



UNIVERSIDADE ESTADUAL DA PARAÍBA
PRÓ-REITORIA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA E TECNOLOGIA EM SAÚDE

RENAN MATIAS MOURA

DESENVOLVIMENTO DE UMA API REST COM MODELO DE MACHINE
LEARNING PARA PREDIÇÃO DE PRÉ-ECLÂMPSIA - PPML

CAMPINA GRANDE

2025

RENAN MATIAS MOURA

**DESENVOLVIMENTO DE UMA API REST COM MODELO DE MACHINE
LEARNING PARA PREDIÇÃO DE PRÉ-ECLÂMPSIA - PPML**

Projeto encaminhado ao Comitê de Ética em Pesquisa da Universidade Estadual da Paraíba para análise e parecer com a finalidade de cumprir com investigações de estudo para conclusão do mestrado em Ciência e tecnologia em saúde.

Orientador: Prof. Dr. Frederico Moreira Bublitz.

CAMPINA GRANDE

2025

NOME DO ALUNO

TÍTULO DO TRABALHO

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado
ao Departamento de XXXXXXXX do Centro
de XXXXXXXX da Universidade Estadual da
Paraíba como requisito parcial à obtenção do
título de Licenciado(a) em XXXXXXXX.

Área de concentração: XXXXXXXXXX

Aprovado em: _____

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. XXXXXXXXXXXXXXXX (Orientador)
Universidade Estadual da Paraíba (UEPB)

Profa. Dra. XXXXXXXXXXXXXXXX
Universidade Estadual da Paraíba (UEPB)

Prof. Dr. XXXXXXXXXXXXXXXX
Universidade XXXXXXXX (CASO MEMBRO EXTERNO)

Dedicatória.

AGRADECIMENTOS

Escreva aqui os seus agradecimentos...

RESUMO

A pré-eclâmpsia (PE) é uma das causas mais comuns de morbidade e mortalidade materna e perinatal. A doença é caracterizada pelo desenvolvimento de hipertensão após 20 semanas de gestação e pode desencadear uma série de complicações. Em casos mais graves, a condição pode levar à morte, restrição de crescimento fetal e ao parto prematuro, aumentando significativamente o risco de complicações neonatais. Portanto, a detecção precoce e o manejo adequado da doença são essenciais para minimizar desfechos adversos tanto para a mãe quanto para o bebê. A Fetal Medicine Foundation (FMF) desenvolveu e disponibilizou a Calculadora de Risco para a PE, que combina fatores maternos, pressão arterial média e índices de pulsatilidade das artérias uterinas, além de marcadores séricos como o fator de crescimento placentário (PLGF), sendo amplamente reconhecida e utilizada desde o início dos anos 2010, sendo utilizados modelo de regressão logística. Nos últimos anos, técnicas de aprendizado de máquina têm emergido como ferramentas promissoras em aplicações médicas. A aplicação desses modelos baseia-se na análise de grandes volumes de dados clínicos, permitindo a identificação de padrões que podem indicar a doença antes mesmo do aparecimento de sintomas evidentes. Apesar dos avanços, as calculadoras foram validadas utilizando dados que podem não refletir a realidade brasileira, trazendo imprecisão ao diagnóstico, o que pode refletir na qualidade da assistência pré-natal e nos resultados perinatais. Visando esse problema, uma API com modelo de Machine Learning (ML) foi desenvolvida para avaliar a acurácia utilizando dados da nossa população. A ML foi treinada com dados clínicos reais, demonstrando resultados com alta precisão rápidas, podendo otimizar o acompanhamento às gestantes.

Palavras-chave: Aprendizado de máquina. pré-eclâmpsia. doppler das artérias uterinas. triagem do primeiro trimestre.

ABSTRACT

Resumo em inglês

Keywords: Keyword 1. Keyword 2. Keyword 3.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	9
2	OBJETIVOS	12
2.1	Objetivos gerais	12
2.2	Objetivos específicos	12
3	RISCOS E BENEFÍCIOS	13
3.1	Benefícios	13
3.2	Riscos	13
3.3	Prevenção e minimização dos riscos	13
4	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	14
4.1	Pré-Natal	14
4.2	Pré-eclâmpsia	14
4.3	Biomarcadores	15
4.4	Padrões arquitetônicos de softwares	15
4.5	API REST	15
4.6	Machine Learning	16
5	ESTADO DA ARTE	18
6	PPML – API REST FULL	21
7	METODOLOGIA	24
7.1	Análise dos dados	24
7.2	Preparação dos dados e validação	25
7.3	Treinamento do modelo	26
7.4	Validação do modelo	29
7.5	Desenvolvimento da API	31
7.6	Comparação com diagnósticos reais	31

REFERÊNCIAS	33
APÊNDICES	37

1 INTRODUÇÃO


Atualmente, com a inversão da pirâmide da assistência pré-natal, o foco passou a ser na detecção de pacientes com risco aumentado de desenvolver complicações durante a gestação e oferecer profilaxia, ao invés de esperar a complicação ocorrer e ser tratada. A detecção precoce de riscos gestacionais é fundamental para a saúde da mulher e da criança, principalmente em países como o Brasil, onde a morbimortalidade fetal, neonatal e materna ainda é significativa. Estudos indicam que, embora a cobertura da assistência pré-natal no Brasil seja praticamente universal, a adequação dessa assistência permanece baixa, com menos de 10% das gestantes recebendo todos os procedimentos recomendados(Viellas *et al.*, 2014).

Os distúrbios hipertensivos na gravidez estão entre as complicações mais comuns durante a gestação, englobando hipertensão crônica e hipertensão gestacional, sendo a pré-eclâmpsia (PE) a forma mais grave(Garovic *et al.*, 2022). Definida como um distúrbio multifatorial da gravidez, é caracterizada por disfunção placentária e dano vascular sistêmico, que coloca em risco a vida de mães e bebês em todo o mundo. Afetando cerca de 3% a 5% das gestações, chega a ser responsável por mais de 42 mil mortes maternas anuais, com impacto desproporcional em países de baixa e média renda, em que o acesso a cuidados obstétricos de qualidade são na sua maioria limitados(Chappell *et al.*, 2021).

A *Fetal Medicine Foundation* (FMF) foi uma precursora nesta área e desenvolveu uma calculadora de risco para pré-eclâmpsia que combina dados da história materna, pressão arterial média e índices de pulsatilidade das artérias uterinas, além de outros biomarcadores, para estimar o risco de desenvolver pré-eclâmpsia durante a gestação. A calculadora utiliza o teorema de Bayes para combinar o risco prévio derivado de fatores maternos com dados adicionais coletados durante a gestação, permitindo uma avaliação mais precisa do risco de pré-eclâmpsia(Riishede *et al.*, 2023). A utilização dessa ferramenta pode ajudar na identificação precoce de gestantes em risco, permitindo intervenções preventivas e melhorando os resultados maternos e fetais.

Please record the following information and then press Calculate.

Maternal characteristics
Date of birth
Height cm
Weight kg
Ethnicity
Currently smoking ☐ Yes ☐ No

Current pregnancy
Last menstrual period 
Vanishing twin ☐ Yes ☐ No
Conception method

Pregnancy dating
Method
Gestational age weeks days
EDD
Examination date

Medical history
Chronic hypertension ☐ Yes ☐ No
Diabetes type I ☐ Yes ☐ No
Diabetes type II ☐ Yes ☐ No
Mother of the patient had PE ☐ Yes ☐ No
Systemic lupus erythematosus ☐ Yes ☐ No
Anti-phospholipid syndrome ☐ Yes ☐ No

Obstetric history
☐ Nulliparous (no previous pregnancies at ≥24 wks.)
☐ Parous (at least one pregnancy at ≥24 weeks)

For more information on the background of this application and interpretation of the results please [click here](#).

This software is based on research carried out by The Fetal Medicine Foundation. Neither the FMF nor any other party involved in the development of this software shall be held liable for results produced using data from unconfirmed sources. Clinical risk assessment requires that the ultrasound measurements are taken by accredited practitioners.

Figura 1 – Fonte: Fetal Medicine Foundation, 2025.

Pesquisas demonstram que modelos de aprendizado de máquina aplicados a dados de gestantes são capazes de classificar gravidez de risco com alta precisão, permitindo intervenções precoces (Silva, 2021), portanto identificar precocemente essas condições permite que os profissionais de saúde adotem medidas preventivas, ofereçam orientação adequada e garantam intervenções oportunas, reduzindo assim complicações durante a gestação e o parto.

