

Métodos Híbridos de Decomposição Modal e Filtragem Adaptativa para Redução de Ruído em ECG e PPG: Revisão Sistemática da Literatura

Lorena Zynger Capaverde
Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR)
Departamento Acadêmico de Eletrotécnica (DAELT)
Curitiba, Paraná, BRA

Fábio Pires Itturriet
Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR)
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Biomédica
(PPGEB), Curitiba, Paraná, BRA

Wemerson Delcio Parreira
Pontifícia Universidade Católica de Campinas
(PUC-Campinas), Escola Politécnica
Campinas, São Paulo, BRA

Renata Coelho Borges
Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR)
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Biomédica
(PPGEB), Curitiba, Paraná, BRA

ABSTRACT

This paper presents a Systematic Literature Review (SLR) on hybrid noise-reduction methods applied to electrocardiography (ECG) and photoplethysmography (PPG) signals, combining modal decomposition techniques with adaptive filtering. The review followed a structured PICOC-based protocol and analyzed 798 records retrieved from seven databases, resulting in 20 primary studies published between 2020 and 2025. The findings indicate a clear shift from classical approaches, such as Empirical Mode Decomposition (EMD), toward more robust variants — CEEMDAN, ICEEMDAN, VMD, and emerging techniques such as TVF-EMD, IMD and mDMD — which mitigate mode mixing and offer improved stability for nonlinear and non-stationary signals. Most studies focus on clinical and wearable scenarios, particularly targeting the suppression of motion artifacts, PLL, BW, EMG, and impulsive noise. Publicly available datasets (MIT-BIH, NSTDB, PTB, fECG Challenge) are widely used, often complemented by proprietary acquisitions. Common performance metrics include SNR, MSE/RMSE, PRD, and correlation coefficients, with hybrid approaches frequently reporting significant improvements in SNR. Despite these advances, challenges remain, including an overreliance on synthetic noise, limited validation in continuous real-world conditions, and the lack of standardized metrics. Overall, hybrid architectures emerge as a promising and rapidly evolving strategy, especially for wearable applications and high-interference physiological monitoring.

KEYWORDS

Modal Decomposition; Adaptive Filtering; ECG/PPG Denoising; Wearable Systems

1 INTRODUÇÃO

Os sinais fisiológicos, como o eletrocardiograma (ECG) e o fotopletismograma (PPG), são pilares do monitoramento cardiovascular moderno, sustentando desde o acompanhamento contínuo até o diagnóstico em tempo real em ambientes clínicos, ambulatoriais e vestíveis [1]. A utilidade desses sinais, porém, depende diretamente de sua qualidade. Na prática, ECG e PPG são altamente suscetíveis a uma variedade de ruídos e artefatos que podem distorcer componentes morfológicos essenciais e comprometer algoritmos de detecção, estimativa de parâmetros e interpretação clínica [2, 3].

Os métodos tradicionais de filtragem linear, incluindo transformadas tempo-frequência (*wavelets*) são os mais comumente usados nesse tipo de aplicação [4, 5]. No entanto, apresentam limitações quando o sinal contém componentes não lineares e não estacionárias, características típicas dos sinais biomédicos reais. Nesse contexto, técnicas de decomposição modal, como a *Empirical Mode Decomposition* (EMD), *Variational Mode Decomposition* (VMD) e suas variantes, tornaram-se alternativas relevantes por permitirem a extração de modos oscilatórios intrínsecos que representam diferentes escalas tempo-frequência do sinal [6–8].

Em paralelo, embora amplamente consolidados em áreas como telecomunicações, radar e controle, os filtros adaptativos tiveram adoção mais restrita na bioengenharia, sobretudo devido à necessidade de um canal de referência e à sensibilidade a variações abruptas do ruído. Nos últimos anos, contudo, o crescimento das aplicações *wearable*, que demandam algoritmos leves, de baixa latência e baixo consumo computacional, reacendeu o interesse por métodos adaptativos [9, 10]. Essa retomada foi reforçada pela possibilidade de decompor o sinal em modos com diferentes conteúdos espectrais, permitindo a identificação e recombinação de componentes predominantemente ruidosos. Esses modos podem então servir como sinais de referência derivados do próprio sinal, superando a limitação clássica dos filtros adaptativos, a necessidade de um canal de referência externo, abrindo caminho para arquiteturas híbridas mais robustas [11, 12].

Apesar do avanço desses métodos híbridos, a literatura apresenta grande heterogeneidade quanto à escolha da técnica de decomposição, ao número de modos retidos, ao desenho da *pipeline*, às métricas de avaliação e às bases de dados utilizadas. Diante desse cenário, esta Revisão Sistemática da Literatura (RSL) tem como objetivo mapear e analisar criticamente as estratégias de redução de ruído em ECG e PPG que empregam decomposição modal e filtragem adaptativa, identificando tendências, desafios, lacunas e oportunidades de pesquisa.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Esta seção apresenta os conceitos fundamentais necessários para compreender os métodos analisados nesta revisão, incluindo a caracterização dos sinais de ECG e PPG e os princípios das técnicas de decomposição modal empregadas na literatura recente.

2.1 Sinais de ECG e PPG

O ECG é um sinal eletrofisiológico que representa a atividade elétrica do coração, formado por componentes morfológicos característicos, ondas P, complexo QRS e onda T, cuja integridade é essencial para tarefas de diagnóstico, detecção de arritmias e estimação de variabilidade da frequência cardíaca [12]. Já o PPG é um sinal óptico que reflete alterações cíclicas no volume sanguíneo periférico, sendo amplamente utilizado em dispositivos vestíveis para estimativas de frequência cardíaca, respiração e saturação periférica de oxigênio (SpO_2). Apesar de suas diferenças fisiológicas, ambos os sinais compartilham vulnerabilidades similares a ruídos e artefatos externos [13].

2.1.1 Principais fontes de ruído em ECG e PPG. Os sinais de ECG e PPG são notoriamente suscetíveis a diferentes tipos de interferências [3]. Entre as mais comuns destacam-se: *baseline wander* (BW), geralmente associado a movimentos respiratórios ou variações no contato eletrodo-pele; artefatos musculares, que introduzem componentes de alta frequência; interferência de rede elétrica (*power-line interference* - PLI); artefatos de movimento, amplamente presentes em cenários ambulatoriais e vestíveis, resultando em distorções severas; e ruídos impulsivos ou transitórios, típicos de situações clínicas específicas, como eletrocirurgia ou registros fetais. A presença desses artefatos compromete diretamente a extração de parâmetros fisiológicos, afetando a confiabilidade de algoritmos automatizados de detecção e classificação de batimentos e anomalias cardíacas.

