Integração de Sensoriamento e Predição de Risco Clínico em Sistema IoMT

Arianny Leão[1], Luiz Silva[1], Lucas Lins[1], Italo Lima[1], Diogo Lopes[1], Thiago Bezerra[1]

[1]Instituto Federal de Educação, Ciências e Tecnologia de Pernambuco (IFPE)
Campus Palmares – PE – Brasil

{arpl,lgsl3,les17,igls}@discente.ifpe.edu.br

{thiago.bezerra,diogo.lopes}@palmares.ifpe.edu.br

Abstract. *Cardiovascular diseases remain the leading cause of death worldwide, especially in low and middle income countries where early diagnosis often depends on in-person evaluation. In this context, telemonitoring systems can support the follow-up of vital signs outside clinical facilities when they combine reliable measurements with automated risk assessment. This work presents an IoMT system that integrates calibrated sensing and clinical risk prediction within an Edge-Fog-Cloud architecture. The prototype uses an ESP32 with temperature, heart rate and SpO_2 sensors. The readings are aggregated by a Fog service that triggers models trained on MIMIC-III using a simplified NEWS2 label and maintains local operation through a fallback mechanism. The system employs MQTT and near real-time visualization, indicating the feasibility of integrating sensor characterization and predictive inference in a continuous telemonitoring workflow.*

Resumo. *As doenças cardiovasculares permanecem como a principal causa de morte no mundo, especialmente em países de baixa e média renda, onde o diagnóstico precoce depende de avaliações presenciais. Nesse contexto, sistemas de telemonitoramento podem apoiar o acompanhamento de sinais vitais fora do ambiente hospitalar quando combinam medições confiáveis e análise automática de risco. Este trabalho apresenta um sistema IoMT que integra sensoriamento calibrado e predição de risco clínico em uma arquitetura Edge-Fog-Cloud. O protótipo utiliza um ESP32 com sensores de temperatura, frequência cardíaca e SpO_2. As leituras são agregadas por um serviço Fog, que aciona modelos treinados sobre o MIMIC-III com base em uma versão simplificada do NEWS2 e mantém operação local por meio de fallback. O sistema emprega MQTT e visualização quase em tempo real, indicando a viabilidade de integrar caracterização metrológica e inferência preditiva em um fluxo contínuo de telemonitoramento.*

1. Introdução

As doenças cardiovasculares (DCV) permanecem como a principal causa de morte no mundo, com 19,8 milhões de óbitos estimados em 2022, dos quais grande parte ocorre em países de baixa e média renda, onde o diagnóstico precoce costuma depender de serviços hospitalares [World Health Organization 2025]. A Internet das Coisas Médicas (IoMT)

tem sido explorada como alternativa para ampliar o telemonitoramento contínuo fora do ambiente hospitalar por meio de dispositivos embarcados de baixo custo, incluindo protótipos baseados em ESP32 e Arduino voltados a pacientes com mobilidade reduzida ou distantes de unidades de saúde [Chandani et al. 2025, Bezerra et al. 2025a].

Dois desafios ainda dificultam a evolução desses sistemas. No plano arquitetural, a necessidade de reduzir latência e distribuir o processamento tem incentivado o uso de computação em névoa como camada intermediária entre dispositivo e nuvem [Moreira 2025, Valentim et al. 2024]. No plano clínico, a resposta ao risco de deterioração costuma depender de escores de alerta precoce (EWS) baseados em limiares fixos, cuja adequação vem sendo discutida [Patel et al. 2026]. Modelos de aprendizado de máquina treinados sobre sinais vitais apresentam desempenho superior aos EWS tradicionais mesmo quando restritos a poucas variáveis [Steitz et al. 2023], o que os torna candidatos para compor a camada de decisão em sistemas IoMT de borda.

Apesar desses avanços, permanece uma distância entre as duas frentes. Protótipos IoMT de baixo custo geralmente tratam o sensor como caixa-preta, sem detalhar sua caracterização metrológica [Chandani et al. 2025, Bezerra et al. 2025b]. Por outro lado, trabalhos dedicados à validação metrológica de sensores tendem a analisá-los de forma isolada, sem conexão com um fluxo de decisão clínica [Yulizar et al. 2023]. Falta uma abordagem que reúna essas dimensões.