A importância de um sistema de avaliação de riscos gestacionais que possa ser utilizado no sistema público tem o potencial de salvar vidas, melhorar a qualidade dos cuidados maternos e promover a saúde das gestantes e de seus bebês em curto, médio e longo prazo. Portanto, a busca por soluções utilizando a Inteligência Artificial e modelos de avaliação de riscos gestacionais adaptados ao contexto brasileiro é um passo crucial na melhoria da saúde materna e perinatal no país. Iniciativas como a aplicação de modelos preditivos baseados em inteligência artificial

têm mostrado eficácia na otimização dos cuidados neonatais e na redução da mortalidade materna(Alcino *et al.*, 2024).

Abordagens com ML para predição de PE (todos os tipos) têm demonstrado alta precisão, alcançando taxas de detecção acima dos 80% e taxa de falsos positivos a 10% superando as limitações de métodos anteriores que não consideravam variações populacionais. A capacidade de processar dados de forma dinâmica e fornecer recomendações baseadas em evidências em tempo real tem o potencial de revolucionar a aplicação clínica desses preditores, permitindo intervenções precoces e personalizadas. No entanto, para que esses modelos sejam amplamente adotados, é necessário superar desafios como a validação em diferentes populações e a integração de biomarcadores como o fator de crescimento placentário (PLGF) em contextos de atenção básica, onde o acesso a esses recursos ainda é limitado(Gil *et al.*, 2024).

Apesar da alta sensibilidade e especificidade apresentada pelos algoritmos disponibilizados pela FMF para prever PE, a validação externa é questionada devido ao fato de terem seus parâmetros calibrados a partir de dados europeus. Apesar de já ter sido validada para gestantes brasileiras, questiona-se se não poderíamos ter uma acurácia maior se utilizássemos dados da nossa população na calibração de seu algoritmo(Rezende *et al.*, 2024).

Portanto desenvolvemos um API treinada e testada, pronta para integração com outros softwares, utilizando um conjunto de informações do pré-natal e consultas ultrassonográficas, sem o uso de biomarcadores. Esses dados são originados do atendimento diário, no qual são armazenadas as informações dos pacientes em um sistema de laudos de ultrassom pré-existente a esse trabalho e um levantamento dos desfechos das gestações que foram acompanhadas na clínica privada EMBRION com sede em Campina Grande-PB.

2 OBJETIVOS

2.1 Objetivos gerais

Melhorar o acesso a ferramentas de predição de pré-eclâmpsia, especialmente em contextos com acesso limitado a biomarcadores, por meio de um sistema integrado a Inteligência Artificial (IA).

2.2 Objetivos específicos

Desenvolver uma API REST com um modelo de *Machine Learning* (ML) treinado com dados maternos e fetais, sem uso de dados de biomarcadores, que seja capaz de prever a pré-eclâmpsia com uma precisão melhor ou igual ao método da FMF. Como também oferecer uma integração REST com softwares de estabelecimentos de saúde que ofertam o serviço de pré-natal, visando a identificação precoce de gestantes com maior risco para desenvolvimento da PE.

3 RISCOS E BENEFÍCIOS

3.1 Benefícios

O estudo tem como benefício principal a possibilidade de desenvolver um modelo preditivo de pré-eclâmpsia utilizando dados nacionais, contribuindo para a identificação precoce de gestantes em risco e auxiliando na melhoria dos desfechos materno-fetais, como também trará benefícios acadêmicos e científicos, com publicações em revistas nacionais e internacionais.

3.2 Riscos

Não existem riscos clínicos ou físicos aos participantes, uma vez que não haverá intervenção direta, apenas o uso de dados já existentes em prontuários eletrônicos. O risco identificado é de natureza informacional, referente à coleta, guarda e tratamento de dados clínicos em meio digital, especialmente considerando a utilização de armazenamento em dispositivos e em nuvem.

3.3 Prevenção e minimização dos riscos

- Os dados utilizados não conterão informações pessoais diretas (como nome, CPF ou endereço), apenas variáveis clínicas armazenadas em momento anterior a pesquisa.
- Cada participante será identificado apenas por um ID gerado no banco de dados no momento do cadastro do paciente na primeira consulta, garantindo o anonimato.
- Durante a coleta e análise, os dados estarão disponíveis em nuvem com criptografia ativada e acesso controlado por IP, restrito apenas ao pesquisador responsável.
- Após a conclusão da coleta, os arquivos serão transferidos para um dispositivo local protegido por senha e criptografia, e o acesso externo será bloqueado novamente pela clínica responsável.
- Os dados serão mantidos pelo período de 5 (cinco) anos após a finalização do estudo, conforme boas práticas científicas, sendo em seguida excluídos de forma definitiva.

Assim, os riscos relacionados ao uso em meio virtual são considerados mínimos e estão devidamente controlados, preservando a confidencialidade e garantindo a integridade das informações.

4 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Para contextualizar e fundamentar o trabalho desenvolvido, esse capítulo aborda o conhecimento teórico sobre as teorias que fundamentam a abordagem do tema central do estudo."

4.1 Pré-Natal

O acompanhamento pré-natal configura-se como um pilar essencial para a redução da morbimortalidade materna e neonatal, integrando ações preventivas, diagnósticas e educativas. Estudos demonstram que consultas regulares diminuem em até 98% os riscos de óbitos por causas evitáveis, como hemorragias e infecções puerperais, mediante a identificação precoce de condições como pré-eclâmpsia e diabetes gestacional(Silva, I. E. C. *et al.*, 2025).

A atuação multidisciplinar no pré-natal revela-se crítica, com destaque para enfermeiros na detecção de riscos em Unidades Básicas de Saúde (UBS), onde consultas de enfermagem contribuem significativamente para reduzir complicações como partos prematuros, mediante monitoramento de pressão arterial, glicemia e orientações sobre aleitamento materno (SOUSA *et al.*, 2024). Em casos de diabetes gestacional, o acompanhamento especializado permite ajustes dietéticos e farmacológicos que diminuem intervenções cirúrgicas emergenciais(Oliveira; Silva, 2025).

Apesar dos avanços, desafios persistem na universalização do pré-natal qualificado. Pesquisas apontam que apenas 35% das gestantes em regiões periféricas completam as seis consultas mínimas recomendadas, muitas vezes devido a barreiras geográficas e culturais(Queiroz; Sousa, 2024). Contudo, a carência de protocolos padronizados para abordagens específicas, como saúde bucal ou manejo de comorbidades, ainda limita a efetividade em escala nacional. Investimentos em capacitação profissional e tecnologias de monitoramento remoto surgem como alternativas promissoras, capazes de ampliar o acesso sem comprometer a qualidade do vínculo terapêutico(Lima *et al.*, 2024).

4.2 Pré-eclâmpsia

A Pré-eclâmpsia (PE) é uma doença multissistêmica e uma das principais causas de morbidade e mortalidade materna e neonatal, contribuindo para cerca de 60.000 mortes maternas e mais de 500.000 nascimentos prematuros em todo o mundo a cada ano, sendo a condição marcada por hipertensão, podendo levar a várias outras complicações, incluindo convulsões (eclâmpsia), lesão renal aguda, disfunção hepática e até morte(Silva, G. D. C. *et al.*, 2024).

Também pode resultar em desfechos neonatais adversos, como restrição do crescimento fetal e descolamento prematuro da placenta. Certos fatores aumentam o risco da gestante de desenvolver, como histórico de pré-eclâmpsia em gestações anteriores, obesidade, diabetes, hipertensão e gestações múltiplas, em que chega a atingir taxas variando de 8-20% para gêmeos e 12-34% para trigêmeos. Além disso, a condição é mais prevalente em populações com menor desenvolvimento, onde síndromes hipertensivas e complicações relacionadas são mais comuns (Ma'ayeh; Costantine, 2020).

Estudos demonstram que a administração de aspirina na dose de 150 mg por dia, de 11 a 14 semanas até 36 semanas da gestação, resultou em uma notável redução de 62% na incidência de PE prematura em gestantes com risco aumentado de desenvolver PE (Rolnik *et al.*, 2017). Como também a suplementação com cálcio demonstra eficácia na diminuição do risco de PE em 49% e hipertensão gestacional em 30% (Jaiswal *et al.*, 2024). Tais achados reforçam a necessidade de modelos preditivos que selecionem grávidas com risco aumentado de desenvolver PE ainda no início da gestação, momento em que a profilaxia se mostrou eficaz.

