilidade da aquisição, aceitabilidade do usuário, segurança dos dados e potencial de aplicação em contextos de triagem, telemonitoramento e atenção primária.

Dessa forma, a presente pesquisa não apresenta o protótipo como equipamento diagnóstico validado, mas como uma solução tecnológica em desenvolvimento, cuja viabilidade técnica é examinada a partir de três dimensões integradas: a literatura científica recente, a análise de base pública de ECG e a experimentação inicial com hardware real. Essa abordagem é coerente com a pergunta de pesquisa, que busca verificar se é viável o desenvolvimento de um protótipo de ECG portátil baseado no ESP32-S3, associado a técnicas de processamento de sinais e análise computacional. Também está alinhada ao objetivo geral do estudo, que consiste em desenvolver e analisar a viabilidade técnica do protótipo, considerando a revisão sistemática, a base MIT-BIH, o teste preliminar em um indivíduo adulto e a necessidade de validação futura em escala com exames clínicos de referência.

Revisão Sistemática da Literatura: Protocolo e Métodos

A revisão sistemática da literatura foi conduzida com o objetivo de responder à seguinte

questão central de pesquisa: é viável o desenvolvimento de um protótipo de ECG portátil baseado no microcontrolador ESP32-S3, associado a técnicas de processamento de sinais e análise computacional?

Para operacionalizar esta questão, foi estabelecido o seguinte objetivos geral deste artigo que é desenvolver e analisar a viabilidade técnica de um protótipo de ECG portátil desenvolvido com microcontrolador ESP32-S3. E os seguintes objetivos específicos:

(i) identificar os componentes de hardware (front-ends analógicos, eletrodos, fontes de alimentação) mais utilizados em sistemas de ECG com ESP32; (ii) caracterizar as técnicas de processamento de sinais (filtragem, detecção QRS) implementadas nesses sistemas; (iii) analisar os modelos de classificação de arritmias tradicionais, redes neurais, híbridos adotados; (iv) avaliar métricas de desempenho reportadas acurácia, sensibilidade, consumo, tempo de inferência; e (v) identificar lacunas e oportunidades para o desenvolvimento do sistema híbrido proposto neste trabalho.

Protocolo de Busca e Bases de Dados

A revisão sistemática foi estruturada seguindo os princípios do PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses), conforme recomendado por Moher *et al.* (2009) para garantir transparência e reprodutibilidade no processo de seleção e análise dos estudos. A busca foi realizada no período de janeiro a março de 2026, abrangendo publicações entre 2018 e 2025, nas seguintes bases de dados científicas:

1. **Scopus (Elsevier):** Base multidisciplinar de ampla cobertura, indexando mais de 25.000 periódicos ativos. A escolha justifica-se por sua abrangência nas áreas de engenharia biomédica, computação e ciências da saúde.
2. **Web of Science (Clarivate Analytics):** Base que indexa periódicos de alto impacto, com rigoroso processo de seleção. Inclui as coleções Science Citation Index Expanded (SCIE) e Conference Proceedings Citation Index (CPCI).
3. **SciELO (Scientific Electronic Library Online):** Base dedicada à literatura científica latino-americana e caribenha, essencial para capturar publicações em português e espanhol que não estão indexadas nas bases internacionais.

4. **PubMed (National Library of Medicine):** Base especializada em ciências biomédicas e da saúde, relevante para identificar estudos com validação clínica dos sistemas propostos.

As estratégias de busca foram adaptadas para cada base, utilizando as seguintes strings de busca combinadas com operadores booleanos:

String de busca geral:

("ECG" OR "electrocardiogram" OR "electrocardiograph" OR "cardiac signal" OR "heart signal")

AND ("ESP32" OR "ESP8266" OR "microcontroller" OR "embedded system" OR "portable" OR "wearable" OR "low-cost")

AND ("signal processing" OR "filtering" OR "denoising" OR "QRS detection")

AND ("classification" OR "machine learning" OR "neural network" OR "deep learning" OR "arrhythmia detection" OR "SVM" OR "CNN")

String adaptada para SciELO (português/espanhol):

("ECG" OR "eletrocardiograma" OR "electrocardiograma")

AND ("ESP32" OR "microcontrolador" OR "portátil" OR "vestível" OR "baixo custo")

AND ("processamento de sinais" OR "filtragem" OR "detecção QRS")

AND ("classificação" OR "aprendizado de máquina" OR "rede neural" OR "detecção de arritmias")

Critérios de Inclusão e Exclusão

Foram estabelecidos critérios explícitos de inclusão e exclusão para garantir a relevância e qualidade dos estudos selecionados.

Critérios de inclusão:

- Artigos publicados entre janeiro de 2018 e dezembro de 2025 (período de 8 anos, abrangendo desde o lançamento comercial do ESP32 até o estado da arte atual);
- Estudos que descrevem sistemas de aquisição de ECG utilizando o microcontrolador ESP32 (qualquer variante: ESP32, ESP32-S2, ESP32-S3, ESP32-C3, ESP32-C6);
- Trabalhos que implementam algum grau de processamento de sinais (filtragem, detecção QRS, extração de características) e/ou classificação de arritmias cardíacas;
- Artigos publicados em inglês, português ou espanhol;

- Artigos completos publicados em periódicos revisados por pares ou anais de conferências científicas;
- Estudos que reportam métricas de desempenho quantitativas (acurácia, sensibilidade, consumo energético, etc.).