Por questões éticas que não são discutidas neste trabalho, optou-se por treinar e validar os modelos sobre o MIMIC-III versão demo, base pública amplamente utilizada em pesquisas reprodutíveis [Johnson et al. 2016]. Com isso, propõe-se um sistema de telemonitoramento IoMT de baixo custo estruturado em duas partes conectadas pelo mesmo conjunto de variáveis (SpO_2, frequência cardíaca e temperatura): um protótipo físico (ESP32, DS18B20, MAX30102) com documentação de calibração do sensor de temperatura e comparação de algoritmos de processamento do sinal de fotopletismografia; e um modelo de predição de risco (*Random Forest*, XGBoost e Regressão Logística) treinado sobre o MIMIC-III a partir de um rótulo derivado de uma versão simplificada do NEWS2. As duas partes integram-se em uma arquitetura Edge-Fog-Cloud [Moreira 2025], com mensageria MQTT, banco relacional e painel web.

A contribuição deste trabalho está na combinação, em hardware de baixo custo, entre uma validação metrológica documentada e uma camada de decisão preditiva integrada ao mesmo conjunto de variáveis. Essa combinação aparece de forma limitada na literatura revisada, que em geral enfatiza métricas de rede e aspectos de comunicação, com menos atenção à caracterização do sensoriamento [Locharoenrat 2026].

O restante deste artigo está organizado da seguinte forma. A Seção 2 discute os conceitos teóricos utilizados. A Seção 3 descreve a metodologia experimental. A Seção 4 apresenta a arquitetura proposta. A Seção 5 apresenta os estudos de caso e a discussão dos resultados. Por fim, a Seção 6 apresenta as conclusões e os trabalhos futuros.

2. Fundamentação teórica

Esta seção apresenta os principais conceitos necessários para uma melhor compreensão deste trabalho.

2.1. NEWS2 como Escore de Alerta Precoce

O *National Early Warning Score 2* (NEWS2) estratifica o risco clínico por meio de um somatório linear que atribui pontuações discretas (0 a 3) a sete parâmetros fisiológicos conforme seus desvios da normalidade. A literatura aponta que escores baseados em limiares fixos, como o *Epic Deterioration Index* (EDI), podem apresentar desempenho limitado em validações externas (AUROC ¡ 0,79) [Patel et al. 2026]. Modelos de aprendizado de máquina têm mostrado desempenho superior aos escores tradicionais em diferentes janelas preditivas [Steitz et al. 2023]. Essa diferença decorre da capacidade desses modelos de explorar relações multivariadas e não lineares, algo que não está presente em estruturas de somatório linear, mesmo quando o conjunto de variáveis é reduzido.

2.2. Desbalanceamento de Classes em Classificação de Risco Clínico

Bases clínicas retrospectivas costumam apresentar distribuição assimétrica entre classes de risco. Algoritmos otimizados para o erro global tendem a favorecer a classe majoritária, o que leva ao chamado *accuracy paradox*: valores altos de acurácia sem capacidade real de distinguir eventos raros. Em aplicações clínicas, esse viés é relevante, pois a não detecção de um evento severo tem impacto maior do que a ocorrência de falsos positivos de baixo risco. Por esse motivo, métricas menos sensíveis à frequência das classes, como o F1-macro, são preferidas em relação à acurácia ou ao F1-*weighted*. Esse desafio metodológico também aparece em estudos de detecção de anomalias em sensores [Al Farizi et al. 2021] e em modelos de deterioração clínica [Shashikumar et al. 2024, Scheid et al. 2025].

Para reduzir esse viés durante o treinamento, duas abordagens são comuns. A primeira atua por reamostragem sintética: o SMOTE cria exemplos por interpolação da classe minoritária, enquanto o ADASYN concentra a geração nas regiões de maior ambiguidade entre classes. A segunda abordagem modifica a função de custo do classificador, atribuindo pesos inversamente proporcionais à frequência das classes. Embora a ponderação evite possíveis efeitos de sobreajuste associados à criação de exemplos sintéticos, ela não altera a geometria original do espaço de atributos.