2.2 Técnicas de decomposição modal

A decomposição modal desempenha um papel central no processamento de sinais biomédicos, pois oferece uma estrutura matemática capaz de representar sinais não lineares e não estacionários em componentes oscilatórios elementares [14]. Em contraste com transformadas tradicionais, como Fourier ou *wavelets*, que utilizam bases pré-definidas, as técnicas de decomposição modal extraem modos diretamente dos dados, adaptando-se às características específicas do sinal fisiológico.

2.2.1 Empirical Mode Decomposition (EMD) e suas variantes.

A EMD é um algoritmo iterativo que separa o sinal em *Intrinsic Mode Functions* (IMFs), cada uma representando uma banda oscilatória elementar. A EMD executa sucessivas operações de interpolação e subtração, denominadas *sifting*, até que cada IMF satisfaça dois critérios: número igual (ou com diferença menor ou igual a um) de máximos e mínimos, e número de cruzamentos por zero compatível com a natureza monocomponente do modo.

Apesar de sua versatilidade, a EMD apresenta limitações importantes, entre elas o *mode mixing*, que ocorre quando um único IMF reúne componentes de frequência muito distintas ou quando uma mesma frequência aparece fragmentada em vários IMFs. Soma-se a isso a dependência de envelope, que pode gerar instabilidades devido ao uso de *splines* na interpolação, bem como a sensibilidade a ruídos impulsivos, que favorece artefatos e intensifica efeitos de borda.

Para mitigar essas limitações, foram desenvolvidas variantes *noise-assisted*, que introduzem ruído branco de forma controlada na decomposição. O *Ensemble EMD* (EEMD) realiza múltiplas decomposições com ruído e obtém IMFs médios. O *Complete Ensemble*

EMD with Adaptive Noise (CEEMDAN) gera IMFs mais estáveis e reduz de maneira mais eficaz o *mode mixing*. Já o *Improved CEEMDAN* (ICEEMDAN) refina o processo, assegurando maior consistência matemática entre as iterações.

Essas variantes exploram o fato de que ruído branco preenche uniformemente o espaço tempo-frequência, estabilizando a separação entre modos. Em ECG e PPG, isso resulta em extração mais confiável de componentes fisiológicos (complexo QRS, pulsos periféricos) e melhor isolamento de artefatos, como BW, EMG e artefatos de movimento.

2.2.2 Variational Mode Decomposition (VMD).

Diferentemente da EMD, a VMD adota um framework matemático mais rigoroso. A VMD formula a decomposição como um problema de minimização variacional, no qual cada modo é modelado como um sinal de banda limitada em torno de uma frequência central estimada iterativamente. Em essência, a VMD busca o conjunto de modos que minimiza a soma das larguras de banda, sujeita à reconstrução do sinal.

Entre as principais vantagens da VMD, destacam-se o controle explícito sobre a largura de banda de cada modo, a menor sensibilidade a ruídos estruturados, como PLI e EMG, e a ausência de operações de interpolação, o que elimina efeitos de borda. Além disso, a técnica realiza a extração simultânea, e não sequencial, dos modos, resultando em uma decomposição mais estável e com menor incidência de *mode mixing*.

O desempenho da VMD depende fortemente da escolha do número de modos K e do parâmetro de regularização α . Estudos recentes incorporam algoritmos metaheurísticos, como PSO, IWOA e Jaya, para otimizar automaticamente esses parâmetros e maximizar a qualidade da decomposição.

2.2.3 Métodos emergentes.

Diversas abordagens de nova geração expandem o conceito de decomposição modal, oferecendo alternativas mais estáveis e matematicamente estruturadas. A TVF-EMD (*Time-Varying Filter EMD*) incorpora filtragem adaptativa ao processo de *sifting* [15, 16], enquanto a IMD (*Impulsive Mode Decomposition*) é otimizada para a extração de componentes impulsivos, como picos fetais [15]. A GSMD (*Group Sampled Mode Decomposition*) realiza a decomposição com base em agrupamento amostral, reduzindo a necessidade de sensores auxiliares [17]. Já as extensões mDMD e Tensor DMD ampliam a decomposição modal para representações multivariadas, permitindo processar sinais como ECG, PPG ou SCG de forma conjunta. Em conjunto, esses métodos buscam maior estabilidade temporal, menor custo computacional e maior robustez a ruídos não gaussianos e artefatos complexos, aspectos particularmente relevantes em aplicações vestíveis.

2.3 Filtragem adaptativa

A filtragem adaptativa é amplamente empregada em cenários nos quais tanto o ruído quanto as características do sinal variam ao longo do tempo [18]. O *Least Mean Squares* (LMS) e suas variantes normalizadas (NLMS) realizam atualizações iterativas dos coeficientes do filtro com baixa complexidade computacional, sendo adequados para aplicações em tempo real. Por outro lado, o *Recursive Least Squares* (RLS) oferece convergência mais rápida e

melhor desempenho em condições desafiadoras, ao custo de maior complexidade computacional. Em sinais biológicos, o uso de sensores auxiliares, como acelerômetros em sistemas vestíveis, permite empregar filtragem adaptativa em arquiteturas de cancelamento ativo de ruído (ANC), aprimorando a supressão de artefatos de movimento.

2.4 Arquiteturas híbridas baseadas em decomposição modal e filtragem adaptativa

A integração entre decomposição modal e filtragem adaptativa constitui o foco central desta revisão. Nessas arquiteturas, a decomposição é utilizada para isolar modos associados ao ruído ou para gerar referências sintéticas adequadas à filtragem adaptativa. Posteriormente, filtros LMS, NLMS ou RLS refinam o sinal reconstruído, ajustando-se dinamicamente às variações temporais dos artefatos. Essa abordagem híbrida combina a capacidade da decomposição modal de capturar estruturas não lineares com a adaptabilidade dos filtros, resultando em pipelines mais robustos, especialmente em ambientes vestíveis, ambulatoriais e clínicos de alta interferência.

3 METODOLOGIA

Para embasar a escolha das técnicas de decomposição modal e filtragem adaptativa aplicadas aos sinais de ECG e PPG, foi realizada uma Revisão Sistemática da Literatura (RSL). A RSL tem como objetivo identificar, analisar e sintetizar estudos existentes, proporcionando uma visão abrangente dos avanços, desafios e lacunas na aplicação dessas técnicas em sinais biomédicos.

A metodologia da RSL seguiu as diretrizes estabelecidas por Kitchenham [19] e consistiu nas seguintes etapas: (i) **Planejamento**: fase dedicada à identificação da necessidade da revisão e ao desenvolvimento do protocolo de pesquisa; (ii) **Condução**: etapa de identificação da pesquisa, seleção de estudos primários relevantes, avaliação de qualidade e extração de dados; e (iii) **Relatório**: consiste na escrita e validação do documento final para a comunicação dos resultados à comunidade científica.