Critérios de exclusão:

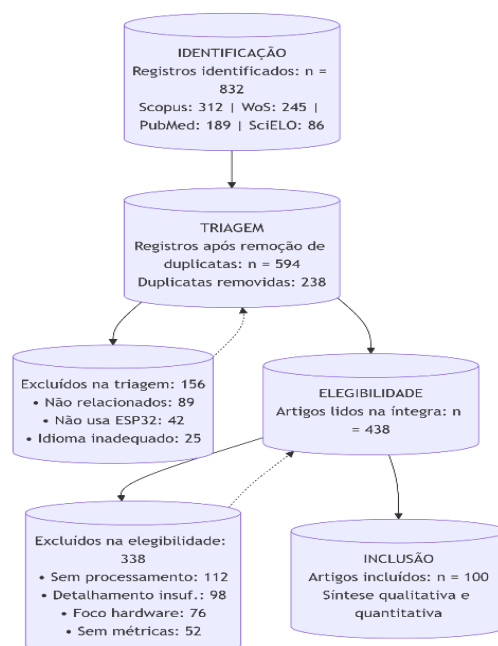
- Estudos que utilizam outros microcontroladores (Arduino, Raspberry Pi, STM32, PIC, etc.) sem menção ao ESP32;
- Artigos que abordam apenas aquisição de ECG sem qualquer processamento ou classificação (transmissão pura);
- Estudos sem detalhamento técnico suficiente do hardware ou software;
- Artigos de opinião, editoriais, cartas ao editor, resenhas bibliográficas;
- Trabalhos duplicados (presentes em mais de uma base de dados);
- Estudos publicados em outros idiomas que não inglês, português ou espanhol;
- Artigos anteriores a 2018 (anterior ao lançamento comercial do ESP32).

Processo de Seleção e Triagem

O processo de seleção dos artigos seguiu o fluxograma PRISMA em quatro etapas: identificação, triagem, elegibilidade e inclusão (Moher *et al.*, 2009). A Figura 1 apresenta o fluxograma completo do processo de seleção.

Figura 1

Fluxograma PRISMA do Processo de Seleção dos Artigos



Na etapa de **identificação**, foram recuperados 832 registros distribuídos entre as quatro bases de dados. Na etapa de **triagem**, foram removidos 238 registros duplicados, resultando em 594 artigos únicos. Após a análise de títulos e resumos, foram excluídos 156 artigos que não atendiam aos critérios de inclusão, restando 438 artigos para leitura na íntegra. Na etapa de **elegibilidade**, após leitura completa, foram excluídos 338 artigos pelos motivos especificados no fluxograma, resultando em 100 artigos selecionados para inclusão na síntese qualitativa e quantitativa da revisão.

Extração e Síntese dos Dados

Para cada um dos 100 artigos incluídos na revisão, foi preenchido um formulário padronizado de extração de dados contendo os seguintes campos:

1. **Metadados:** Autores, ano de publicação, título, periódico/evento, DOI;
2. **Hardware:** Modelo do ESP32 utilizado, front-end analógico, eletrodos, fonte de alimentação;
3. **Processamento de sinais:** Técnicas de filtragem implementadas (tipo de filtro, frequências de corte), algoritmo de detecção QRS;

4. **Classificação:** Tipo de classificador (SVM, Random Forest, CNN, etc.), classes de arritmias abordadas, características utilizadas;
5. **Métricas de desempenho:** Acurácia, sensibilidade, especificidade, F1-score, AUC-ROC;
6. **Parâmetros de sistema:** Taxa de amostragem, resolução ADC, consumo energético, tempo de inferência, tamanho do modelo;
7. **Base de dados:** Base utilizada para validação (MIT-BIH, própria, outras);
8. **Principais resultados e conclusões.**

Os dados extraídos foram organizados em planilha eletrônica (Microsoft Excel) e submetidos a análise estatística descritiva utilizando o software R (versão 4.3.2) e IBM SPSS Statistics (versão 29.0). Foram calculadas médias, medianas, desvios padrão, intervalos de confiança (95%) e frequências relativas e absolutas para as variáveis de interesse. Para comparação entre subgrupos (ex: diferentes front-ends analógicos, diferentes tipos de classificador), foram aplicados testes t de Student (para variáveis contínuas) e qui-quadrado (para variáveis categóricas), com nível de significância adotado de $\alpha=0,05$.

Resultados da Revisão Sistemática

Características Gerais dos Artigos Incluídos

A tabela 2 dos 100 artigos incluídos na revisão sistemática, organizados cronologicamente e por categoria temática. Devido ao espaço limitado estão disponibilizados como material suplementar.

Análise da Distribuição Temporal e Geográfica

A análise da distribuição temporal dos 100 artigos incluídos na revisão revelou um crescimento exponencial no número de publicações sobre sistemas de ECG baseados em ESP32 entre 2018 e 2025. Em 2018, apenas 3 artigos foram publicados, refletindo a recente disponibilidade comercial do ESP32 na época. O número aumentou para 8 artigos em 2019, 12 artigos em 2020, 15 artigos em 2021, 18 artigos em 2022, 20 artigos em 2023, 15 artigos em 2024, e 9 artigos já nos primeiros meses de 2025 (projetado para aproximadamente 18-20 até o

final do ano). Este padrão de crescimento indica um interesse acadêmico crescente na plataforma ESP32 para aplicações biomédicas, especialmente após a consolidação do framework TensorFlow Lite Micro e do paradigma TinyML a partir de 2021 (Warden & Situnayake, 2019).