3. Metodologia

A metodologia adotada organiza o fluxo de preparação, modelagem e avaliação em quatro etapas principais, conforme ilustrado na Figura 1. Cada etapa corresponde diretamente às camadas do diagrama, desde a aquisição das medições até a validação final dos classificadores. O código-fonte da plataforma foi disponibilizado em repositório público, permitindo a reprodução dos experimentos e a inspeção da implementação[1].

3.1. Aquisição de dados

A etapa de aquisição utiliza o MIMIC III Clinical Database Demo [Johnson et al. 2016], subconjunto público derivado da base MIMIC III completa. Essa versão elimina o processo de credenciamento exigido pela PhysioNet Credentialed Health Data License, ao custo de uma amostra restrita a doze admissões em unidade de terapia intensiva. As três variáveis fisiológicas utilizadas são frequência cardíaca, SpO_2 e temperatura, extraídas da tabela de eventos clínicos. Cada medição é identificada por códigos EMR específicos, o

[1] https://github.com/raphaellyzzz/iomt-telemed-esp32

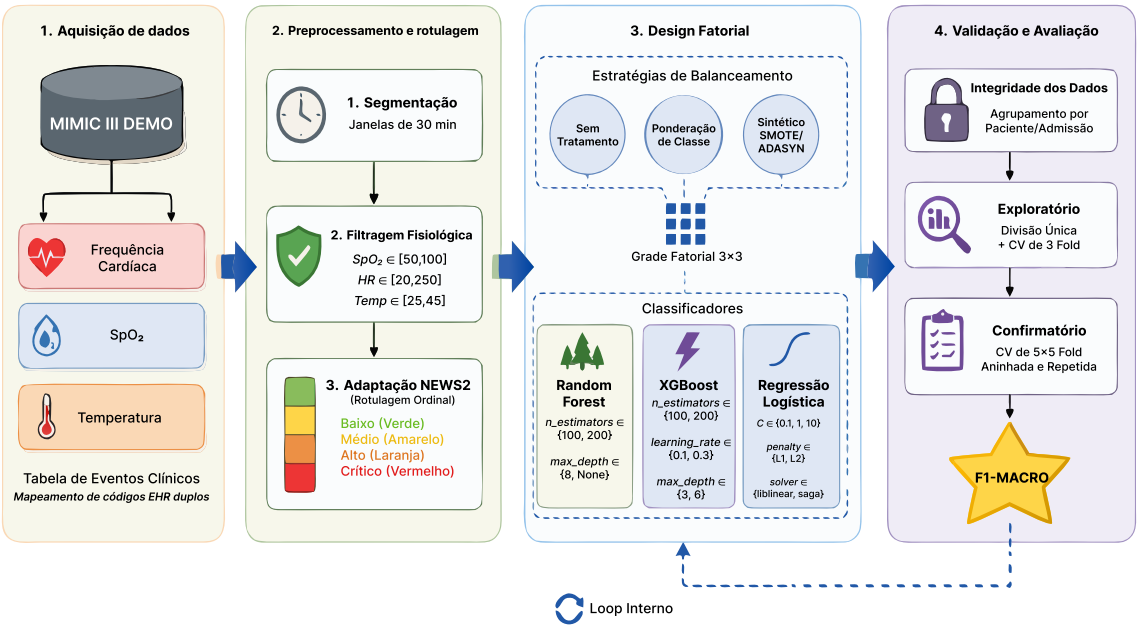


Figura 1. Visão geral da metodologia do sistema proposto.

que permite mapear diretamente os sinais disponíveis no protótipo físico do sistema. A base contém medições irregulares no tempo, com múltiplas leituras por admissão, o que exige segmentação temporal antes da modelagem.

3.2. Pré-processamento e rotulagem

O pré-processamento segue três operações sucessivas. Primeiro, as medições de cada admissão são segmentadas em janelas de trinta minutos, aproximando a granularidade de reavaliação usada em escalas de alerta precoce hospitalares e evitando múltiplas leituras pontuais oriundas de um mesmo evento clínico. Em seguida, valores fora dos intervalos fisiológicos $\mathrm{SpO}_2 \in [50, 100]\%$, frequência cardíaca $\in [20, 250]$ bpm e temperatura $\in [25, 45]^{\circ}\mathrm{C}$ são descartados antes do cálculo de qualquer estatística. Esses limites contrastam com detectores de anomalia não supervisionados, como o Isolation Forest, e são reaplicados na camada de validação de entrada da interface de inferência embarcada para manter compatibilidade entre a distribuição observada em produção e a utilizada no treinamento.