4.3 Biomarcadores

Os biomarcadores clínicos são ferramentas que ampliam a acurácia diagnóstica e fundamentam a medicina de precisão, como observado no câncer de pulmão, no qual assinaturas genéticas orientam terapias direcionadas (Xavier *et al.*, 2022).

Auxiliam no diagnóstico e monitoramento de doenças, permitindo que os médicos identifiquem e tratem condições de saúde de forma mais precisa e personalizada. No entanto, no Brasil, esses testes possuem um valor elevado, o que limita o acesso a muitos pacientes. Isso ocorre devido a uma combinação de fatores, incluindo a necessidade de importação, a complexidade tecnológica envolvida na sua detecção e análise, e os custos associados à regulamentação. Além disso, a infraestrutura de saúde no país pode não estar sempre equipada para realizar esses testes de forma eficiente, o que aumenta os custos operacionais e reflete no preço final para o paciente (Fonseca *et al.*, 2023).

4.4 Padrões arquitetônicos de softwares

4.5 API REST

Uma API REST (Representational State Transfer) é um padrão arquitetônico para comunicação entre sistemas que utiliza os princípios do protocolo HTTP para facilitar a comunicação entre clientes e servidores. Utiliza um conceito de “endpoints”, que são os pontos de comunicação do

sistema, no qual se pode enviar ou receber dados através de uma URL. Segundo (Gowda; Gowda, 2024), sua eficiência reside na adoção de práticas como: (1) design orientado a recursos, em que entidades (como usuários ou produtos) são acessadas via endpoints (ex: /api/v1/usuarios); (2) operações sem estado, garantindo que cada requisição contenha informações completas para processamento, eliminando dependências de sessões anteriores; e (3) uso explícito de métodos HTTP (GET, POST, PUT, DELETE) para mapear operações CRUD (Create, Read, Update, Delete). Essa abordagem traz benefícios significativos: escalabilidade, pois a ausência de conexões persistentes permite distribuir carga entre servidores; segurança robusta, com implementação de HTTPS e protocolos como JWT para autenticação; e flexibilidade, viabilizando integração facilitada entre sistemas. Além disso, técnicas como caching e paginação otimizam desempenho, reduzindo latência em cenários de alto tráfego (Gowda; Gowda, 2024). A adoção dessas práticas não apenas padroniza o desenvolvimento, mas também reduz riscos de vulnerabilidades e custos de manutenção, posicionando APIs REST como pilares essenciais para aplicações web modernas.

A integração de modelos preditivos por meio de APIs tem sido amplamente adotada para fornecer suporte à decisão médica em tempo real, facilitando a incorporação de inteligência artificial em sistemas hospitalares. APIs médicas permitem que dados clínicos sejam processados e analisados dinamicamente, proporcionando recomendações baseadas em evidências e aumentando a eficiência do diagnóstico (Mandel *et al.*, 2016). Além disso, a interoperabilidade entre sistemas eletrônicos de saúde possibilita que tais interoperabilidades sejam utilizadas em diversas plataformas, como prontuários eletrônicos e aplicativos móveis voltados para gestantes e profissionais de saúde (HIMSS – Healthcare Information and Management Systems Society, 2020). Portanto, unindo a predição e a rápida integração facilitada com softwares já existentes, ou que podem vir a ser construídos, podemos tornar mais simples e efetivo esse acompanhamento clínico de gestantes em alto risco.

4.6 Machine Learning

Machine Learning (ML) é uma subárea da Inteligência artificial (IA) que utiliza algoritmos computacionais para identificar padrões em dados e realizar previsões, combinando métodos estatísticos e técnicas de ciência da computação. Na medicina, essa abordagem se divide em duas categorias principais: o aprendizado supervisionado, que prevê resultados (como o risco de infarto usando modelos como o Framingham Risk Score), e o aprendizado não supervisionado, que busca padrões ocultos em dados não rotulados (como a identificação de subtipos de doenças

para medicina personalizada). Apesar do potencial, desafios significativos limitam sua aplicação prática: a necessidade de grandes conjuntos de dados diversificados, a dificuldade em selecionar variáveis biologicamente relevantes e a validação rigorosa dos modelos para garantir precisão em diferentes populações(Deo, 2015).

Existem diversos modelos de ML, como: Random Forest, SVM (Support Vector Machine), Redes Neurais, entre outros. São algoritmos que aprendem com dados de entrada para fazer previsões ou decisões. Possui uma ampla gama de aplicações em vários campos, incluindo saúde, finanças, marketing e muito mais. Eles podem melhorar os produtos, otimizar processos e aprimorar as capacidades de tomada de decisão nas tarefas diárias.(Sarker, 2021).

O uso de ML tem se destacado na área da saúde como uma alternativa promissora para a predição de doenças, oferecendo maior precisão na análise de grandes volumes de dados clínicos(Shickel *et al.*, 2018). Modelos como redes neurais, árvores de decisão e regressão logística têm sido aplicados na predição de complicações gestacionais, demonstrando capacidade de identificar padrões complexos que não seriam facilmente detectáveis por métodos convencionais(Artzi *et al.*, 2020). Estudos recentes indicam que modelos baseados em aprendizado supervisionado conseguem atingir altas taxas de sensibilidade e especificidade, quando treinados com bases de dados clínicos robustas e diversificadas(Marić *et al.*, 2020).

5 ESTADO DA ARTE

Para aprofundar sobre o assunto, uma revisão de escopo está sendo conduzida em paralelo a este trabalho com o intuito de aprofundarmos sobre a eficácia da aplicação da ML para o auxílio no diagnóstico precoce da PE. As buscas sobre os trabalhos co-relatos ao tema ocorreram em três bases online, PubMed, Embase (Elsevier) e Biblioteca virtual de saúde (BVS). O protocolo da revisão já foi produzido e publicado, indicando as variáveis de buscas e mais detalhes (Anexo A).

No entanto, antes, precisamos abordar um pouco os métodos tradicionais de predição para a PE, que incluem a análise de fatores de risco clínicos, como idade materna, índice de massa corporal (IMC), antecedentes obstétricos e medidas da pressão arterial (American College of Obstetricians and Gynecologists (ACOG), 2020). Além disso, exames laboratoriais e ultrassonográficos, como a dosagem do fator de crescimento placentário (PLGF) e a medida da artéria uterina por Doppler, têm sido utilizados para estimar o risco de desenvolvimento da condição (Poon; Nicolaides, 2014). Essas abordagens apresentam limitações, como alto custo e baixa acessibilidade, dificultando sua ampla adoção em países de baixa e média renda (World Health Organization, 2019).

As calculadoras de riscos também são utilizadas para prever a PE e empregam métodos de regressão integrando um conjunto de variáveis preditivas, incluindo características maternas, pressão arterial média (PAM), índice de pulsatilidade da artéria uterina (UTA-PI), PLGF e proteína plasmática A associada à gravidez (PAPP-A) para estimar riscos obstétricos. Desenvolvidas em colaboração entre a Fetal Medicine Foundation (FMF) e o Hospital Clínic de Barcelona, essas ferramentas demonstraram maior precisão diagnóstica em comparação com métodos tradicionais, além de serem a única abordagem com validação internacional (Riishede *et al.*, 2023).

O estudo de (Castro Rezende *et al.*, 2024), realizado no Brasil, mostra que mesmo validados, métodos como esse não levam em conta a população local para calibrar seus parâmetros fundamentais, o que é essencial para uma boa precisão em tipos de populações distintas, no qual o resultado é uma taxa considerada alta de falsos positivos (FPR) de 24,4%. Quando comparamos com outros modelos preditivos que utilizam ML, que obtêm resultados de FPR abaixo de 15% (Gil *et al.*, 2024). Com isso podemos observar a discrepância desses resultados, demonstrando que a falta de dados personalizados para a população afeta expressivamente o ní-

vel de precisão do resultado. Apesar disso, o modelo da FMF mantém relevância clínica por sua validação internacional e simplicidade operacional, sendo amplamente adotado em contextos de recursos limitados e frequentemente referenciadas por outros autores que desenvolvem modelos de aprendizado de máquina como um padrão para validação de sua acurácia, por ser um padrão aceito e validado(Torres-Torres *et al.*, 2024).