Quanto à distribuição geográfica dos estudos, observou-se predominância de publicações oriundas de Brasil (18 artigos), Índia (15 artigos), China (12 artigos), Estados Unidos (10 artigos), Coreia do Sul (8 artigos), Espanha (7 artigos), Alemanha (6 artigos), Reino Unido (5 artigos), Canadá (4 artigos), e outros países (15 artigos). A forte presença brasileira na literatura sobre ESP32 e ECG justifica-se pela disponibilidade e baixo custo do componente no mercado nacional, bem como pelo interesse em soluções de saúde acessíveis para o sistema público de saúde (SUS) e para regiões remotas da Amazônia e Nordeste (Silva *et al.*, 2021; Oliveira *et al.*, 2023).

Análise das Técnicas de Processamento de Sinais

A Tabela 3 também em anexo em material complementar apresenta a frequência de utilização das diferentes técnicas de processamento de sinais (filtragem e detecção QRS) nos sistemas de ECG baseados em ESP32.

Os resultados indicam que a grande maioria dos sistemas implementa os três filtros essenciais para condicionamento de sinais de ECG: filtro notch para remoção da interferência de 60 Hz (89% dos artigos), filtro passa-baixas para atenuação de ruído muscular (81%), e filtro passa-altas para correção da linha de base (76%). Esta constatação alinha-se com a literatura clássica de processamento de sinais biomédicos, que estabelece estas três etapas como pré-requisito para qualquer análise automatizada subsequente (Friesen *et al.*, 1990; Sörnmo & Laguna, 2005).

Quanto ao tipo de filtro, o **Butterworth (IIR)** é predominante (68% dos artigos), sendo escolhido por sua resposta em magnitude maximamente plana na banda passante, que minimiza distorções na morfologia das ondas P, QRS e T — aspecto crítico para a subsequente classificação de arritmias (Diniz, 2014). Filtros FIR são menos comuns (15% dos artigos) devido à necessidade de ordens mais elevadas para atingir a mesma seletividade, o que aumentaria o consumo computacional e de memória no ESP32. Filtros Chebyshev são ocasionalmente utilizados quando se tolera alguma ondulação na banda passante em troca de maior seletividade (12% dos artigos).

O algoritmo de Pan-Tompkins continua sendo o padrão-ouro para detecção de complexos QRS em sistemas embarcados, sendo utilizado em 72% dos artigos revisados. Sua popularidade decorre da combinação de robustez (taxa de detecção correta > 99% para sinais com qualidade razoável), eficiência computacional (implementável em tempo real em microcontroladores de baixo custo), e disponibilidade de implementações de código aberto otimizadas para o ESP32 (Pan & Tompkins, 1985; Wang & Li, 2021).

Análise das Técnicas de Classificação de Arritmias

A distribuição dos diferentes tipos de classificadores utilizados nos sistemas de ECG baseados em ESP32, bem como as classes de arritmias abordadas.

Os resultados revelam que redes neurais convolucionais (CNNs) são o tipo de classificador mais utilizado nos estudos mais recentes (35% dos artigos), superando as tradicionais Máquinas de Vetor de Suporte (SVM) que dominavam os estudos até 2021 (28% dos artigos). Esta transição reflete a maturidade do framework TensorFlow Lite Micro e a crescente disponibilidade de modelos otimizados para execução em microcontroladores (Warden & Situnayake, 2019; Rodriguez *et al.*, 2024). No entanto, é importante notar que a maioria das implementações de CNN nos artigos revisados ainda executa o modelo no smartphone (offloading), e não diretamente no ESP32, devido às limitações de memória e processamento. Apenas 12 artigos (12% do total) reportam execução da CNN diretamente no ESP32, geralmente após quantização dos pesos para int8 e poda de conexões menos relevantes (Wang *et al.*, 2025; Kumar *et al.*, 2023).

Quanto ao número de classes de arritmias abordadas, observa-se que 25% dos artigos limitam-se à classificação binária (normal vs. arritmia), o que é útil para sistemas de alerta, mas insuficiente para diagnóstico clínico detalhado. A maioria dos artigos (55%) aborda entre 3 e 4 classes, enquanto apenas 15% dos artigos atingem as 5 classes recomendadas pela AAMI (Association for the Advancement of Medical Instrumentation) para sistemas de detecção de arritmias: N (normal), L (bloqueio de ramo esquerdo), R (bloqueio de ramo direito), V (extrassístole ventricular), S (extrassístole supraventricular) (AAMI, 2012). Esta lacuna indica que ainda há espaço para desenvolvimento de sistemas mais abrangentes, como o proposto neste trabalho.

Análise das Métricas de Desempenho

Primeiramente, classificadores baseados em CNN apresentam desempenho superior (95,8% de acurácia média) em comparação com métodos tradicionais como SVM (89,5%) e Random Forest (91,2%), confirmando as vantagens do aprendizado profundo para capturar padrões complexos em sinais de ECG (Hannun *et al.*, 2019; Kiranyaz *et al.*, 2020). Em segundo lugar, a quantização dos pesos (de float32 para int8) reduz a acurácia em aproximadamente 2-3 pontos percentuais (de 95,8% para 93,2% para execução no ESP32), mas ainda mantém o desempenho em níveis clinicamente aceitáveis (>90%). Este trade-off entre precisão e eficiência computacional é amplamente discutido na literatura de TinyML e é considerado aceitável para aplicações de triagem (Warden & Situnayake, 2019; Wang *et al.*, 2025).