Após filtragem, cada janela recebe um rótulo ordinal baseado em uma adaptação do NEWS2, restrita às três variáveis disponíveis tanto na base quanto no protótipo. Os quatro níveis previstos são Baixo, Médio, Alto e Crítico, mas a classe Crítico é absorvida pela classe Alto devido ao número insuficiente de observações. Sobre as 904 janelas resultantes, distribuídas entre os doze pacientes da base, a distribuição de classes é assimétrica: 610 de risco Baixo, 261 de risco Médio e 33 de risco Alto.

3.3. Design fatorial

O desenho experimental combina três estratégias de balanceamento com três famílias de classificadores, totalizando nove configurações. As estratégias de balanceamento são: distribuição original sem tratamento, ponderação de classe e sobreamostragem sintética via SMOTE ou ADASYN. A sobreamostragem é aplicada apenas sobre os dados de

treino, preservando a independência treino e teste, e o número de vizinhos é ajustado dinamicamente ao tamanho da classe Alto em cada partição.

Os classificadores avaliados são Random Forest, XGBoost e Regressão Logística. Cada modelo é treinado sobre uma grade de hiperparâmetros que inclui número de estimadores, profundidade máxima, taxa de aprendizado, colsample by tree, tipo de penalidade e parâmetro de regularização. O Random Forest é configurado com cem ou duzentos estimadores e profundidade máxima igual a oito ou irrestrita. O XGBoost utiliza cem ou duzentos estimadores, profundidade máxima igual a três ou seis e taxa de aprendizado igual a zero vírgula um ou zero vírgula três. A Regressão Logística é avaliada com penalidade L1 ou L2, parâmetro de regularização igual a zero vírgula um, um ou dez e algoritmos liblinear ou saga. A busca segue um laço interno que percorre todas as combinações da grade fatorial.

3.4. Validação e avaliação

A avaliação ocorre em três etapas complementares. A primeira verifica a integridade dos dados, garantindo que as medições estejam agrupadas por paciente e por admissão. A segunda etapa, exploratória, utiliza uma divisão única treino e teste combinada a validação cruzada interna de três partições, agrupada por paciente, para varrer o espaço de hiperparâmetros. Essa etapa permite identificar tendências gerais de desempenho entre as nove combinações.

A terceira etapa, confirmatória, emprega validação cruzada aninhada com cinco partições externas repetidas três vezes, também agrupadas por paciente. Em cada partição externa, uma busca em grade interna seleciona os hiperparâmetros. Esse aninhamento evita o viés de usar a mesma partição tanto para seleção de hiperparâmetros quanto para estimativa de desempenho. A métrica utilizada para comparar as nove combinações é o F1 macro, que atribui peso igual às classes e evita que a assimetria da distribuição favoreça indevidamente a classe majoritária.

4. Arquitetura

A arquitetura do sistema organiza o fluxo de telemonitoramento em cinco camadas, desde a aquisição dos sinais vitais até a apresentação dos resultados ao usuário. A Figura 2 resume esse percurso, que combina processamento local e serviços executados em rede interna conteinerizada.

Na camada de sensoriamento, o dispositivo ESP32 integra os sensores DS18B20 e MAX30102, responsáveis pela coleta de temperatura, frequência cardíaca e SpO_2. O firmware realiza filtragem básica dos sinais e publica as leituras em formato JSON por meio de tópicos MQTT. Essa comunicação é intermediada por um broker que desacopla o dispositivo físico do restante da infraestrutura. A camada Fog recebe as mensagens publicadas e atua como ponto de integração. Um serviço desenvolvido em Spring Boot desserializa o conteúdo recebido, armazena as leituras brutas e executa rotinas periódicas de agregação temporal. A cada trinta segundos, o serviço consolida as médias dos sinais vitais por paciente e envia uma requisição HTTP ao módulo de predição. Caso a API de predição esteja indisponível, um mecanismo local de fallback mantém o cálculo do risco clínico.