Além disso, Araújo et al. propuseram um modelo de aprendizado de máquina baseado em LightGBM, treinado com dados sintéticos gerados pela metodologia DAS (Data Augmentation and Smoothing) a partir de parâmetros do hemograma completo (CBC), para apoiar o diagnóstico de pré-eclâmpsia com sinais de gravidade(Araújo; Macedo; Veloso *et al.*, 2024). O modelo alcançou AUROC de 0,90, sensibilidade de 0,95 e especificidade de 0,79, evidenciando o alto potencial preditivo dessa combinação. No entanto, por depender de exame laboratorial, ainda adiciona uma etapa e um requisito de infraestrutura ao fluxo assistencial, o que pode limitar sua aplicabilidade imediata em cenários com recursos mais restritos.

Demonstrando o potencial das tecnologias de IA na transformação do cuidado pré-natal um estudo desenvolveu usando Python, scikit-learn e TensorFlow, com dados analisados por meio do SPSS 22 uma versão do IBM SPSS Statistics para prever o risco de PE. Enquanto algoritmos de deep learning e Extra Trees Classifier, foram empregados para avaliar o poder preditivo de diferentes variáveis. O estudo utilizou técnicas como aumento de gradiente e otimização de hiper parâmetros para melhorar o desempenho do modelo, que demonstrou uma sensibilidade de 73,7% e especificidade de 92,7%, indicando sua eficácia na distinção entre casos positivos e negativos para pré-eclâmpsia(Bülez *et al.*, 2024).

Recente estudo chinês testou cinco algoritmos de classificação diferentes, Logistic Regression, Extra Trees Classifier, Voting Classifier, Gaussian Process Classifier e Stacking Classifier. O Stacking Classifier apresentou o melhor desempenho na previsão da pré-eclâmpsia prematura, com uma área sob a curva (AUC) de 0,884. no qual incorpora várias características maternas, como idade, altura, peso antes da gravidez e biomarcadores clínicos, como PAM, UTA-PI, PAPP-A e PLGF, utilizando da ferramenta SHAP (ShaPley Additive Explanations) para explicar as previsões do modelo e oferecer mais transparência do modelo, o que torna mais seguro a aplicação em contextos clínicos, porém ressalta a necessidade de validação desse método por considerar dados de apenas um único centro local(Li *et al.*, 2024).

Portanto, fica evidente a viabilidade e relevância do desenvolvimento de uma nova ferramenta preditiva para avaliação do risco de pré-eclâmpsia baseada em algoritmos de machine learning

utilizando dados clínicos específicos da nossa população. Essa abordagem personalizada tem o potencial de superar as limitações dos modelos atuais, especialmente no que se refere à taxa de falsos positivos e à acurácia em contextos locais, contribuindo significativamente para a tomada de decisão clínica mais precisa e eficaz e facilitar a implementação dessas ferramentas em diferentes realidades socioeconômicas. Diante deste cenário, construímos um modelo de ML, o Lightgbm, acoplado e disponibilizado via API REST, elegemos esse modelo após uma revisão sistematica da eficacia do machine learning na predição da PE no geral, e para a nossa realidade do tamanho da amostra que iremos trabalhar os algoritmos da familia do gradient boosting(GBM) se mostraram sempre acertivos e sem complexidade para o treinamento.

Tabela 1 – Comparação entre modelos de predição de pré-eclâmpsia descritos na literatura e o presente estudo.

Estudo / Modelo	Variáveis	AUC	Sensibilidade	Especificidade / FPR	Observações
FMF (regressão) (Riishede <i>et al.</i> , 2023; Castro Rezende <i>et al.</i> , 2024)	Dados maternos; PAM; UTA-PI; PLGF; PAPP-A	–	–	FPR = 24,4%	Modelo validado internacionalmente; elevada taxa de falsos positivos na população brasileira.
Araújo et al. (LightGBM) (Araújo; Macedo; Veloso <i>et al.</i> , 2024)	Hemograma completo (CBC) com dados sintéticos (DAS)	0,90	0,95	0,79 (esp.)	Requer exames laboratoriais; maior complexidade operacional.
Bulez et al. (DL / Extra Trees) (Bulez <i>et al.</i> , 2024)	Variáveis clínicas diversas	–	73,7%	92,7% (esp.)	Deep Learning com otimização extensa de hiperparâmetros.
Li et al. (Stacking) (Li <i>et al.</i> , 2024)	Dados maternos; PAM; UTA-PI; PLGF; PAPP-A	0,884	–	–	Validação em centro único; uso de SHAP para explicabilidade.
Presente estudo (PPML)	18 variáveis clínicas/obstétricas (idade, IMC, diabetes, HAS, peso gestacional, Doppler, etc.)	0,9711	0,93	0,955 (esp.) / FPR = 4,5%	Amostra real local (44 casos: 22 com e 22 sem PE); sem uso de biomarcadores.

6 PPML – API REST FULL

Foi denominada PPML e desenvolvida em *Python 3.9+* utilizando *FastAPI* como *framework web* assíncrono, com validação automática de entrada via *Pydantic* e documentação *OpenAPI/Swagger* nativa. A comunicação ocorre via *HTTP/HTTPS* com payloads *JSON*, suportando *deploy* containerizado utilizando *Uvicorn*, e publicado no serviço de nuvem do *Heroku*.

O modelo final implementado foi o *LightGBM (LGBMClassifier)* de gradiente boosting, otimizado para classificação binária, por demonstrar melhor desempenho com o tamanho de amostra disponível. Foi treinado com 17 variáveis clínicas: idade, IMC, diabetes, hipertensão, origem racial, histórico familiar de diabetes, tipo de diabetes, média do índice de pulsatilidade (IP), perdas gestacionais, peso, idade gestacional, idade gestacional corrigida, peso fetal, percentil da artéria uterina, percentil da artéria umbilical, percentil de peso fetal e circunferência abdominal.

Foram desenvolvidas três versões do algoritmo. A primeira considerou apenas os tratamentos nos dados originais, com *data augmentation* gaussiana (+40% nas variáveis contínuas) e *SMOTE* (balanceamento de 15.9% para 50% positivos), utilizando *GroupShuffleSplit* por paciente para evitar *data leakage* e *splits* estratificados, com 72% para treino, 13% para validação e 15% para teste. Esse modelo alcançou *AUC-ROC* de 0.9711 e acurácia de 0.9318, com precisão de 0.9524, *recall* de 0.9091 e *F1-score* de 0.9302 no conjunto de teste independente.

O segundo modelo não utilizou *data augmentation* e apresentou *AUC-ROC* de 0.8356 e acurácia de 0.8000, com precisão de 0.6316, *recall* de 0.9500 e *F1-score* de 0.7059. O terceiro diferiu do primeiro no tratamento dos dados, considerando o peso materno com subtração do peso fetal e separação de pacientes por gestações. Esse modelo alcançou *AUC-ROC* de 0.9886 e acurácia de 0.9286, com precisão de 0.9048, *recall* de 0.9500 e *F1-score* de 0.93, sendo escolhido como modelo final.

A avaliação incluiu *ROC-AUC*, matriz de confusão, curvas de aprendizado e importância das variáveis baseada em *SHAP*, destacando como top 5: peso, idade gestacional, diabetes, idade e hipertensão. O modelo final foi configurado com .

Também foi desenvolvido e avaliado um modelo baseado em Rede Neural para classificação binária, treinado com as mesmas 25 variáveis clínicas de obstétricas, utilizando normalização dos dados e balanceamento por *oversampling*. Entretanto, com o tamanho limitado da amostra disponível, o modelo apresentou capacidade discriminatória inferior à do método de Gradiente

Boosting. A avaliação no conjunto de teste mostrou AUC-ROC = 0.6548, indicando baixo poder de separação entre os desfechos. A análise por diferentes limiares de decisão evidenciou desempenho instável, com destaque para o melhor ponto em threshold = 0.20, no qual foram obtidos precision = 0.292, recall = 1.000 e F1-score = 0.452. Em limiares mais conservadores, observou-se queda acentuada da sensibilidade, como em threshold = 0.40, com precision = 0.250, recall = 0.429 e F1-score = 0.316, e em threshold = 0.50, com precision = 0.500, recall = 0.286 e F1-score = 0.364. Esses resultados demonstram que, apesar da alta sensibilidade obtida em limiares baixos, a rede neural apresentou elevado número de falsos positivos e desempenho global insatisfatório para aplicação clínica isolada, reforçando a superioridade do modelo baseados em *Gradient Boosting* para o contexto estudado.