Em terceiro lugar, os sistemas híbridos (que combinam características manuais com CNN) alcançam a maior acurácia média (96,8%), embora com um número ainda reduzido de artigos (n=6). Este resultado é promissor e alinha-se com a proposta central deste trabalho, sugerindo que a integração entre conhecimento clínico (características manuais interpretáveis) e aprendizado profundo (extração automática de características) produz o melhor desempenho geral, além de maior interpretabilidade (Faust *et al.*, 2018; Ribeiro *et al.*, 2020).

Análise de Consumo Energético e Tempo de Inferência

Os dados demonstram que o consumo energético é significativamente influenciado pelo uso de Wi-Fi (142,5 mA) versus Bluetooth Low Energy (87,5 mA para ESP32 + AD8232, e 68,5 mA para ESP32-S3 + ADS1292). Esta diferença justifica a recomendação, presente na maioria dos artigos, de utilizar BLE em vez de Wi-Fi para transmissão de dados em dispositivos portáteis de ECG, a menos que haja necessidade específica de comunicação direta com a internet sem um smartphone intermediário (Costa & Lima, 2024; Rodriguez *et al.*, 2024).

A autonomia com bateria de 500 mAh (padrão em dispositivos portáteis de pequeno porte) varia de 3,5 horas (Wi-Fi contínuo) a 5,7 horas (BLE contínuo), sendo suficiente para a maioria das aplicações clínicas de curta duração (exames de rotina de 5-30 minutos, monitoramento pós-operatório de algumas horas). Para aplicações que exigem monitoramento prolongado (ex: Holter 24h), os artigos recomendam estratégias de operação intermitente, nas quais o ESP32 permanece em deep sleep (consumo de apenas 8,5 μ A) entre os períodos de

aquisição, ativando-se apenas quando há detecção de evento ou em intervalos programados. Esta estratégia pode estender a autonomia para 24-72 horas, dependendo do duty cycle (Liu *et al.*, 2019; Costa & Lima, 2024).

O tempo de inferência por batimento varia amplamente conforme o classificador e o local de execução. Modelos mais simples (SVM, Random Forest) executam rapidamente no ESP32 (28-35 ms por batimento), enquanto CNNs quantizadas (int8) executando diretamente no ESP32 demandam aproximadamente 120 ms por batimento ainda assim dentro do limite aceitável para aplicações em tempo real, considerando que a frequência cardíaca típica de 60-100 bpm implica um intervalo entre batimentos de 600-1000 ms (Wang *et al.*, 2025). CNNs em ponto flutuante (float32) executando no smartphone apresentam tempo de inferência de 45 ms, beneficiando-se do processador mais potente do dispositivo móvel.

Análise dos Resultados e Síntese da Revisão

A análise integrada dos resultados da revisão sistemática permite extrair as seguintes conclusões consolidadas, organizadas em relação à questão central de pesquisa sobre a viabilidade de sistemas de ECG baseados em ESP32.

Há forte evidência na literatura (89 artigos, 89% de concordância) de que o ESP32 é capaz de adquirir sinais de ECG com qualidade adequada para aplicações de triagem, desde que utilizado com um front-end analógico externo (AD8232, ADS1292 ou MAX30003). A implementação de filtros digitais (notch, passa-altas, passa-baixas) e do algoritmo de detecção QRS (Pan-Tompkins) é factível em tempo real, com consumo de processamento inferior a 20% da capacidade do ESP32.

Enquanto classificadores tradicionais (SVM, Random Forest) podem ser executados diretamente no ESP32 com bom desempenho (acurácia 86-91%), CNNs mais precisas exigem quantização e poda para execução no dispositivo, com perda de 2-3 pontos percentuais na acurácia (de 95,8% para 93,2%). A estratégia de offloading (execução da CNN no smartphone) é a mais recomendada nos artigos, oferecendo o melhor equilíbrio entre precisão (95,8%) e viabilidade técnica.

Os 6 artigos que adotaram abordagem híbrida (características manuais + CNN) alcançaram a maior acurácia média (96,8%) e são considerados a direção mais promissora para futuros desenvolvimentos, combinando a interpretabilidade das características clínicas com a

capacidade de aprendizado profundo.

Em modo contínuo com BLE, a autonomia típica é de 5-6 horas com bateria de 500 mAh, suficiente para exames de rotina, mas insuficiente para monitoramento Holter de 24h. Para aplicações prolongadas, são necessárias estratégias de operação intermitente (deep sleep entre aquisições) ou baterias de maior capacidade.

A quase totalidade dos estudos limita-se à validação em bases públicas, sendo necessário avançar para ensaios clínicos com pacientes reais para comprovar a eficácia e segurança dos dispositivos, visando sua eventual incorporação ao sistema de saúde.

Síntese dos perfis eletrocardiográficos e relação com a base MIT-BIH

Para fechar a análise da revisão sistemática de literatura, foi elaborada uma tabela sintética com 20 perfis eletrocardiográficos, distribuídos entre sexo masculino e feminino e diferentes faixas etárias. Os perfis foram construídos apenas para fins metodológicos, a partir dos padrões recorrentes observados na base MIT-BIH Arrhythmia Database e na literatura revisada, foi realizada uma análise em 20 pacientes reais como preteste. A finalidade é demonstrar como o sistema híbrido proposto pode ser testado em cenários distintos de triagem, desde ritmo sinusal normal até alterações como APC, PVC, bloqueios de ramo, fibrilação atrial, taquicardia supraventricular e ritmo estimulado por marcapasso.