3.1 Planejamento

Na fase de planejamento foi desenvolvido o protocolo de pesquisa, que inclui as seguintes etapas essenciais: (i) definição do objetivo geral, (ii) especificação da estratégia PICOC, (iii) formulação das questões de pesquisa, (iv) identificação de palavras-chave e sinônimos, e (v) definição das bases de dados, operadores *booleanos*, e critérios de inclusão e exclusão. O objetivo geral desta RSL foi definido como: “Mapear e analisar métodos de redução de ruído em sinais de ECG e PPG que combinem técnicas de decomposição modal (EMD, VMD e suas variantes) com algoritmos de filtragem adaptativa.”

Para garantir a consistência e a relevância dos termos de busca, utilizou-se a estratégia PICOC (*Population, Intervention, Comparison, Outcome, Context*), que fornece uma estrutura clara para alinhar o problema de pesquisa aos critérios de inclusão e exclusão. A aplicação prática dessa estratégia permitiu delimitar as fronteiras da pesquisa. Os termos e definições exatas utilizados para cada componente do acrônimo estão estruturados na Tabela 1.

Uma vez definido o escopo do estudo, foram estabelecidas as Questões de Pesquisa (QP), que orientam a análise crítica dos dados

Tabela 1: Descrição da estratégica PICOC.

Ac.	Definição	Descrição
P	<i>Population</i>	Sinais de Eletrocardiograma (ECG) e/ou Fotopletismograma (PPG).
I	<i>Intervention</i>	Técnicas de decomposição de sinais (EMD, VMD, CEEMDAN, etc.) combinada com filtragem adaptativa (LMS, RLS) algorithms (LMS, NLMS, RLS, etc.).
C	<i>Comparison</i>	Processamento de sinais convencional (Filtros digitais FIR ^a /IIR ^b).
O	<i>Outcomes</i>	Aumento da qualidade do sinal avaliada por métricas quantitativas (SNR ^c , MSE ^d , RMSE ^e , etc) ou indicadores clínicos.
C	<i>Context</i>	Processamento digital de sinais biomédicos focados em aquisição não invasiva (ambientes clínicos e dispositivos <i>wearables</i>).

^a Finite Impulse Response.

^b Infinite Impulse Response.

^c Signal to Noise Ratio

^d Mean Squared Error.

^e Root Mean Squared Error.

e as diretrizes investigativas do trabalho. Desenvolvidas com base nos objetivos do estudo, essas questões são essenciais para orientar a coleta e a interpretação dos dados de forma coerente e focada. A Tabela 2 apresenta as perguntas norteadoras que o trabalho busca responder, organizadas pelos temas centrais da pesquisa. Elas servem como pilares para a estruturação da análise e para a elaboração das conclusões, sendo que cada questão será abordada ao longo do estudo para fornecer respostas fundamentadas que alinham os dados obtidos aos objetivos propostos.

Tabela 2: Perguntas de pesquisa definidas para a revisão de literatura.

ID	Pergunta de Pesquisa
QP1	Quais técnicas de decomposição modal (e suas variantes) têm sido aplicadas à redução de ruído em sinais de ECG e PPG?
QP2	Quais tipos de ruído e cenários de aplicação (clínicos, ambulatoriais ou <i>wearables</i>) são tratados por essas técnicas?
QP3	Quais bases de dados são utilizadas para validação e como são configurados os experimentos para garantir a robustez dos resultados?
QP4	Quais métricas de desempenho são utilizadas para avaliar os métodos e quais são os resultados quantitativos reportados na literatura?

Dando sequência à estruturação do protocolo, foi realizado um levantamento dos termos técnicos e das variantes linguísticas predominantes na literatura internacional, com o objetivo de garantir uma busca eficiente e abrangente nas bases de dados. Essa etapa foi fundamental para a definição precisa das palavras-chave que

permitiram rastrear estudos relevantes, considerando as diferentes formas de expressão empregadas nas publicações sobre o tema. A síntese desses termos, combinada com operadores booleanos (AND, OR), resultou na estratégia de busca definitiva, priorizando as palavras-chave de maior relevância técnica previamente mapeadas. A expressão final utilizada foi:

“empirical mode decomposition” OR EMD OR CEEMDAN* OR MEMD* OR “variational mode decomposition” OR VMD*) AND (ECG OR EKG OR PPG OR photoplethysmograph*) AND (“adaptive filter” OR LMS OR NLMS OR RLS) AND (denois* OR “noise reduction” OR filtering)*

Definiu-se também o conjunto de bases a serem consultadas, apresentado na Tabela 3, bem como os critérios de seleção adotados. Foram estabelecidos dois tipos de critérios: (i) Critérios de Elegibilidade, que incluíram publicações entre 2020 e 2025, em inglês ou português, excluindo literatura cinzenta e *short papers*; e (ii) Critérios de Conteúdo, que contemplaram trabalhos que apresentassem métodos de redução de ruído aplicados a ECG e/ou PPG utilizando decomposição por modos (EMD, VMD, CEEMDAN ou variantes) combinada com filtros adaptativos (LMS, NLMS, RLS). Foram desconsiderados estudos que utilizassem apenas técnicas convencionais de filtragem ou que aplicassem os métodos de forma isolada.

Tabela 3: Bases de dados.

Ordem	Questão
ACM Digital	http://dl.acm.org/
Engineering Village	https://engineeringvillage.com/
IEEE Xplore	http://ieeexplore.ieee.org/
PubMed	http://ncbi.nlm.nih.gov/pubmed
ScienceDirect	http://sciencedirect.com/
Springer	https://www.springer.com/
Web of Science	https://webofknowledge.com/

3.2 Condução da RSL

A revisão sistemática foi conduzida conforme o protocolo previamente definido. Para viabilizar a análise do volume de dados recuperado, utilizou-se a ferramenta Parsifal como suporte nas fases de identificação e triagem, permitindo o processamento sistemático dos 798 registros iniciais, a aplicação eficiente dos critérios de exclusão e a organização dos dados bibliográficos. Após quatro etapas de refinamento, representadas visualmente na Figura 1 e detalhadas na sequência, a amostra foi reduzida a 20 estudos considerados mais relevantes para responder às questões de pesquisa.

A. Etapa de Identificação. Inicialmente, na fase de identificação, a *string* de busca foi aplicada às sete bases de dados, apresentadas na Tabela 3, com ajustes realizados conforme as particularidades de cada plataforma. No PubMed, foram feitas adaptações de campos e sinônimos para ampliar a recuperação de registros relevantes; no ScienceDirect, optou-se pela compactação dos operadores *booleanos*, de modo a contornar as restrições de tamanho impostas às expressões de pesquisa.