O pré-processamento do modelo implementado segue pipeline customizada com pandas (manipulação), *scikit-learn*, *StandardScaler* (normalização), mapeamentos categóricos (raça: Branco=1/Pardo=2/Preto=3; histórico diabetes), extração de comorbidades via *regex* de acordo com as entradas categorizadas, preenchimento NaN (0/moda), e garantia de 25 features fixas.

A api possui um endpoint que oferece a predição, denominado `predict_lgbm`, os demais são apenas para verificação das variáveis e da disponibilidade da api, onde retorna com a probabilidade e e uma classificação de alto ou baixo risco, considerando com threshold 0.5 para alto/baixo risco.

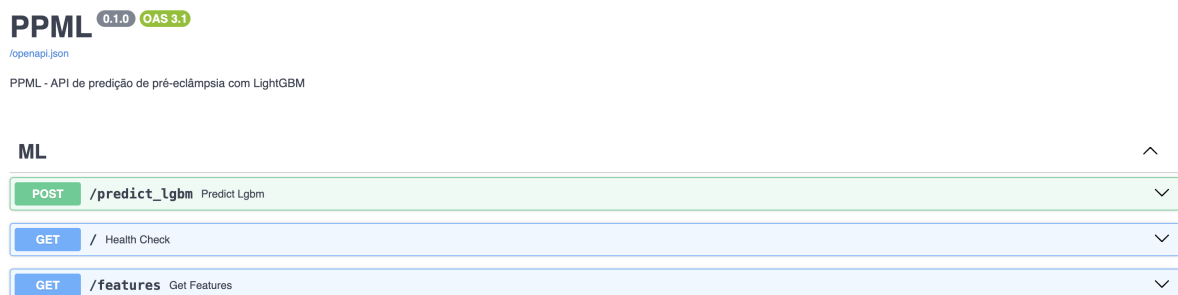


Figura 2 – Fonte: Heroku, 2025.

disponibilizamos o serviço através de um servidor Linux de alta disponibilidade, hospedado no Heroku, uma plataforma em nuvem de baixo custo, utilizando o GitHub para deploy e integração com a plataforma para a pipeline de integração.

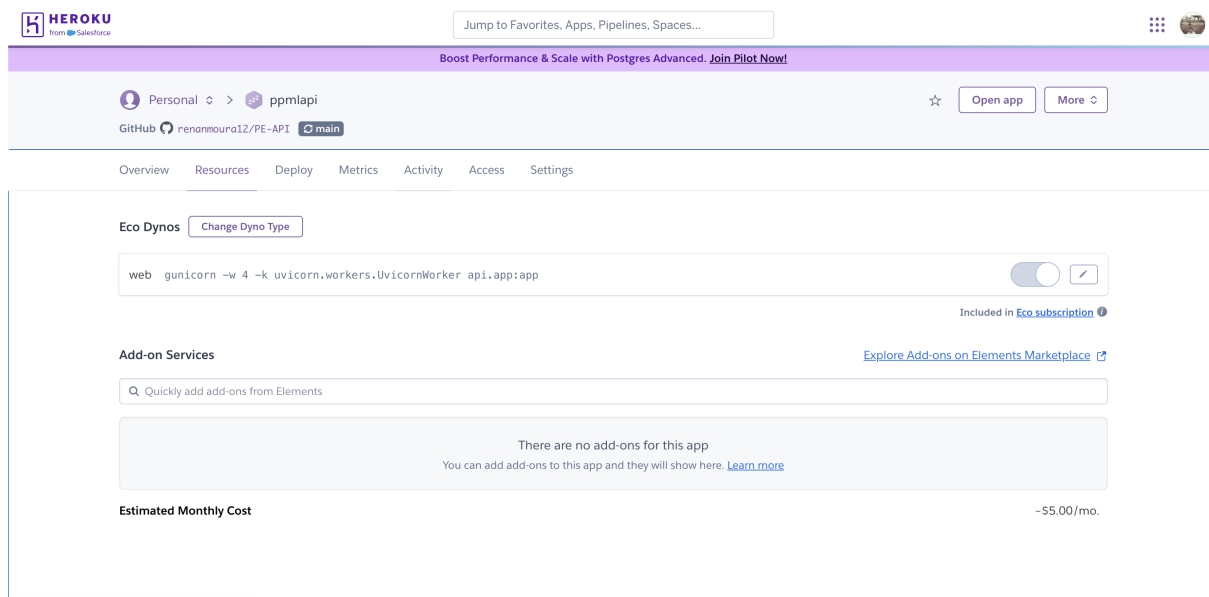


Figura 3 – Fonte: Heroku, 2025.

O projeto foi organizado em pastas funcionais básicas para facilitar manutenção e desenvolvimento ágil, no qual a pasta API contém os endpoints RESTful, gerenciando recebimento e validação dos dados e respostas. já a pasta DATA armazena a planilha utilizada para o treinamento e para alimentar o modelo. A pasta MODELS armazena o modelo treinado, o LightGBM serializado, e scripts para carregamento e inferência. a pasta NOTEBOOKS é usada para experimentação, treinamento, avaliação e geração dos modelos, incluindo análise exploratória e métricas. A organização do código foi pensada para seguir uma organização simples, seguindo os princípios do Clean code, garantindo separação das responsabilidades e modularidade.

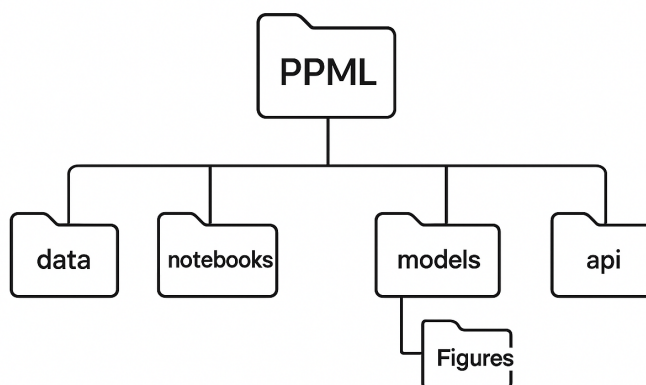
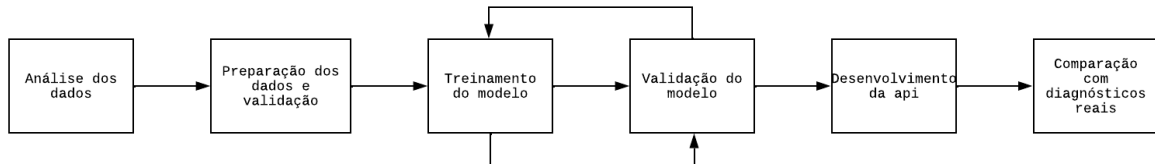


Figura 4 – Fonte: Autor, 2025.

7 METODOLOGIA

A metodologia do desenvolvimento da PPML seguirá o processo de pipeline de Machine Learning, baseado no modelo proposto por (Kreuzberger; Kühl; Hirschl, 2023), adaptado à nossa proposta de aplicação clínica.



7.1 Análise dos dados

Os dados utilizados neste estudo são provenientes do banco de dados relacional da clínica privada, composto por laudos ultrassonográficos e informações clínicas de gestantes atendidas na instituição. Cada registro é associado a um identificador único de paciente (*PacienteId*), não havendo acesso a informações diretamente identificáveis, o que garante a confidencialidade das participantes. Inicialmente, foi realizada uma análise exploratória para quantificar o número de pacientes e exames disponíveis, caracterizar a distribuição do desfecho de pré-eclâmpsia e inspecionar a presença de valores ausentes, inconsistências em datas e possíveis erros de digitação em variáveis contínuas, como peso, índice de massa corporal (IMC) e medidas fetais, para com isso podermos realizar o tratamento via código no momento da criação do algoritmo para leitura dos dados.

Essa etapa permitiu definir quais exames ultrassonográficos seriam considerados na exportação final. Foram eles, o obstétrico simples, obstétrico com Doppler e translucência nugal, eles permitem avaliar o acompanhamento total por gestante ao longo de gestações. Também foram identificadas as principais variáveis clínicas de interesse, tais como idade materna, presença de diabetes e hipertensão, histórico obstétrico e tabagismo, de modo a orientar as etapas subsequentes de preparação dos dados e seleção de atributos.



Figura 5 – Fonte: Autor, 2025.