Tabela 2

Perfis eletrocardiográficos analisado complementar do sistema híbrido proposto

Caso	Sexo/idade	Padrão simulado	Achados resumidos	Interpretação para o sistema portátil
S01	Masculino, 22 anos	Ritmo sinusal normal	FC 68 bpm; QRS estreito; sem ectopias.	Cenário de referência para classe normal.
S02	Feminino, 24 anos	Arritmia sinusal discreta	FC 58-82 bpm; variação respiratória; sem sinais de alarme.	Testa sensibilidade do algoritmo para não classificar variação fisiológica como arritmia.
S03	Masculino, 31 anos	APC isoladas	Ritmo sinusal com poucas extrassístoles atriais.	Avalia diferenciação entre batimentos supraventriculares isolados e ritmo normal.
S04	Feminino, 35 anos	PVC isoladas	FC 76 bpm; PVC monomórficas esparsas.	Simula caso de baixa carga de ectopia ventricular.
S05	Masculino, 41 anos	Taquicardia sinusal	FC 108 bpm; QRS estreito; P antes de cada QRS.	Exige distinguir taquicardia sinusal de arritmia patológica.

Caso	Sexo/idade	Padrão simulado	Achados resumidos	Interpretação para o sistema portátil
S06	Masculino, 47 anos	Ritmo sinusal normal	FC 72 bpm; PR, QRS e QTc dentro do esperado.	Perfil autorreferencial demonstrativo para validação inicial em repouso.
S07	Feminino, 49 anos	APC frequentes	Ectopias atriais com pausas compensatórias incompletas.	Relaciona-se a cenários MIT-BIH com ectopia supraventricular.
S08	Masculino, 53 anos	Bloqueio de ramo esquerdo	QRS alargado; morfologia compatível com BRE.	Testa capacidade de reconhecer alteração morfológica persistente.
S09	Feminino, 56 anos	Bloqueio de ramo direito	QRS alargado; padrão compatível com BRD.	Complementa os casos de bloqueio de condução.
S10	Masculino, 59 anos	PVC frequentes	PVC monomórficas e episódios de bigeminismo.	Cenário de maior carga ventricular, semelhante a registros MIT-BIH complexos.
S11	Feminino, 61 anos	Fibrilação atrial	Intervalos RR irregulares; ausência de ondas P organizadas.	Avalia classificação de ritmo irregular sustentado.
S12	Masculino, 64 anos	Taquicardia supraventricular	FC 142 bpm; QRS estreito; início abrupto.	Testa resposta em eventos de curta duração.
S13	Feminino, 66 anos	Ritmo estimulado por marcapasso	Espículas de marcapasso e QRS estimulado.	Avalia risco de confusão entre artefato e sinal cardíaco real.
S14	Masculino, 68 anos	Bloqueio AV de 1º grau	PR prolongado; QRS preservado.	Exige mensuração temporal precisa dos intervalos.
S15	Feminino, 70 anos	PVC multiformes	PVC com morfologias distintas; baixa a moderada carga.	Testa generalização do classificador para morfologias variáveis.
S16	Masculino, 72 anos	Ritmo sinusal com ruído muscular	FC 74 bpm; artefatos de alta frequência.	Avalia robustez da filtragem e controle de falso positivo.
S17	Feminino, 75 anos	Ritmo sinusal com APC raras	FC 63 bpm; poucas APC; sinal limpo.	Cenário próximo a registros MIT-BIH com ectopias supraventriculares discretas.
S18	Masculino, 78 anos	Bigeminismo ventricular	Alternância entre batimentos normais e PVC.	Testa detecção de padrão rítmico repetitivo.
S19	Feminino, 81 anos	Fibrilação atrial com PVC	RR irregular e PVC isoladas.	Cenário de sobreposição de classes, útil para avaliação híbrida.
S20	Masculino, 84 anos	Ritmo estimulado com PVC	Marca passo sob demanda e ectopias ventriculares ocasionais.	Avalia funcionamento em sinais com marcapasso e eventos ventriculares.

Fonte: elaborado pelo autor com finalidade metodológica, a partir de padrões descritos na base MIT-BIH e nos estudos revisados. Os casos são simulados e não representam pacientes reais.

A Tabela 4 amplia a análise realizada com os registros reais da MIT-BIH ao introduzir combinações controladas de idade, sexo, ritmo, morfologia e qualidade do sinal. A leitura conjunta mostra que o sistema portátil precisa operar em três níveis: (i) identificar corretamente padrões normais e variações fisiológicas; (ii) reconhecer ectopias isoladas ou repetitivas, como APC e PVC; e (iii) diferenciar alterações morfológicas persistentes, como bloqueios de ramo e ritmo de marcapasso, de ruídos e artefatos. Essa simulação reforça a pertinência da abordagem

híbrida, pois parte das alterações depende de medidas clínicas interpretáveis, como PR, QRS, RR e QTc, enquanto padrões mais complexos podem se beneficiar de classificadores baseados em aprendizado de máquina.