A análise quantitativa, ilustrada na Figura 2, revelou uma predominância de registros provenientes do ScienceDirect (27,7%). Esse

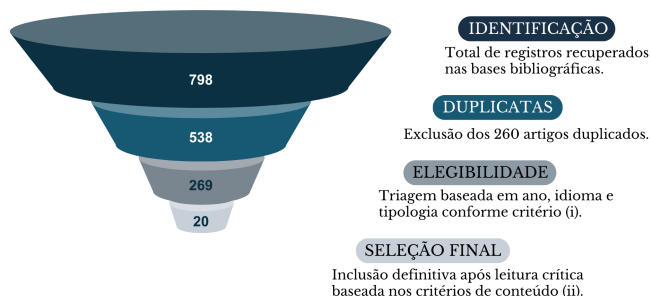


Figura 1: Fluxograma do processo de seleção dos estudos, detalhando as etapas de identificação, triagem e elegibilidade.

desempenho se explica pela amplitude do portfólio da Elsevier, o que torna dispensável a busca redundante na base de indexação do Scopus. As bibliotecas digitais Springer e ACM Digital Library contribuíram, individualmente, com aproximadamente 20% das publicações identificadas. Em contraste, o PubMed apresentou a menor recuperação, com apenas dez resultados.

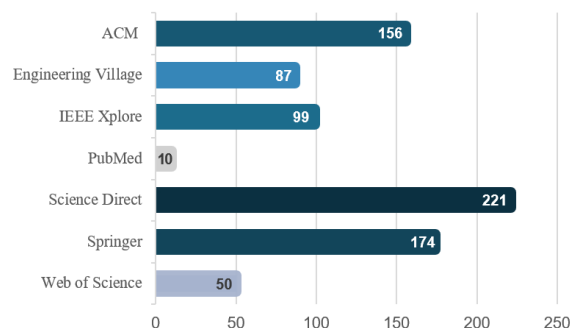


Figura 2: Distribuição quantitativa dos artigos identificados por base de dados.

B. Etapa de Duplicatas. Devido à sobreposição de registros entre as bases indexadas, o processamento inicial no Parsifal identificou 260 duplicatas, equivalentes a 32,6% do total inicial. A remoção automática desses registros consolidou 538 trabalhos únicos para as fases de triagem subsequentes.

C. Etapa de Elegibilidade. Nesta fase, foram aplicados os critérios de elegibilidade definidos no protocolo, com o objetivo de refinar a amostra selecionada. Inicialmente, o critério temporal abrangia a última década (2015-2025), com o intuito de observar a tendência temporal do tema (Figura 3). Essa análise evidenciou um crescimento expressivo da produção científica: em 2015, apenas 16 estudos foram publicados, enquanto, em 2024, o número chegou a 100, além de quatro artigos datados de 2026, já aceitos para publicação. A partir desse panorama, foi estabelecido o recorte 2020-2026, resultando na exclusão de 114 artigos fora do intervalo temporal definido.

Na etapa seguinte, o conjunto passou por filtros de tipologia e qualidade documental. A inconsistência no preenchimento automático de metadados pela ferramenta Parsifal resultou em registros sem informações completas de idioma ou extensão. Após

essa verificação, o processo de triagem removeu dois artigos indisponíveis em inglês ou português e oito trabalhos classificados como *short studies* (menos de cinco páginas), assegurando a seleção de estudos com maior robustez metodológica.

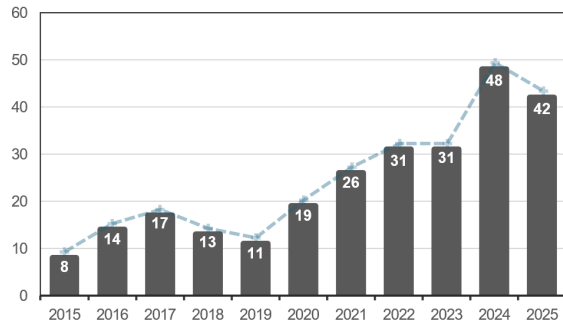


Figura 3: Evolução temporal das publicações sobre o tema (2015-2025).

Adicionalmente, o processo de triagem assegurou a qualidade da evidência científica por meio da exclusão de 145 registros provenientes de *grey literature* e de estudos secundários. A utilização de termos de exclusão — *review, survey, abstract, arXiv e conference proceedings* — permitiu identificar e remover publicações que não se enquadravam como artigos primários revisados por pares. A aplicação conjunta desses critérios eliminou 269 publicações, correspondendo a 50% dos registros únicos.

D. Etapa de Seleção Final. Na última etapa de seleção, foi feita a leitura analítica dos títulos e resumos dos 269 artigos remanescentes, aplicando os Critérios de Conteúdo definidos no protocolo metodológico. A análise qualitativa motivou a exclusão majoritária de 170 publicações (63,2%) consideradas fora do escopo. Este grupo englobou estudos puramente teóricos ou aplicados a outras modalidades de processamento de sinais, que não implementavam técnicas experimentais de redução de ruído.

Paralelamente, foram desconsiderados os trabalhos que não utilizassem sinais de ECG ou PPG como objeto principal ou métodos de redução de ruído por meio de outras técnicas, como o aprendizado de máquina. Além disso, a exigência da hibridização metodológica proposta foi determinante para o refinamento técnico: 79 estudos adicionais foram removidos por aplicarem as técnicas de forma isolada, sem integração entre as abordagens. Deste total, 47 artigos utilizavam filtragem adaptativa como método principal, mas careciam da etapa de decomposição modal; 28 apresentavam apenas decomposição modal (como EMD ou VMD), sem integração com algoritmos adaptativos; e 4 estudos empregavam ambos os métodos, porém de forma isolada, carecendo do caráter híbrido exigido. Dessa forma, foram mantidos apenas os estudos que atenderam integralmente a dois requisitos centrais: (i) utilização explícita de sinais de ECG e/ou PPG como base experimental; e (ii) redução de ruído aplicando método combinando de técnicas de decomposição modal e filtros adaptativos.

A triagem final resultou na exclusão de 249 artigos, restando 20 estudos para leitura completa e extração de dados. A taxa de

rejeição global de 97,49% (778/798) é coerente com o padrão de revisões sistemáticas em áreas técnicas especializadas, refletindo a elevada especificidade dos critérios de inclusão adotados.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

A análise dos 20 artigos selecionados permitiu mapear o panorama metodológico das técnicas híbridas empregadas na redução de ruído em sinais biomédicos. Com o conjunto final de estudos definido, a discussão dos achados segue a organização das perguntas de pesquisa, assegurando uma análise alinhada aos objetivos da revisão. As subseções a seguir apresentam cada pergunta e os respectivos resultados obtidos.

QP1 - Quais técnicas de decomposição modal (e suas variantes) têm sido aplicadas à redução de ruído em sinais de ECG e PPG?. Dez estratégias distintas foram aplicadas ao pré-processamento dos sinais. A maior parte ($n=18$) dos métodos concentra-se em duas famílias principais de decomposição modal: a família EMD e suas variantes *noise-assisted*, e a VMD com suas derivações otimizadas. Além dessas abordagens, métodos emergentes como IMD e mDMD aparecem em aplicações específicas que exigem extração precisa de componentes impulsivos ou multivariados.