7.2 Preparação dos dados e validação

Após a aprovação do Comitê de Ética, os dados clínicos e ultrassonográficos foram exportados através de uma aplicação feita em c#, onde a única função era acessar o banco de dados disponível e unificar os dados disponíveis nos exames citados acima, em uma única planilha, na qual as diferentes tabelas foram integradas por meio do campo *PacienteId*. A preparação dos dados foi aplicada diretamente na pipeline da ML, no qual realizamos a conversão explícita dos tipos de variáveis, datas, números inteiros e reais. A padronização de categorias textuais como cor/raça, histórico familiar de diabetes, e o cálculo da idade materna a partir da data de nascimento e de uma data de referência consistente para cada paciente. Uma versão também foi desenvolvida aplicando duas regras a mais, a primeira seria na variável peso(peso da mãe),

onde foi subtraído a variável pesoFetal(peso do feto), a segunda é a separação por gestação do mesmo paciente, ou seja se tiver dados acima de nove(9) meses, realizamos a separação por esse intervalo. Valores ausentes foram tratados com regras específicas: uso da moda para variáveis categóricas, substituição por zero para variáveis que representam ausência de condição clínica e utilização de valores de referência quando não foi possível inferir a informação a partir dos registros.

Além disso, foram aplicados limites fisiologicamente plausíveis às variáveis contínuas, com o objetivo reduzir outliers e mitigar o impacto de erros de digitação sem descartar registros inteiros (por exemplo, restringindo a idade materna a um intervalo entre 15 e 50 anos, peso entre 40 e 150 kg, IMC entre 15 e 50, e peso fetal máximo de 5 000 g). A partir de textos livres sobre antecedentes clínicos, foram criadas variáveis binárias indicadoras de condições específicas, como hipertensão pré-existente e historico familiar de diabetes. A versão final do conjunto de dados pré-processado foi submetida à validação de uma especialista em medicina fetal, que avaliou a coerência das decisões de codificação, inclusão e exclusão de variáveis, bem como dos limites adotados, para que corresponda ao conhecimento clínico atual sobre fatores de risco para pré-eclâmpsia.

7.3 Treinamento do modelo

Concluída a preparação dos dados, procedeu-se à definição da variável alvo (*PreEclampsia*) e do conjunto de atributos de entrada, compostos por variáveis clínicas e ultrassonográficas selecionadas na etapa anterior. Para evitar vazamento de informação entre conjuntos de treino e teste, foi adotada uma estratégia de divisão baseada em grupos, garantindo que todos os registros de uma mesma gestante permanecessem em apenas um dos conjuntos. Em seguida, foram construídos os conjuntos de treino, validação e teste, com estratificação em relação ao desfecho para preservar a proporção de casos de pré-eclâmpsia em cada partição.

Foram utilizados todos os dados da planilha exportada para uma primeira verificação, onde se observou que algumas variáveis logo após o treinamento tinha nenhuma importância final a predição, portanto foram sendo excluídas ao passo que iam sendo identificadas.

Tabela 2 – Variáveis maternas e ultrassonográficas disponíveis.

Fonte	Variável
Dados maternos/ultrassonográficos	Paciente ID
	Data
	Peso
	IMC
	Diabetes
	Hipertensão
	Data de Nascimento
	Data Provável do Parto
	Origem Racial
	Histórico Familiar de Diabetes
	Risco Trissomia 21
	Risco Trissomia 18
	Risco Basal Pré-Eclâmpsia
	Risco Corrigido Pré-Eclâmpsia
	Risco Restrição de Crescimento
	Percentil
	Média IP – Percentil Artéria uterina
	História Obstétrica Anterior
	Perdas Gestacionais
	Fuma
	Idade Gestacional
	Idade Gestacional Corrigida
	Peso Fetal
	Medicação
	Uso de Medicação
	Outro Uso de Medicação
	Maior Bolsão
	Circunferência Abdominal
	Percentil Circunferência Abdominal
	Percentil Artéria Umbilical
	Percentil Relação Cérebro–Placenta
	Percentil Artéria
	Percentil Peso
	Data Provável do Parto 1º Trimestre
	Doença Pré-Existente
	Tipo de Doença Pré-Existente
	Biometria Embrionária (dias)
	Biometria Embrionária (semanas)

Tabela 3 – Variáveis do questionário de desfechos disponíveis

Fonte	Variável
Dados do questionário de desfechos	Paciente ID
	Pré-eclâmpsia
	Diabetes
	Anemia
	Hipotireoidismo
	Outras Doenças
	Medicamentos
	Último Peso
	Idade Gestacional
	Tipo Parto
	Data Nascimento
	Peso Nascimento
	Comprimento ao nascer
	Perímetro Cefálico
	Apgar 1 minuto
	Apgar 5 minutos
	Dias Hospital
	Intercorrências
	Tipo Diabetes
	Primeiro Peso gravidez
	Data Parto
	Data Peso Cartão

Ao final foram somente utilizadas variáveis que ao decorrer do estudo demonstraram alguma importância, para essa classificação interna foi utilizado a técnica SHAP-like feature importance. Testes corridos de treinamento e validação interna foram conduzidos para eleger as que realmente estavam impactando para a predição final, as que ficaram como classificação zerada, foram retiradas. O motivo dessa baixa importância somente nessas variáveis se deu pela baixa quantidade de ocorrências daquele dado, portanto não tinha como estabelecer dados fictícios e entrava em desuso, portanto foi excluída.

Quadro 1: Dados de treinamento final e entrada para predição

Idade materna (anos)
Índice de Massa Corporal – IMC
Diabetes
Hipertensão
Peso no primeiro trimestre (kg)
Origem racial
Histórico familiar de diabetes
Tipo de diabetes
Índice de Pulsatilidade médio da Artéria Uterina (IP médio)
Perdas gestacionais anteriores
Peso materno atual (kg)
Idade gestacional (semanas)
Idade gestacional corrigida (semanas)
Peso fetal estimado (g)
Percentil da Artéria Uterina
Percentil da Artéria Umbilical
Percentil do peso fetal
Circunferência abdominal(mm)

Fonte: Adaptado de Fetal Medicine Foundation, 2025.

Devido ao desbalanceamento natural dos dados (menor frequência de casos de pré-eclâmpsia em relação aos controles), empregou-se a técnica de *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE) para geração de amostras sintéticas da classe minoritária, seguida de uma etapa de *data augmentation* numérica, na qual foi adicionado ruído gaussiano controlado às variáveis contínuas, respeitando os limites fisiológicos previamente definidos. O modelo de aprendizado de máquina escolhido foi o *Light Gradient Boosting Machine* (LightGBM), configurado para classificação binária, utilizando *early stopping* com base no desempenho no conjunto de validação. Os hiperparâmetros foram ajustados com foco em maximizar a sensibilidade (recall) para o desfecho de pré-eclâmpsia, mesmo ao custo de maior número de falsos positivos, em consonância com a priorização clínica de reduzir falhas na detecção de gestantes de alto risco.

7.4 Validação do modelo

A avaliação de desempenho do modelo foi conduzida de forma independente nos conjuntos de validação e teste, que não participaram do treinamento nem do balanceamento das classes,

sendo o conjunto de teste composto por 44 pacientes, dos quais 22 apresentaram pré-eclâmpsia e 22 não tiveram o desfecho. Para cada paciente, o modelo produziu probabilidades de ocorrência de pré-eclâmpsia, a partir das quais foram estimadas as curvas *Receiver Operating Characteristic* (ROC) e *precision-recall*. A partir dessas curvas, foram calculadas métricas de desempenho, incluindo área sob a curva (AUC), acurácia, sensibilidade, especificidade, precisão, *F1-score* e matriz de confusão, com ênfase na análise da sensibilidade em diferentes pontos de corte.