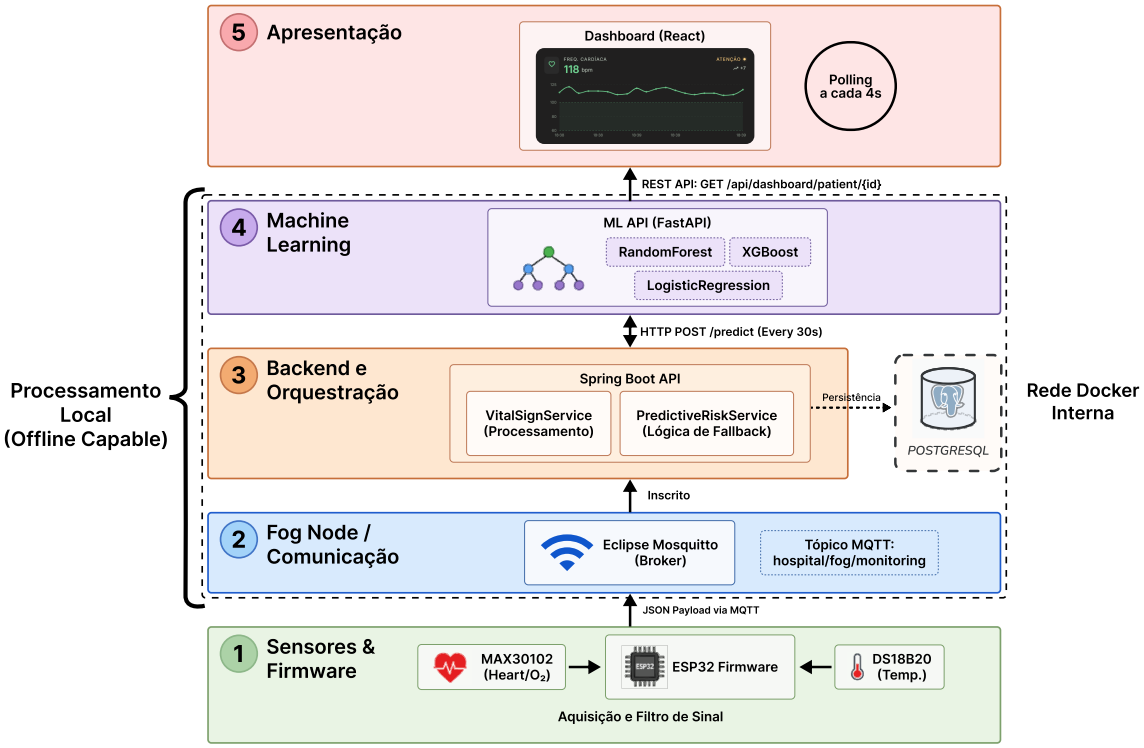


Figura 2. Visão geral da arquitetura Edge-Fog-Cloud do sistema proposto.

O módulo de aprendizado de máquina é disponibilizado como uma API separada, implementada em FastAPI. Ele expõe modelos treinados para classificação de risco clínico e retorna o nível de risco correspondente às medições agregadas. Os resultados são armazenados pelo backend e disponibilizados para consulta. A camada de apresentação consiste em um painel desenvolvido em React, que consulta a API REST do backend em intervalos regulares. O painel exibe o histórico dos sinais vitais e o risco mais recente, permitindo acompanhar o estado do paciente em tempo quase real. Toda a infraestrutura de backend, predição e painel opera em contêineres, o que facilita a implantação e a reprodução do ambiente. A separação entre processamento local e serviços internos permite que o sistema continue operando mesmo em condições de conectividade limitada.