Os dados indicam que a VMD clássica permanece como a técnica predominante, fundamentando 25% dos estudos ($n=5$). Na sequência, aparecem a EMD e a CEEMDAN com a mesma recorrência ($n=4$), e posteriormente a EEMD ($n=3$). Ressalta-se, ainda, que um estudo explorou ambas as técnicas, realizando uma análise comparativa entre EMD e VMD na composição da arquitetura híbrida. O restante do *corpus* ($n=6$) distribuiu-se entre técnicas mais modernas ou híbridas, tais como TVF-EMD e ICEEMDAN. Esses dados evidenciam que, embora o método clássico (EMD) seja amplamente adotado, há uma tendência clara de diversificação em direção a algoritmos com mecanismos adaptativos de ruído aprimorados.

A EMD é amplamente utilizada devido à sua capacidade de lidar com sinais não estacionários e não lineares. No entanto, sua vulnerabilidade ao *mode mixing* motivou o surgimento de variantes *noise-assisted* (EEMD, CEEMDAN, ICEEMDAN), que introduzem ruído controlado durante o processo de *sifting* [14]. O modo *mode mixing* resulta em componentes (IMFs) que não representam corretamente as diferentes escalas ou frequências do sinal [20]. Isso pode levar a uma decomposição imprecisa, especialmente em sinais com características complexas como os de ECG e PPG.

EEMD e CEEMDAN são recorrentes em estudos de ECG, demonstrando reconstrução mais precisa e menor distorção morfológica. Métodos clássicos como os de Bhattacharya et al. [21], Bodile and Rao [22], Kumar et al. [23] e Kumarappan et al. [24] utilizam EMD para separar componentes fisiológicos de artefatos, como BW, EMG, PLI ou movimentos corporais, frequentemente integrando filtros adaptativos (LMS, RLS, NLMS ou Wiener/Kalman). As variantes *noise-assisted*, em particular EEMD, evoluem esse panorama ao reduzir *mode mixing* e aprimorar a consistência dos IMFs extraídos. Roy et al. [25] demonstra que EEMD permite extrair respiração derivada de PPG e rastrear frequência respiratória com precisão quase perfeita mesmo sob a influência de artefatos de movimento, enquanto Saranya and Jaya [26] utiliza EEMD combinado a técnicas de Local Means para recuperar ECG contaminado por ruídos reais e simulados, alcançando altos valores de SNRimp e preservação

morfológica em P, QRS e T. Os três estudos convergem ao demonstrar que EEMD produz decomposições mais estáveis e adequadas a pipelines híbridos, embora a etapa de reconstrução permaneça computacionalmente intensiva, limitando aplicações estritamente em tempo real.

A família CEEMDAN aparece como um refinamento ainda mais robusto. Bensafia et al. [27] aplica CEEMDAN + NLMS durante cirurgias reais para remover artefatos eletrocirúrgicos, alcançando melhorias de SNR superiores a 7 dB e permitindo diagnóstico contínuo em ambiente crítico. Saleem et al. [28] explora CEEMDAN para lidar simultaneamente com ruído gaussiano e artefatos impulsivos, integrando filtragem SDRM-ADF, obtendo RMSE extremamente baixo nos bancos MIT-BIH e bancos sintéticos. Em cenários mais específicos, Barnova et al. [29] integra CEEMDAN a ICA-FTF para extração de fECG, enquanto Zhang et al. [11] aplica CEEMDAN-MPE para gerar referências sintéticas em pulsos PPG, permitindo filtragem adaptativa eficiente de motion artifacts e correlação elevada na estimativa de SpO₂.

Os métodos baseados em ICEEMDAN, representados por Bodile and Rao [30], demonstram que a introdução de ruído controlado em cada etapa do ensemble produz modos ainda mais estáveis, possibilitando ganhos de SNR superiores aos obtidos com EEMD/CEEMDAN em cenários críticos envolvendo ruídos combinados (PLI + BW + EMG). A combinação ICEEMDAN + ANC otimizado por Jaya destaca-se por ser robusta em ambientes não gaussianos e por produzir decomposições de boa qualidade mesmo quando a energia do ruído supera a do sinal.

A segunda família dominante é a VMD, presente nos trabalhos de Dhas et al. [31], Ma et al. [32], Zhang et al. [12] e Zhao et al. [33], além da abordagem híbrida de Talukdar et al. [34]. Em aplicações de ECG clínico, VMD combinado a filtros RLS ou ACWD-RLS demonstra excelente capacidade de separar modos associados a PLI, EMG, eletrodos soltos e BW, alcançando restauração precisa de ondas P e T mesmo em baixas SNRs (Dhas; Zhang). Em aplicações vestíveis, Ma et al. [32] demonstra que a integração de sensores inerciais com VMD e filtros baseados em partículas (VLMPPF) oferece grande vantagem em condições dinâmicas. [33] supera a limitação estrutural do VMD, a necessidade de escolher previamente o número de modos, ao otimizar K e α via IWOA e integrar BNLMs, obtendo desempenho superior em SNR e preservação morfológica. Finalmente, Talukdar et al. [34] mostra que a decomposição modal aplicada ao sinal de acelerômetro (via EMD ou VMD) melhora significativamente o ANC para PPG, permitindo a extração mais estável da frequência cardíaca em movimento.

As técnicas emergentes ampliam o espectro metodológico ao explorar propriedades estruturais específicas dos sinais biomédicos. O IMD, proposto por Hou et al. [35], é especialmente eficaz na extração de modos impulsivos, como pulsos fetais ou maternos, superando VMD e EWT quando componentes impulsivos constituem a estrutura fundamental do sinal. A técnica mDMD de Chakrabarty and Ahmad [36] expande a decomposição modal para o domínio multivariado e tensores, alcançando métricas de desempenho excepcionais em ECG ruidoso e superando métodos modernos de *deep learning* em SNR, PSNR e SDR. Por fim, as variantes TVF-EMD, apresentadas por Awelisah et al. [15] e Lin et al. [16], incorporam filtragem adaptativa diretamente no processo de decomposição,

mitigando *mode mixing*, instabilidades de interpolação e *end effects*, oferecendo maior estabilidade matemática e eficiência para processamento real-time em PPG, ECG e SCG.