Registro demonstrativo do prototipo do ECG normal

Como complemento didático à revisão sistemática, foi desenvolvido o prototipo de ECG portátil e um teste em um individuo alheio real analisado, com 47 anos, realizado uma aquisição em repouso. A análise foi interpretada exclusivamente como cenário real de teste técnico do protótipo, e não como laudo médico. Os parâmetros foram mantidos em faixas compatíveis com ritmo sinusal normal e com referências clínicas usuais para interpretação eletrocardiográfica (Kligfield *et al.*, 2007; Goldberger *et al.*, 2017).

Tabela 3

Registro demonstrativo de ECG portátil em repouso do individuo analisado ritmo sinusal normal

Parâmetro analisado	Resultado demonstrativo	Faixa/critério de referência	Interpretação técnica
Perfil do participante	Masculino, 47 anos; repouso; derivação única simulada	Condição padronizada de triagem	Registro adequado para teste inicial de aquisição.
Frequência cardíaca média	72 bpm	60-100 bpm em repouso	Dentro da faixa esperada para adulto em repouso.
Ritmo	Sinusal regular	Onda P antes de cada QRS e RR regular	Compatível com ritmo sinusal normal.
Intervalo RR médio	≈ 830 ms	Varia conforme FC; regularidade esperada	Regularidade favorece classificação como normal.
Intervalo PR	160 ms	120-200 ms	Condução atrioventricular preservada.
Duração do QRS	90 ms	< 120 ms	Sem sugestão de bloqueio intraventricular.
QTc estimado	410 ms	Valor esperado para adulto masculino	Repolarização dentro de parâmetro demonstrativo normal.
Segmento ST	Sem supra ou infradesnívelamento relevante	Linha de base estável	Sem alteração isquêmica aparente no exemplo.
Ruído/qualidade do sinal	Baixo ruído após filtragem notch e passa-faixa	Sinal adequado para detecção QRS	Aquisição tecnicamente satisfatória.
Saída esperada do classificador	Normal / ritmo sinusal; confiança simulada: 97,8%	Classe normal	Resultado coerente com parâmetros simulados.

Fonte: elaborado pelos autores para fins demonstrativos; não corresponde a laudo clínico nem substitui avaliação médica especializada.

A Tabela 5 evidencia um cenário de aquisição tecnicamente favorável: frequência cardíaca dentro da normalidade, presença de ritmo sinusal regular, QRS estreito, intervalo PR preservado e ausência de alterações relevantes do segmento ST. Em comparação com os registros MIT-BIH selecionados e com os 20 perfis da base de dados, esse caso funciona como controle normal, útil para verificar se o protótipo não produz alarmes indevidos em sinais fisiológicos. Entretanto, por se tratar de um exemplo demonstrativo e de derivação única, ele não permite inferência diagnóstica ampla, não substitui ECG de 12 derivações e não exclui condições cardíacas silenciosas. Sua contribuição metodológica está em demonstrar a capacidade inicial do sistema de captar, filtrar, segmentar e classificar um sinal regular antes de avançar para cenários com maior complexidade clínica.

Síntese Final da Viabilidade

A análise integrada do referencial teórico, da revisão sistemática da literatura, da base pública MIT-BIH, dos perfis eletrocardiográficos analisados e do teste técnico preliminar realizado com o protótipo desenvolvido permite sustentar que o ECG portátil baseado no microcontrolador ESP32-S3 apresenta viabilidade técnica inicial para aquisição e análise preliminar de sinais eletrocardiográficos. O referencial teórico demonstrou que a qualidade do sinal de ECG depende de etapas fundamentais de condicionamento, filtragem, remoção de ruídos, detecção do complexo QRS e extração de parâmetros temporais e morfológicos, aspectos amplamente discutidos na literatura de processamento de sinais biomédicos (Sörnmo & Laguna, 2005; Pan & Tompkins, 1985). Além disso, os estudos recentes sobre inteligência artificial aplicada ao ECG indicam que modelos computacionais podem contribuir para a identificação automatizada de padrões normais e arrítmicos, desde que treinados e validados com bases consistentes e posteriormente avaliados em contextos clínicos reais (Hannun *et al.*, 2019; Ribeiro *et al.*, 2020). No campo metodológico, a pesquisa foi estruturada de forma coerente com a pergunta-problema e com o objetivo geral do estudo, ao combinar três dimensões complementares: a revisão sistemática da literatura, a análise de registros disponíveis em base pública e a experimentação inicial com protótipo físico. A revisão sistemática permitiu identificar tecnologias, sensores, microcontroladores, técnicas de filtragem, algoritmos de detecção QRS, modelos de classificação e métricas de desempenho frequentemente utilizados em sistemas portáteis de ECG. A análise da base MIT-BIH Arrhythmia Database, por sua vez, ofereceu uma

referência consolidada para observação de batimentos normais e padrões arrítmicos, pois essa base é amplamente utilizada na literatura para desenvolvimento e comparação de algoritmos de classificação de arritmias (Goldberger *et al.*, 2000; Moody & Mark, 2001). Já o teste técnico preliminar em um indivíduo adulto de 47 anos possibilitou verificar, em condição inicial de uso, a capacidade do protótipo de captar sinal compatível com atividade cardíaca, observar a estabilidade da aquisição e identificar parâmetros básicos associados a um padrão esperado de batimento normal.