5. Resultados

Esta seção apresenta os resultados obtidos tanto na avaliação dos modelos preditivos quanto na análise das métricas associadas às classes de risco. O objetivo é descrever o comportamento dos algoritmos sob diferentes estratégias de validação e discutir como essas escolhas influenciam o desempenho observado. Sob holdout simples, o XGBoost apresentou desempenho superior ao Random Forest. Entretanto, quando a avaliação é realizada por validação cruzada aninhada e repetida, agrupada por paciente, essa diferença deixa de ser consistente. O aumento do F1-macro observado com SMOTE [Chawla et al. 2002] e ADASYN [He et al. 2008] em holdout simples também não se mantém sob reamostragem repetida, indicando que o ganho inicial pode refletir características específicas da divisão simples do conjunto de dados.

Na matriz de confusão fora da amostra (Figura 3), das 33 janelas HIGH, 26 foram classificadas como HIGH e 7 como MEDIUM. Entre as 610 janelas LOW, 607 foram

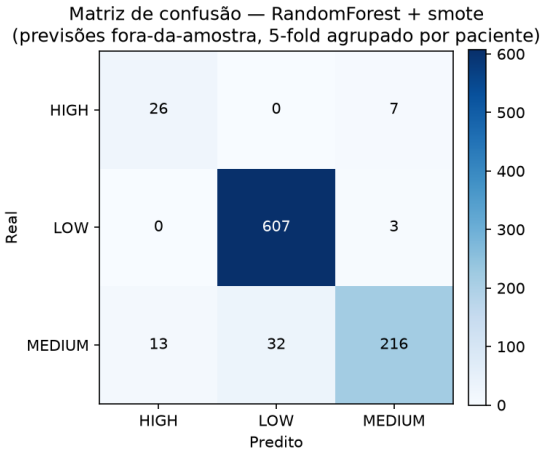


Figura 3. Matriz de confusão.

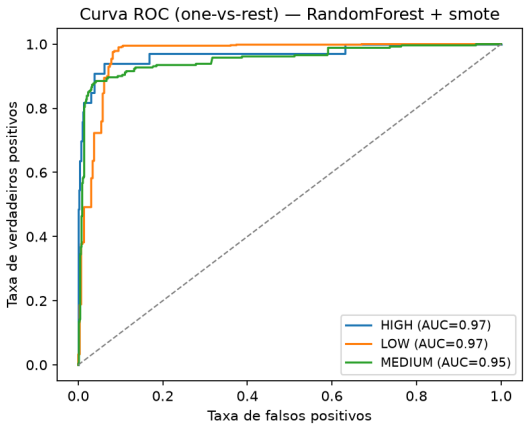


Figura 4. Curva ROC.

corretamente classificadas e 3 como MEDIUM. Para as 261 janelas MEDIUM, 216 foram classificadas como MEDIUM, 32 como LOW e 13 como HIGH. Não houve confusão direta entre HIGH e LOW. A curva ROC one-vs-rest (Figura 4) apresenta AUC de 0,97 para HIGH, 0,97 para LOW e 0,95 para MEDIUM, sendo este último o menor valor entre as três classes.

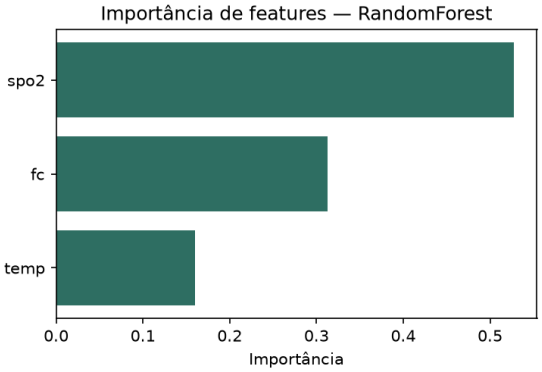


Figura 5. Importância das variáveis no modelo.

A análise de importância das variáveis (Figura 5) indica que SpO_2 contribui mais para as decisões do modelo, seguida pela frequência cardíaca e pela temperatura, com valores aproximados de 0,52, 0,31 e 0,16, respectivamente.