QP2 - Quais tipos de ruído e cenários de aplicação (clínicos, ambulatórios ou wearables) são tratados por essas técnicas? Os 20 estudos incluídos nesta revisão abrangem predominantemente sinais de ECG, com presença moderada de trabalhos em PPG e alguns estudos com sinais SCG. Os cenários de aplicação variam entre monitoramento wearable [12, 21, 32, 34], ambientes clínicos ou hospitalares [12, 15, 23–25, 27, 29, 31, 35] e experimentos controlados em laboratório ou com dados simulados [16, 22, 22, 28, 33, 36]. A diversidade de ruídos tratados reflete essa heterogeneidade: *motion artifacts* aparecem como o tipo de ruído mais frequente, particularmente em aplicações vestíveis e em estudos com PPG [11, 21, 25, 32–34], enquanto *baseline wander* e interferência de rede (PLI) são amplamente investigados em trabalhos com ECG [12, 22–24, 28, 30, 31, 33]. Artefatos musculares e ruídos eletromagnéticos surgem em trabalhos que simulam situações clínicas mais realistas [12, 23, 24, 26, 30, 31, 33, 36]. Algumas aplicações lidam com ruídos altamente específicos, como os artefatos eletrocirúrgicos encontrados em ambiente intraoperatório [27], artefatos impulsivos ou ectópicos [28, 35], ou ainda a sobreposição mECG–fECG em estudos de eletrocardiografia fetal [29, 35]. Em vários artigos, ruídos sintéticos, como AWGN, ruído colorido ou combinações artificiais, são adicionados para avaliação controlada [12, 23, 26, 28].

QP3 - Quais bases de dados são utilizadas para validação e como são configurados os experimentos para garantir a robustez dos resultados. Em relação às bases de dados utilizadas, observa-se forte dependência de conjuntos públicos consolidados, principalmente o MIT-BIH Arrhythmia Database [22–24, 26, 28, 30, 33] e o *Noise Stress Test Database* (NSTDB), empregado para adicionar ruídos realistas [26, 31, 33]. Outros bancos da PhysioNet — incluindo PTB, MIMIC/BIDMC e datasets desafiadores específicos como o fECG Challenge 2013 — são usados em estudos cujo foco envolve cardiologia fetal, extração respiratória ou classificação de anomalias [12, 25, 26, 29, 35]. Em trabalhos com PPG, são comuns tanto coletas próprias quanto bases públicas de sinais fotopletiomográficos de movimento ou exercício [11]. De forma geral, cerca de metade dos estudos complementa dados públicos com coletas originais, frequentemente em wearables experimentais [11, 21, 32, 34], ambientes clínicos reais [15, 25, 27] ou protocolos laboratoriais controlados [16, 28]. Muitos artigos realizam validação com multi-SNR, variando condições de ruído para demonstrar robustez [12, 23, 24, 26, 28, 30, 31, 33]. Também são frequentes comparações sistemáticas com filtros clássicos (LMS, RLS, wavelet, VMD, EMD) e análises complementares em métricas derivadas, como a acurácia de detecção de picos, HR/HRV ou desempenho na classificação de anomalias [24, 26, 31–33].

De maneira geral, a literatura recente combina abordagens tradicionais de supressão de ruído, baseadas em sinais públicos e ruídos sintéticos, com aplicações emergentes em wearables e cenários clínicos específicos. Entretanto, há lacunas comuns, como número reduzido de participantes nas coletas próprias, forte dependência de ruído artificial e ausência de validação em condições de uso contínuo. Mesmo assim, a amostra evidencia uma tendência clara em direção a métodos capazes de lidar com artefatos não-estacionários

complexos, especialmente *motion artifacts* em aplicações vestíveis e interferências características do ambiente clínico, como EMG e artefatos eletrocirúrgicos.

QP4 - Quais métricas de desempenho são utilizadas para avaliar os métodos e quais são os resultados quantitativos reportados na literatura? A análise dos 20 estudos revela um conjunto relativamente padronizado de métricas empregadas na avaliação da redução de ruído em sinais de ECG e PPG, com destaque para indicadores numéricos de qualidade do sinal e métricas morfológicas que avaliam impacto diagnóstico. Embora haja diversidade metodológica entre as arquiteturas híbridas, a quantificação dos resultados segue padrões bastante consistentes.

A métrica mais recorrente é a Relação Sinal-Ruído (SNR), utilizada em 75% dos estudos ($n=18$). Seu predomínio decorre da capacidade de resumir o desempenho global do processo de denoising e permitir comparação direta entre métodos clássicos (LMS, RLS, wavelets) e técnicas baseadas em decomposição modal (EMD, CEEMDAN, VMD). Em muitos casos, o SNR_{imp} (ganho de SNR) é adotado como medida primária, especialmente quando o sinal de referência não está disponível — cenário comum em estudos com dados reais. Trabalhos como Bensafia et al. [27], Saleem et al. [28], Bodile and Rao [30] reportam ganhos superiores a 6–10 dB, evidenciando a efetividade das variantes *noise-assisted* e de arquiteturas híbridas CEEMDAN + filtros adaptativos.

A segunda métrica mais empregada é o Erro Quadrático Médio (MSE/RMSE), presente em 50% dos artigos ($n=12$). Essas métricas são particularmente relevantes em sinais de ECG, nos quais pequenos desvios morfológicos em ondas P, QRS ou T podem resultar em classificações incorretas durante etapas posteriores de análise. Estudos como Saranya and Jaya [26] e Saleem et al. [28] relatam reduções substanciais no RMSE após decomposição modal, indicando reconstruções de alta fidelidade mesmo sob ruídos combinados (BW + PLI + EMG). Em técnicas baseadas em decomposição adaptativa, como ICEEMDAN ou VMD otimizado, o RMSE tende a permanecer baixo mesmo em níveis severos de contaminação, sugerindo maior estabilidade espectral.

Métricas morfológicas, como o Coeficiente de Correlação (CC) e o Percentual de Distorção Relativa (PRD), aparecem em aproximadamente 25% dos estudos ($n=6$). O CC é amplamente utilizado para avaliar preservação de formas de onda, sendo essencial quando o objetivo final envolve diagnóstico, detecção de picos ou estimação de parâmetros fisiológicos. Trabalhos como Roy et al. [25] e Zhang et al. [11] demonstram correlações acima de 0.95 em PPG e ECG ruídos, reforçando a importância das variantes *noise assisted* quando se busca manter a integridade da morfologia cardíaca.

Além disso, algumas pesquisas incorporam métricas funcionais especializadas, como acurácia de detecção de QRS, erro absoluto médio na frequência cardíaca (MAE-HR), fidelidade na estimação de parâmetros respiratórios ou taxas de classificação para algoritmos de aprendizado de máquina. Abordagens recentes, como a de Chakrabarty and Ahmad [36], mostram que a decomposição modal pode melhorar significativamente o desempenho de classificadores e estimadores de parâmetros, reduzindo erros de HRV e aumentando a precisão de modelos de *deep learning*.