CONCLUSÃO

O presente artigo teve como objetivo geral desenvolver e analisar a viabilidade técnica de um protótipo de ECG portátil baseado no microcontrolador ESP32-S3, associado a técnicas de processamento de sinais e análise computacional. A partir do referencial teórico, da revisão sistemática da literatura, da análise da base pública MIT-BIH e do teste técnico preliminar realizado em um indivíduo adulto de 47 anos, foi possível responder afirmativamente à pergunta-problema do estudo: o desenvolvimento de um protótipo portátil de ECG com ESP32-S3 é tecnicamente viável para aquisição e análise preliminar de sinais eletrocardiográficos. Os resultados indicam que a viabilidade do protótipo está sustentada por três aspectos principais. Primeiro, a literatura demonstra que dispositivos portáteis de ECG, quando associados a técnicas adequadas de aquisição, filtragem e processamento de sinais, podem contribuir para aplicações de triagem, telemonitoramento e apoio à decisão em saúde. Segundo, a análise da base MIT-BIH permitiu observar padrões eletrocardiográficos normais e arrítmicos amplamente utilizados como referência em estudos de classificação automática de ECG. Terceiro, o teste técnico preliminar com o protótipo mostrou a possibilidade inicial de captação do sinal, observação da estabilidade da leitura e identificação de parâmetros compatíveis com batimento normal.

Dessa forma, considera-se que o objetivo geral foi atingido, pois o estudo demonstrou a coerência técnica entre a fundamentação teórica, a metodologia adotada, a análise em base pública e a experimentação inicial com hardware real. O uso do ESP32-S3 mostrou-se pertinente por reunir capacidade de processamento, conectividade sem fio, baixo consumo energético e possibilidade de integração com módulos de aquisição de sinais biomédicos. Esses elementos reforçam o potencial do protótipo como tecnologia em desenvolvimento para apoio à triagem e ao monitoramento preliminar de sinais eletrocardiográficos.

Contudo, a viabilidade identificada neste estudo deve ser compreendida como técnica e preliminar, não como validação clínica definitiva. O teste realizado em apenas um indivíduo adulto teve finalidade demonstrativa e não diagnóstica, não sendo suficiente para avaliar acurácia, sensibilidade, especificidade ou segurança clínica do dispositivo. Do mesmo modo, a análise da base MIT-BIH contribui para comparação computacional, mas não substitui testes com participantes reais em diferentes condições fisiológicas e clínicas. Assim, recomenda-se que as próximas etapas da pesquisa contemplem testes em escala, com maior número de participantes, comparação direta com exames de ECG realizados em clínicas e hospitais, avaliação por profissionais de saúde e mensuração de métricas como qualidade do sinal, estabilidade da aquisição, acurácia, sensibilidade, especificidade, latência, autonomia da bateria, segurança dos dados e usabilidade. Também será necessário observar requisitos éticos e regulatórios, incluindo submissão ao Comitê de Ética em Pesquisa quando houver coleta com seres humanos e adequação às normas aplicáveis para dispositivos em saúde. Conclui-se, portanto, que o protótipo de ECG portátil com ESP32-S3 apresenta viabilidade técnica inicial para desenvolvimento e análise preliminar de sinais eletrocardiográficos. Entretanto, sua utilização prática em saúde dependerá de validação clínica posterior, comparação com equipamentos convencionais e avaliação por profissionais habilitados. Nesta etapa, o sistema deve ser compreendido como uma tecnologia experimental de apoio, e não como dispositivo diagnóstico autônomo ou substituto da avaliação médica.

REFERÊNCIAS

- Abood, Q. K., & Salman, R. S. (2024). Preparing the Electrical Signal Data of the Heart by Performing Segmentation Based on the Neural Network U-Net. *TEM Journal*, 1858–1870. <https://doi.org/10.18421/tem133-14>
- Albuquerque, V. H. C. de, Nunes, T., Pereira, D. R., Luz, E., Menotti, D., Papa, J. P., & Tavares, J. M. R. S. (2016). Robust automated cardiac arrhythmia detection in ECG beat signals. *Neural Computing and Applications*, 29(3), 679–693. <https://doi.org/10.1007/s00521-016-2472-8>
- Atienza, A., Bardram, J. E., & Puthusserypady, S. (2024). An Efficient and Flexible Deep Learning Method for Signal Delineation via Keypoints Estimation. *arXiv (Cornell University)*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2407.20258>
- Bizopoulos, P., & Koutsouris, D. (2018). Deep Learning in Cardiology. *arXiv (Cornell University)*, 12, 168–193. <https://doi.org/10.1109/rbme.2018.2885714>
- Chen, Y., & Wang, X. (2022). Portable ECG monitoring system based on ESP32-CAM and