5.1. Discussão

Os modelos baseados em particionamento recursivo (Random Forest [Breiman 2001] e XGBoost [Chen and Guestrin 2016]) ajustam-se de forma natural às fronteiras segmentadas associadas às faixas de risco, o que ajuda a entender seu desempenho em relação à Regressão Logística, mesmo considerando a variação esperada no *ranking* sob validação cruzada [Patel et al. 2026]. A baixa densidade amostral da classe de alto risco também limitou o efeito das técnicas de interpolação sintética (SMOTE [Chawla et al. 2002] e ADASYN [He et al. 2008]), que reduziram a precisão nas classes intermediárias. Nesse

contexto, os mecanismos internos de balanceamento dos próprios *ensembles* mostraram-se mais adequados.

O comportamento preditivo manteve alinhamento com padrões fisiológicos conhecidos. Os erros do classificador (Figura 3) concentraram-se em classes adjacentes, compatíveis com a continuidade dos sinais vitais próximos aos limiares de corte [Royal College of Physicians 2017]. A classe MEDIUM apresentou menor separabilidade (Figura 4), possivelmente por ocupar uma região intermediária definida por múltiplos limites simultâneos, o que dificulta a formação de uma fronteira clara. A predominância da SpO_2 na importância das variáveis (Figura 5) acompanha o peso atribuído a esse parâmetro no NEWS2.

O protótipo busca ir além de métricas isoladas de rede [Moreira 2025] ao avaliar um fluxo IoMT–Fog ponta a ponta, desde o sensoriamento calibrado até a inferência com mecanismos de *fallback* [Locharoenrat 2026]. Como o *payload* MQTT padroniza os sinais vitais, a migração do modelo, atualmente treinado em dados de UTI [Johnson et al. 2016], para cenários de telemonitoramento domiciliar preservaria a arquitetura de integração, exigindo apenas nova validação clínica sobre a população-alvo.

Algumas limitações devem ser consideradas. O modelo prevê um rótulo determinístico derivado do próprio escore e não um desfecho clínico independente [Steitz et al. 2023]. Além disso, o protótipo não inclui variáveis relevantes, como a frequência respiratória, e o uso do subconjunto reduzido do MIMIC-III *Demo* implica maior variabilidade amostral.

6. Conclusão

Este trabalho apresentou um sistema de telemonitoramento IoMT organizado em três frentes complementares, conectadas por uma arquitetura Edge-Fog-Cloud. Na camada de borda, o protótipo físico baseado em ESP32, DS18B20 e MAX30102 passou por um processo de calibração do sensor de temperatura e por uma comparação entre algoritmos de extração do sinal de fotopletismografia, abordando uma lacuna identificada em estudos de protótipos semelhantes [Chandani et al. 2025]. Na camada de decisão, modelos de predição de risco clínico (Random Forest, XGBoost e Regressão Logística) foram treinados sobre o MIMIC-III a partir de um rótulo derivado de uma versão simplificada do NEWS2, restrita às variáveis disponíveis no protótipo [Johnson et al. 2016]. Na camada de integração, um serviço Fog desenvolvido em Spring Boot consumiu leituras via MQTT, agregou-as por paciente, acionou o serviço de predição com mecanismo de fallback e disponibilizou os resultados em um painel web React em tempo quase real, com containerização para facilitar a implantação.

A integração proposta situa-se entre abordagens presentes na literatura que priorizam métricas de rede e tratam o sensoriamento como caixa-preta [Moreira 2025], e trabalhos que caracterizam sensores de forma isolada, sem conectá-los a um fluxo de decisão [Yulizar et al. 2023]. Algumas limitações precisam ser consideradas. O modelo de predição foi treinado sobre a versão demo do MIMIC-III, um subconjunto reduzido de pacientes de terapia intensiva, o que restringe a generalização dos resultados para populações ambulatoriais ou de telemonitoramento domiciliar, embora a arquitetura de integração não imponha essa limitação por si só. Além disso, o protótipo físico foi avaliado em ambiente controlado.

Como direções futuras, destacam-se: (i) a migração do modelo de predição para a base completa do MIMIC-IV, ampliando a representatividade populacional; (ii) a incorporação de histórico temporal do paciente na predição, permitindo capturar tendências de evolução clínica em vez de avaliar apenas o estado mais recente; e (iii) a implementação de mecanismos de notificação ativa para familiares ou equipes de saúde em situações de risco elevado.