Do ponto de vista crítico, observa-se que quase todos os estudos utilizam métricas que avaliam qualidade do sinal após a filtragem, mas poucos quantificam robustez, como sensibilidade a

hiperparâmetros, estabilidade temporal ou desempenho em uso contínuo — especialmente importante em aplicações vestíveis. Além disso, a predominância de validação em sinais sintéticos ou bancos clássicos limita a capacidade de inferência clínica. Em alguns casos, valores elevados de SNR_{imp} ocorrem à custa de super-suavização, o que não é detectado por métricas globais, mas aparece nas avaliações morfológicas.

Esses resultados reportados demonstram que métodos híbridos apresentam ganhos consistentes em SNR e RMSE, frequentemente superando abordagens tradicionais. Entretanto, a ausência de padronização em protocolos e métricas morfológicas dificulta comparações diretas e reforça a necessidade de diretrizes unificadas para avaliação quantitativa de algoritmos de supressão de ruído em sinais biomédicos.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Esta Revisão Sistemática da Literatura investigou o estado da arte das arquiteturas híbridas aplicadas à redução de ruído em sinais de ECG e PPG, consolidando evidências provenientes de 20 estudos primários. A síntese obtida revela um campo em rápida evolução, movido pela necessidade de técnicas mais robustas, capazes de operar em cenários reais — especialmente dispositivos *wearables*, monitoramento contínuo e ambientes clínicos ruidosos.

Os resultados mostram que o uso exclusivo de técnicas clássicas de decomposição modal, como a EMD, vem sendo progressivamente substituído por variantes aprimoradas. Embora a EMD ainda retenha uma parcela significativa da literatura (20%), observa-se uma migração para métodos mais robustos, com destaque para a VMD (25%) e a CEEMDAN (20%). Essas abordagens mitigam o *mode mixing*, aumentam a reprodutibilidade dos modos e possibilitam integração mais eficiente em pipelines híbridos. O crescimento de abordagens emergentes, como IMD, mDMD e TVF-EMD, indica uma tendência rumo a modelos matematicamente estruturados, com melhor adaptabilidade a ambientes não estacionários e maior compatibilidade com *deep learning*.

Quanto aos cenários de aplicação, os estudos demonstram que as técnicas híbridas já estão se deslocando de avaliações puramente laboratoriais para aplicações reais. A maior parte das propostas recentes aborda problemas característicos de sistemas vestíveis, como *motion artifacts*, instabilidades de contato e variações abruptas de amplitude. No ambiente clínico, desafios como PLI, EMG e artefatos eletrocirúrgicos são tratados de forma cada vez mais eficaz, sugerindo maturidade crescente dos métodos para uso em monitorização crítica.

Do ponto de vista metodológico, a análise mostrou que a robustez dos experimentos ainda depende fortemente de bancos de dados públicos, como MIT-BIH e NSTDB. Embora esses conjuntos sejam fundamentais para comparabilidade entre estudos, há evidente limitação no uso predominante de ruído artificial. Aproximadamente metade dos artigos combina bases públicas com coletas reais, mas geralmente com amostras pequenas e pouca diversidade demográfica. Esse aspecto indica uma lacuna importante rumo à validação em larga escala e à avaliação em condições típicas de uso contínuo — elemento essencial para a implementação em produtos biomédicos.

Em termos quantitativos, a revisão confirmou o SNR e o MSE como as métricas centrais — praticamente um padrão-ouro no

campo — complementadas por indicadores morfológicos (CC, PRD) e métricas funcionais como acurácia de detecção de picos ou desempenho em estimativas fisiológicas. A predominância dessas métricas reforça a necessidade de padronização e fomenta condições para avanços comparativos mais transparentes entre novos métodos.

Em síntese, esta revisão demonstra que as arquiteturas híbridas baseadas em decomposição modal e filtragem adaptativa constituem atualmente a estratégia mais promissora para redução de ruído em sinais biomédicos. Ainda assim, o campo enfrenta desafios importantes: (1) escassez de validações em uso real prolongado; (2) dependência de ruído artificial; (3) baixa uniformidade de métricas; e (4) falta de protocolos padronizados para integração com sistemas embarcados. Superar essas limitações exigirá esforços direcionados a estudos clínicos multicêntricos, criação de bancos de dados públicos mais representativos e desenvolvimento de modelos computacionalmente eficientes.

Diante desse cenário, as evidências compiladas nesta revisão fornecem uma base sólida para orientar futuras pesquisas e desenvolvimento tecnológico, especialmente em sistemas vestíveis de próxima geração e plataformas multissensoriais dedicadas à saúde digital.