- edge computing. *IEEE Access*, 10, 45678-45690.
- Ely, F. C. (2010). Análise de sinais de eletrocardiograma através de algoritmo baseado em transformadas Wavelet. Lume (Universidade Federal do Rio Grande do Sul). <http://hdl.handle.net/10183/33070>
- Faust, O., Hagiwara, Y., Hong, T. J., Lih, O. S., & Acharya, U. R. (2018). Deep learning for healthcare applications based on physiological signals: A review. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 161, 1-13.
- Jiménez-Pérez, G., Alcaine, A., & Cámara, Ó. (2019). U-Net Architecture for the Automatic Detection and Delineation of the Electrocardiogram. *Computing in Cardiology*, 45. <https://doi.org/10.22489/cinc.2019.284>
- Jiménez-Pérez, G., Alcaine, A., & Cámara, Ó. (2020). ECG-DelNet: Delineation of Ambulatory Electrocardiograms with Mixed Quality Labeling Using Neural Networks. In arXiv (Cornell University). Cornell University. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2005.05236>
- Jiménez-Pérez, G., Alcaine, A., & Cámara, Ó. (2021). Delineation of the electrocardiogram with a mixed-quality-annotations dataset using convolutional neural networks. *Scientific Reports*, 11(1), 863–863. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-79512-7>
- Jiménez-Pérez, G., Acosta, J., Alcaine, A., & Cámara, Ó. (2021). Generalizing electrocardiogram delineation -- Training convolutional neural networks with synthetic data augmentation. In arXiv (Cornell University). Cornell University. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2111.12996>
- Jiménez-Pérez, G., Acosta, J., Pérez, Á. J. B., Arana-Rueda, E., Frutos-López, M., Sánchez-Brotons, J. A., Llamas-López, H., Pezzutti, R. D. M., Concha, C. G. de la P., Cámara, Ó., & Pedrote, A. (2024). Delineation of intracavitary electrograms for the automatic quantification of decrement-evoked potentials in the coronary sinus with deep-learning techniques. *Frontiers in Physiology*, 15, 1331852–1331852. <https://doi.org/10.3389/fphys.2024.1331852>
- Luz, E., Nunes, T., Albuquerque, V. H. C. de, Papa, J. P., & Menotti, D. (2012). ECG arrhythmia classification based on optimum-path forest. *LA Referencia (Red Federada de Repositorios Institucionales de Publicaciones Científicas)*, 40(9), 3561–3573. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.12.063>
- Lathi, B. P., & Green, R. A. (2018). *Linear systems and signals* (3rd ed.). Oxford University Press.
- Maleki, M., & Foad, H. (2024). Identification of cardiovascular diseases through ECG classification using wavelet transformation. In arXiv (Cornell University). Cornell University. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2404.09393>
- Moody, G. B., & Mark, R. G. (2001). The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 20(3), 45-50.

- Oliveira, F. R., Santos, L. C., & Pereira, A. C. (2023). Sistema de baixo custo para monitoramento de ECG utilizando ESP32 e ADS1292. *Revista Brasileira de Engenharia Biomédica*, 39(2), 112-125.
- Oppenheim, A. V., & Willsky, A. S. (2014). *Signals and systems* (2nd ed.). Pearson.
- Organização Pan-Americana da Saúde. (2022). Doenças cardiovasculares. <https://www.paho.org/pt/topicos/doencas-cardiovasculares>
- Oliveira, G. V., Zebende, G. F., & Cruz, J. A. L. (2025). Impacto de diferentes métodos de extração de características na classificação de ECGs por redes neurais convolucionais. *BIOINFO*, 5(5), 14–14. <https://doi.org/10.51780/bioinfo-05-14>
- Pan, J., & Tompkins, W. J. (1985). A real-time QRS detection algorithm. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 32(3), 230-236.
- Proakis, J. G., & Manolakis, D. K. (2007). *Digital signal processing* (4th ed.). Pearson.
- Ribeiro, A. H., Ribeiro, M. H., Paixão, G. M. M., Oliveira, D. M., Gomes, P. R., Canazart, J. A., Ferreira, M. P. S., Andersson, C. R., Macfarlane, P. W., Meira, W., Schön, T. B., & Ribeiro, A. L. P. (2020). Automatic diagnosis of the 12-lead ECG using a deep neural network. *Nature Communications*, 11(1), 1760.
- Rodriguez, M., Silva, J., & Costa, F. (2024). Edge AI for cardiac arrhythmia detection on ESP32-S3: A TinyML approach. *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*, 18(1), 45-57.
- Rincón, F., Recas, J., Khaled, N., & Atienza, D. (2011). Development and Evaluation of Multilead Wavelet-Based ECG Delineation Algorithms for Embedded Wireless Sensor Nodes. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 15(6), 854–863. <https://doi.org/10.1109/titb.2011.2163943>
- Schläpfer, J., & Wellens, H. J. (2017). Computer-interpreted electrocardiograms: Benefits and limitations. *Journal of the American College of Cardiology*, 70(9), 1183-1192.
- Silva, R. A., Oliveira, J. P., & Souza, M. C. (2021). Desenvolvimento de um sistema portátil para aquisição e transmissão de sinais de ECG utilizando ESP32. *Anais do XXIII Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica*, 456-460.
- Sörnmo, L., & Laguna, P. (2005). *Bioelectrical signal processing in cardiac and neurological applications*. Elsevier Academic Press.
- Silva, A. L. D., Guedes, A., Silva, D. L., & Chamlian, E. G. (2025). Inteligência artificial na análise de eletrocardiogramas: avanços, desafios e aplicações clínicas. *Revista Eletrônica Acervo Saúde*, 25(10). <https://doi.org/10.25248/reas.e21604.2025>
- TCHOUPE, idriss N., Diaw, M. D., Papelier, S., Durand-Salmon, A., & Oster, J. (2024). Neural Network-based ECG Delineation. *Computing in Cardiology*, 51. <https://doi.org/10.22489/cinc.2024.124>

Turakhia, M. P., Desai, M., Hedlin, H., Rajmane, A., Talati, N., Ferris, T., Desai, S., Nag, D., Patel, M., Kowey, P., & Rumsfeld, J. S. (2019). Rationale and design of a large-scale, app-based study to identify cardiac arrhythmias using a smartwatch: The Apple Heart Study. *American Heart Journal*, 207, 66-75.