Referências

Al Farizi, W. S., Hidayah, I., and Rizal, M. N. (2021). Isolation forest based anomaly detection: A systematic literature review. In *2021 8th International Conference on Information Technology, Computer and Electrical Engineering (ICITACEE)*, pages 118–122.

Bezerra, T., Vinícius, M., Wallafy, F., Bezerra, F., França, C., and Callou, G. (2025a). Uma abordagem iot com software livre para o monitoramento inteligente e controle ambiental na saúde. In *Congresso Latino-Americano de Software Livre e Tecnologias Abertas (Latinoware)*, pages 581–590. SBC.

Bezerra, T. V., Callou, G., Airton, F., and Tavares, E. (2025b). A modeling-based approach for performance and availability assessment of iomt systems. *Electronics*, 14(6):1157.

Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1):5–32.

Chandani, V., Kotnis, A., and Kolhare, N. R. (2025). Affordable heart health monitoring system using esp32, ad8232 and max30102. COEP Technological University, Pune, India.

Chawla, N. V., Bowyer, K. W., Hall, L. O., and Kegelmeyer, W. P. (2002). SMOTE: Synthetic minority over-sampling technique. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 16:321–357.

Chen, T. and Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD '16)*, pages 785–794, San Francisco, CA, USA.

He, H., Bai, Y., Garcia, E. A., and Li, S. (2008). ADASYN: Adaptive synthetic sampling approach for imbalanced learning. In *2008 IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IEEE World Congress on Computational Intelligence)*, pages 1322–1328, Hong Kong, China.

Johnson, A. E. W., Pollard, T. J., Shen, L., Lehman, L.-w. H., Feng, M., Ghassemi, M., Moody, B., Szolovits, P., Celi, L. A., and Mark, R. G. (2016). Mimic-iii, a freely accessible critical care database. *Scientific Data*, 3:160035.

Locharoenrat, K. (2026). Iomt–fog–cloud-based ai frameworks for chronic disease diagnosis: updated comparative analysis with recent ai-iomt models (2020–2025). *Frontiers in Medical Technology*.

Moreira, F. (2025). A hybrid fog-edge computing architecture for real-time health monitoring in iomt systems with optimized latency and threat resilience. *Scientific Reports*, 15(1):25655.

Patel, H., Crusco, S., Hansen, D., Morales, J., Patale, T., Chiuzan, C., Sands, M., Naidich, J., Myers, K., Davidson, K. W., Hirsch, J. S., and Zanos, T. P. (2026). A systematic review and meta-analysis of externally validated epic clinical decision support tools. *Journal of General Internal Medicine*.

Royal College of Physicians (2017). National early warning score (news) 2: Standardising the assessment of acute-illness severity in the nhs. updated report of a working party. Technical report, Royal College of Physicians, London.

Scheid, M. R., Friedmann, B., Oppenheim, M., Hirsch, J. S., and Zanos, T. P. (2025). Development and validation of a clinical wearable deep learning based continuous inhospital deterioration prediction model. *Nature Communications*, 16:9513.

Shashikumar, S. P., Le, J. P., Yung, N., Ford, J., Singh, K., Malhotra, A., Nemati, S., and Wardi, G. (2024). Development and validation of a deep learning model for prediction of adult physiological deterioration. *Critical Care Explorations*, 6(9):e1151.

Steitz, B. D., McCoy, A. B., Reese, T. J., Liu, S., Weavind, L., Shipley, K., Russo, E., and Wright, A. (2023). Development and validation of a machine learning algorithm using clinical pages to predict imminent clinical deterioration. *Journal of General Internal Medicine*, 39(1):27–35.

Valentim, T., Callou, G., França, C., and Tavares, E. (2024). Availability and performance assessment of iomt systems: a stochastic modeling approach. *Journal of Network and Systems Management*, 32(4):95.

World Health Organization (2025). Cardiovascular diseases (cvds). Fact sheet, atualizado em 31 de julho de 2025.

Yulizar, D., Soekirno, S., Ananda, N., Prabowo, M. A., Perdana, I. F. P., and Aofany, D. (2023). Performance analysis comparison of dht11, dht22 and ds18b20 as temperature measurement. In *Proceedings of ICSES 2022*, pages 37–45.