REFERÊNCIAS

- [1] Khang Thanh Tran, Thao Nguyen Tran, Dang Nguyen Huynh, Nguyen Khoa Le, Cao Dang Le, Huu Xuan Mai, Quang Linh Huynh, and Trung Hau Nguyen. A Multimodal System for Comprehensive Cardiovascular Monitoring Using ECG, PCG, and PPG Signal Fusion. *Sensors*, 25(21):6708, 2025.
- [2] Elisa Mejía-Mejía and Panicos A Kyriacou. Effects of noise and filtering strategies on the extraction of pulse rate variability from photoplethysmograms. *Biomedical Signal Processing and Control*, 80:104291, 2023.
- [3] Shubhojeet Chatterjee, Rini Smita Thakur, Ram Narayan Yadav, Lalita Gupta, and Deepak Kumar Raghuvanshi. Review of noise removal techniques in ECG signals. *IET Signal Processing*, 14(9):569–590, 2020.
- [4] DIVYA SHENOY PURUSHOTHAMA and ANOOP KISHORE. A computational analysis of the effectiveness of fast fourier transform in denoising ecg signals. *Global & Stochastic Analysis*, 11(4), 2024.
- [5] Michał Kania, Małgorzata Fereniec, and Roman Maniewski. Wavelet denoising for multi-lead high resolution ecg signals. *Measurement science review*, 7(4):30–33, 2007.
- [6] Vibha Tiwari, Divya Jain, Deepak Sharma, Mohamed M Hassan, Fayez Althobaiti, Akshay Varkale, Mahmoud Ahmad Al-Khasawneh, and Ravi Kumar Tirandasu. An efficient sparse code shrinkage technique for ecg denoising using empirical mode decomposition. *Technology and Health Care*, page 09287329241302749, 2025.
- [7] De-Yan Lu, Jian-Jiun Ding, and Yu Tsao. Neural variational mode decomposition and its application for ecg denoising. In *ICASSP 2025-2025 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, pages 1–5. IEEE, 2025.
- [8] G Han, B Lin, and Z Xu. Electrocardiogram signal denoising based on empirical mode decomposition technique: an overview. *Journal of Instrumentation*, 12(03):P03010, 2017.
- [9] Madhava Rao Alla and Chandan Nayak. A robust ecg signal enhancement technique through optimally designed adaptive filters. *Biomedical Signal Processing and Control*, 95:106434, 2024.
- [10] Minerva Guadalupe Vázquez Domínguez, Juan Gerardo Ávalos Ochoa, Juan Carlos Sánchez García, and Brayans Becerra Luna. Spectral coherence as a method for evaluating adaptive filtering techniques in photoplethysmography. *IEEE Latin America Transactions*, 23(4):274–284, 2025.
- [11] Linjia Zhang, Xiaomin Yu, Huikai Xie, Jian Lin, and Zhengxian Wang. Removal of motion artifacts in ppg signals based on the ceemdan-mpe and vs_lms adaptive filter. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024.
- [12] Chenhua Zhang, Wenjie Chen, and Hongda Chen. Denoising for ecg signals based on vmd and rls. *Journal of Measurements in Engineering*, 13(1):185–204, 2025.
- [13] Andrea Ferlini, Alessandro Montanari, Chulhong Min, Hongwei Li, Ugo Sassi, and Fahim Kawsar. In-ear ppg for vital signs. *IEEE Pervasive Computing*, 21(1): 65–74, 2021.
- [14] Eric Deléché, Jacques Lemoine, and Oumar Niang. Empirical mode decomposition: an analytical approach for sifting process. *IEEE Signal Processing Letters*, 12(11):764–767, 2005.
- [15] Yussif Moro Awelishah, Gang Li, Yuyu Wang, Wei Tang, and Ling Lin. Considering blood scattering effect in noninvasive optical detection of blood components using dynamic spectrum along with time varying filter based empirical mode decomposition. *Biomedical Signal Processing and Control*, 71:103266, 2022.
- [16] Yue-Der Lin, Yong Kok Tan, and Baofeng Tian. A novel approach for decomposition of biomedical signals in different applications based on data-adaptive gaussian average filtering. *Biomedical Signal Processing and Control*, 71:103104, 2022.
- [17] Pratibha Maan, Manjeet Kumar, Ashish Kumar, Rama Komaragiri, et al. A cascaded approach of group sparse mode decomposition and deep neural network for heart rate estimation using reference signal-less ppg signal. *Measurement*, 246:116546, 2025.
- [18] Xiang An and George K. Stylios. Comparison of motion artefact reduction methods and the implementation of adaptive motion artefact reduction in wearable electrocardiogram monitoring. *Sensors*, 20(5):1468, 2020.
- [19] Barbara Kitchenham. Procedures for performing systematic reviews. *Keele, UK, Keele University*, 33(2004):1–26, 2004.
- [20] Baochun Xu, Yunlong Sheng, Peijuan Li, Qihua Cheng, and Jingqiu Wu. Causes and classification of emd mode mixing. *Vibroengineering Procedia*, 22:158–164, 2019.
- [21] S Bhattacharya, F Santucci, M Jankovic, T Huang, J Basu, P Tan, E Schena, and N Lu. Cardiac time intervals under motion using bimodal chest e-tattoos and multistage processing. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2024.
- [22] Roshan Bodile and TVK Hanumantha Rao. Adaptive filtering of electrocardiogram signal using hybrid empirical mode decomposition-jaya algorithm. *Journal of Circuits, Systems and Computers*, 30(12):2150209, 2021.
- [23] Manoharan Suresh Kumar, Ganapathy Krishnamoorthy, Dhandapani Vaithyanathan, et al. An adaptive denoising approach to powerline interference reduction in ecg recording. *Indian Journal of Engineering and Materials Sciences (IJEMS)*, 27(4):939–951, 2021.
- [24] M Vignesh Kumarappan, KR Aravind Kashyap, and P Prakasam. Fused empirical mode decomposition with spectral flatness and adaptive filtering technique for denoising of ecg signals. *Analog Integrated Circuits and Signal Processing*, 114(1): 41–50, 2023.
- [25] Biplab Roy, Arka Roy, Jayanta K Chandra, and Rajarshi Gupta. I-prext: Photoplethysmography derived respiration signal extraction and respiratory rate tracking using neural networks. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 70:1–9, 2020.
- [26] AKS Saranya and T Jaya. Early detection of heartbeat from multimodal data using rpa learning with kdnn-sae. *Computer Systems Science & Engineering*, 45(1), 2023.
- [27] Kahina Bensafia, Ali Mansour, Abdel-Ouahab Boudraa, Salah Haddab, Philippe Ariès, and Benoit Clement. Blind separation of ecg signals from noisy signals affected by electrosurgical artifacts. *Analog Integrated Circuits and Signal Processing*, 104(2):191–204, 2020.
- [28] Shiza Saleem, Ahsan H Khandoker, Mohanad Alkhodari, Leontios J Hadjileontiadis, and Herbert F Jelinek. A two-step pre-processing tool to remove gaussian and ectopic noise for heart rate variability analysis. *Scientific Reports*, 12(1):18396, 2022.
- [29] Katerina Barnova, Radek Martinek, Rene Jaros, Radana Kahankova, Khosrow Behbehani, and Vaclav Snasel. System for adaptive extraction of non-invasive fetal electrocardiogram. *Applied Soft Computing*, 113:107940, 2021.
- [30] Roshan M Bodile and TVK Hanumantha Rao. Improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise: quasi-oppositional jaya hybrid algorithm for ecg denoising. *Analog Integrated Circuits and Signal Processing*, 109(2):467–477, 2021.
- [31] Edwin Dhas, M Suchetha, Ki H Chon, and Said Ziani. Adjacent channel weight dependable rls adaptive filter with vmd based artifact removal mechanism in fetal ecg separation. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2025.
- [32] Min Ma, Mingrui Du, Qiuyue Feng, and Shiji Xiahou. A new particle filter algorithm filtering motion artifact noise for clean electrocardiogram signals in wearable health monitoring system. *Review of Scientific Instruments*, 95(1), 2024.
- [33] Zhi-Hao Zhao, Yi-Fan Yin, Yu-Ke Wang, Kai-Rong Qin, and Chun-Dong Xue. Adaptive ecg signal denoising algorithm based on the improved whale optimization algorithm. *IEEE Sensors Journal*, 2024.
- [34] Md Toky Foysal Talukdar, Naqib Sad Pathan, Shaikh Anowarul Fattah, Muhammad Quamruzzaman, and Mohammad Saquib. Multistage adaptive noise cancellation scheme for heart rate estimation from ppg signal utilizing mode based decomposition of acceleration data. *IEEE Access*, 10:59759–59771, 2022.
- [35] Bingchang Hou, Min Xie, Hong Yan, and Dong Wang. Impulsive mode decomposition. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 211:111227, 2024.
- [36] Bultu Chakrabarty and Inteyaz Ahmad. Mrfo based lu-net approach and sparsity-assisted signal smoothing for ecg signal denoising. *Optical Memory and Neural Networks*, 34(1):77–94, 2025.