Foram desenvolvidas alguns notebooks

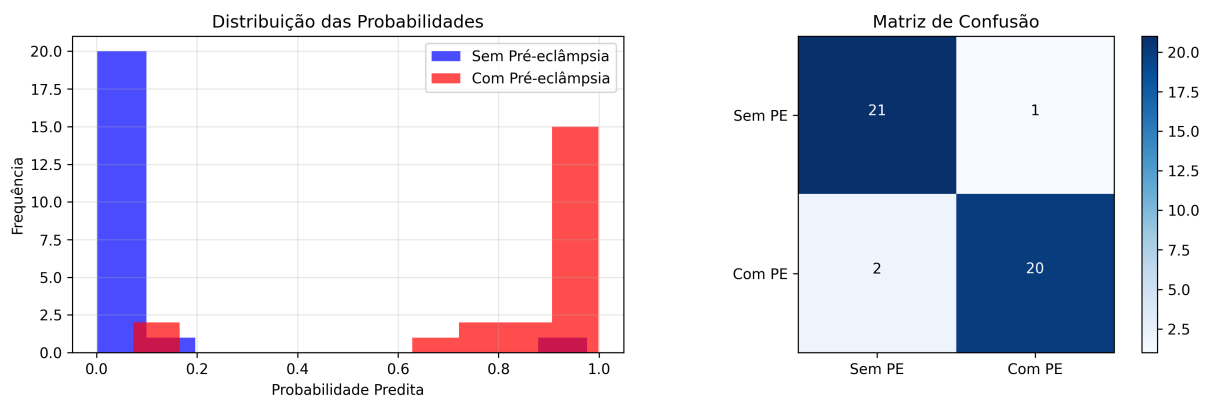


Figura 6 – Fonte: Autor, 2025.

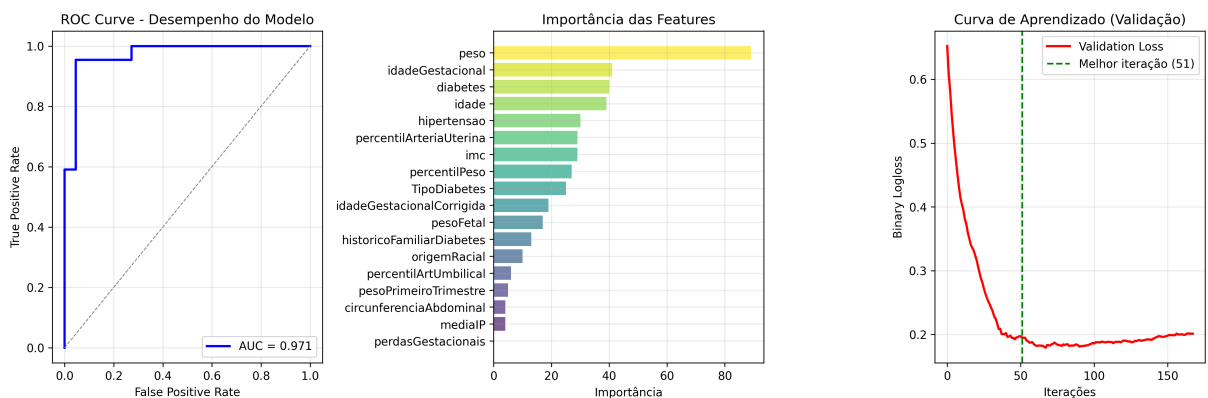


Figura 7 – Fonte: Autor, 2025.

Com base nessas análises, foi definido um limiar de decisão para a probabilidade de pré-eclâmpsia que equilibra adequadamente sensibilidade e especificidade, priorizando a identificação de gestantes em maior risco. Esse limiar foi discutido com a especialista em medicina fetal, considerando o impacto clínico da classificação de risco, o fluxo de atendimento da clínica e as recomendações de diretrizes nacionais sobre triagem e prevenção de pré-eclâmpsia. Adicionalmente, foram analisadas as importâncias das variáveis fornecidas pelo LightGBM,

permitindo identificar quais atributos contribuíram de forma mais relevante para a predição e apoiar a interpretação clínica do modelo.

7.5 Desenvolvimento da API

Após a definição do modelo final e do limiar de decisão, o classificador LightGBM, juntamente com o conjunto de pré-processamento (funções de limpeza, codificação e normalização) e a lista ordenada de atributos, foi empacotado em artefatos serializados para uso em produção. Com base nesses artefatos, foi desenvolvida uma interface de programação de aplicações (API) em linguagem Python, responsável por expor serviços de predição por meio de requisições HTTP. A API foi implementada de forma a receber, em formato *JSON*, os dados clínicos e ultrassonográficos necessários, aplicar o mesmo fluxo de pré-processamento descrito na etapa de preparação dos dados e, em seguida, invocar o modelo treinado para obter a probabilidade estimada de pré-eclâmpsia para cada gestante.

A resposta da API inclui tanto a probabilidade contínua quanto a classificação binária de risco (alto ou baixo), baseada no limiar de decisão definido na etapa de validação.

Quadro 2: Resultado da predição de risco de pré-eclâmpsia

Parâmetro	Valor
Sucesso da predição	Verdadeiro
Probabilidade de pré-eclâmpsia	0,31
Classificação de risco	Baixo

Fonte: Resultado da aplicação do modelo de Machine Learning, 2025.

Essa arquitetura permite integrar o modelo de predição ao fluxo de trabalho assistencial, oferecendo suporte à tomada de decisão em tempo quase real durante o atendimento.

7.6 Comparação com diagnósticos reais

Em ambiente de uso rotineiro, cada predição realizada pela API é armazenada em uma tabela específica, contendo o identificador da paciente, a data da predição, a probabilidade estimada de pré-eclâmpsia e a classificação de risco atribuída pelo modelo. Após o desfecho da gestação, os diagnósticos reais e os principais desfechos perinatais (como idade gestacional ao parto, peso ao nascimento, necessidade de internação e complicações associadas) são vinculados a essas predições, possibilitando a comparação sistemática entre as saídas do modelo e os resultados observados na prática clínica.

Essa comparação contínua permite monitorar o desempenho do modelo ao longo do tempo, detectar eventuais degradações de acurácia decorrentes de mudanças no perfil da população atendida ou nos protocolos assistenciais e, quando necessário, planejar ciclos de re-treinamento com a incorporação de novos dados. Dessa forma, estabelece-se um ciclo de melhoria contínua, no qual os dados gerados na rotina assistencial alimentam sucessivas versões do modelo, garantindo que o sistema de apoio à decisão se mantenha atualizado e alinhado às evidências e diretrizes mais recentes sobre predição e prevenção da pré-eclâmpsia.

REFERÊNCIAS

ALCINO, M. S. *et al.* Inteligência artificial e saúde materna: a experiência da Caren em Goiás. **Journal of Health Informatics**, v. 16, Especial, 2024. DOI: 10.59681/2175-4411.v16.iEspecial.2024.1271.

AMERICAN COLLEGE OF OBSTETRICIANS AND GYNECOLOGISTS (ACOG). **Hypertension in Pregnancy**. [S. l.: s. n.], 2020. <https://www.acog.org/>. Acesso em: 13 fev. 2025.

ARAÚJO, D. C.; MACEDO, A. A. de; VELOSO, A. A. *et al.* Complete blood count as a biomarker for preeclampsia with severe features diagnosis: a machine learning approach. **BMC Pregnancy and Childbirth**, v. 24, n. 1, p. 628, 2024. DOI: 10.1186/s12884-024-06821-4. Disponível em: <https://doi.org/10.1186/s12884-024-06821-4>.

ARTZI, Natalie S. *et al.* Prediction of gestational diabetes based on nationwide electronic health records. **Nature Medicine**, v. 26, n. 1, p. 71–76, jan. 2020. DOI: 10.1038/s41591-019-0724-8.

BÜLEZ, A. *et al.* Artificial Intelligence in Early Diagnosis of Preeclampsia. **Nigerian Journal of Clinical Practice**, v. 27, n. 3, p. 383, mar. 2024.

CASTRO REZENDE, Karina Bilda de *et al.* Performance of the first-trimester Fetal Medicine Foundation competing risks model for preeclampsia prediction: an external validation study in Brazil. **AJOG Global Reports**, v. 4, n. 2, p. 100346, 2024. DOI: 10.1016/j.xagr.2024.100346. Disponível em: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/38694483/>.

CHAPPELL, Lucy C. *et al.* Pre-eclampsia. **The Lancet**, v. 398, n. 10297, p. 341–354, 2021. DOI: 10.1016/S0140-6736(20)32335-7.

DEO, Rahul C. Machine Learning in Medicine. **Circulation**, v. 132, n. 20, p. 1920–1930, 2015. DOI: 10.1161/CIRCULATIONAHA.115.001593.

FONSECA, Evelyn *et al.* BIOMARCADORES NO DIAGNÓSTICO DE DOENÇAS. **REVISTA FOCO**, v. 16, e3813, dez. 2023. DOI: 10.54751/revistafoco.v16n12-014.

GAROVIC, Vesna D. *et al.* Hypertension in Pregnancy: Diagnosis, Blood Pressure Goals, and Pharmacotherapy: A Scientific Statement From the American Heart Association. **Hypertension**, v. 79, n. 2, e21–e41, 2022. DOI: 10.1161/HYP.0000000000000208.

GIL, M. M. *et al.* Validating a machine-learning model for first-trimester prediction of pre-eclampsia using the cohort from the PREVAL study. **Ultrasound in Obstetrics & Gynecology**, v. 63, n. 1, p. 68–74, 2024. DOI: 10.1002/uog.27478. Disponível em: <https://obgyn.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/uog.27478>.

GOWDA, Priyanka; GOWDA, Ashwath Narayana. Best Practices in REST API Design for Enhanced Scalability and Security, 2024. Disponível em: https://www.researchgate.net/profile/Priyanka-Gowda-Ashwath-Narayana-Gowda-2/publication/383599280_Best_Practices_in_REST_API_Design_for_Enhanced_Scalability_and_Security/links/67a54292461fb56424cc95a0/Best-Practices-in-REST-API-Design-for-Enhanced-Scalability-and-Security.pdf.

HIMSS – HEALTHCARE INFORMATION AND MANAGEMENT SYSTEMS SOCIETY. **The role of APIs in modern healthcare**. [S. l.: s. n.], 2020. HIMSS Report. Acesso em: 13 fev. 2025. Disponível em: <https://www.himss.org/>.

JAISWAL, Vikash *et al.* Association between calcium supplementation and gestational hypertension, and preeclampsia: A Meta-analysis of 26 randomized controlled trials. **Current Problems in Cardiology**, v. 49, n. 3, p. 102217, 2024. ISSN 0146-2806. DOI: 10.1016/j.cpcardiol.2023.102217. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0146280623006345>.

KREUZBERGER, Daniel; KÜHL, Niklas; HIRSCHL, Stefan. Machine Learning Operations (MLOps): Overview, Definition, and Architecture. **IEEE Access**, v. 11, p. 1–1, 2023. DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3241234.

LI, Taishun *et al.* Prediction model of preeclampsia using machine learning based methods: a population based cohort study in China. **Frontiers in Endocrinology**, v. 15, p. 1345573, jun. 2024. DOI: 10.3389/fendo.2024.1345573. Disponível em: <https://www.frontiersin.org/journals/endocrinology/articles/10.3389/fendo.2024.1345573/full>.

LIMA, Mirella Maria de *et al.* A importância do acompanhamento do pré-natal na Atenção Básica. **Brazilian Journal of Implantology and Health Sciences**, v. 6, n. 4, p. 2457–2468, abr. 2024. DOI: 10.36557/2674-8169.2024v6n4p2457-2468. Disponível em: <https://bjihs.emnuvens.com.br/bjihs/article/view/2000>.

MA'AYEH, Marwan; COSTANTINE, Mohamed M. Prevention of preeclampsia. **Seminars in Fetal and Neonatal Medicine**, v. 25, n. 5, p. 101123, out. 2020. Epub 2020 Jun 2. DOI: 10.1016/j.siny.2020.101123.

MANDEL, Joshua C. *et al.* SMART on FHIR: a standards-based, interoperable apps platform for electronic health records. **Journal of the American Medical Informatics Association**, v. 23, n. 5, p. 899–908, set. 2016. Epub 2016 Feb 17. DOI: 10.1093/jamia/ocv189.

MARIĆ, Ivan *et al.* Early prediction of preeclampsia via machine learning. **American Journal of Obstetrics & Gynecology MFM**, v. 2, n. 2, p. 100100, maio 2020. DOI: 10.1016/j.ajogmf.2020.100100.

OLIVEIRA, Fabricia Araújo; SILVA, Gustavo Iltemberg Sousa. Intervenções de enfermagem no pré-natal de alto risco: revisão integrativa. **Revista Saber Digital**, v. 18, n. 2, e20251812, jun. 2025. DOI: 10.24859/SaberDigital.2025v18n2.1745.

POON, L. C.; NICOLAIDES, K. H. Early Prediction of Preeclampsia. **Obstetrics and Gynecology International**, v. 2014, p. 1–11, 2014. DOI: 10.1155/2014/297397.

QUEIROZ, Yvine; SOUSA, Milena. Empoderamento materno: a importância de abordar sobre via de parto durante pré-natal. **Revista Brasileira de Filosofia e História**, v. 13, p. 2322–2330, fev. 2024. DOI: 10.18378/rbfh.v13i1.10360.

REZENDE, K. B. C. *et al.* Performance of the first-trimester Fetal Medicine Foundation competing risks model for preeclampsia prediction: an external validation study in Brazil. **AJOG Global Reports**, v. 4, n. 2, p. 100346, 2024. DOI: 10.1016/j.xagr.2024.100346.

RIISHEDE, I. *et al.* Pre-eclampsia screening in Denmark (PRESIDE): national validation study. **Ultrasound in Obstetrics & Gynecology**, v. 61, n. 6, p. 682–690, maio 2023. DOI: 10.1002/uog.26183. Disponível em: <https://obgyn.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/uog.26183>.

ROLNIK, Daniel L. *et al.* ASPRE trial: performance of screening for preterm pre-eclampsia. **Ultrasound in Obstetrics & Gynecology**, v. 50, n. 4, p. 492–495, ago. 2017. DOI: 10.1002/uog.18816.

SARKER, Iqbal H. Machine Learning: Algorithms, Real-World Applications and Research Directions. **SN Computer Science**, Springer, v. 2, n. 3, p. 160, 2021. ISSN 2661-8907. DOI: 10.1007/s42979-021-00592-x.

SHICKEL, Benjamin *et al.* Deep EHR: A Survey of Recent Advances in Deep Learning Techniques for Electronic Health Record (EHR) Analysis. **IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics**, v. 22, n. 5, p. 1589–1604, set. 2018. DOI: 10.1109/JBHI.2017.2767063.

SILVA, Guilherme Dias Coelho *et al.* Impactos da pré-eclâmpsia na gravidez. **Cuadernos de Educación y Desarrollo**, v. 16, n. 2, 2024. Acesso em: 2025-11-24. Disponível em: <https://ojs.cuadernoseducacion.com/ojs/index.php/ced/article/view/2659/2098>.

SILVA, Idson Emanuel Cavalcanti *et al.* PERFIL DA MORTALIDADE MATERNA: O PAPEL CRÍTICO DA ASSISTÊNCIA PRÉ-NATAL NA REDUÇÃO DE ÓBITOS

MATERNOS NO BRASIL. **Arquivos de Ciências da Saúde da UNIPAR**, v. 28, n. 3, p. 951–967, 2025. DOI: 10.25110/arqsaude.v28i3.2024-10994. Disponível em: <https://www.revistas.unipar.br/index.php/saude/article/view/10994>.

SILVA, Mayara Amanda da. **Avaliação de Modelos de Aprendizado de Máquina para Classificação de Gestantes e Predição de Gravidez de Risco Usando o Histórico de Consultas Médicas**. 2021. Diss. (Mestrado) – Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, MG. Orientador: Alex Borges Vieira; Coorientadores: Artur Ziviani, Heder Soares Bernardino. Disponível em: <https://repositorio.ufjf.br/jspui/bitstream/ufjf/13763/1/mayaraamandadasilva.pdf>.

TORRES-TORRES, J. *et al.* Performance of machine-learning approach for prediction of pre-eclampsia in a middle-income country. **Ultrasound in Obstetrics & Gynecology**, v. 63, n. 3, p. 350–357, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1002/uog.27510>. eprint: <https://obgyn.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/uog.27510>. Disponível em: <https://obgyn.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/uog.27510>.

VIELLAS, Elaine *et al.* Prenatal care in Brazil. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 30, s85–s100, ago. 2014. DOI: 10.1590/0102-311X00126013.

WORLD HEALTH ORGANIZATION. **WHO recommendations for prevention and treatment of pre-eclampsia and eclampsia**. Geneva: World Health Organization, 2019. <https://www.who.int/publications/i/item/9789241548335>. Accessed 13 Feb 2025.

XAVIER, R. F. *et al.* Perspectives in the treatment of lung cancer: analysis of signaling pathways and biomarkers. **Research, Society and Development**, v. 11, n. 7, e5411722903, 2022. DOI: 10.33448/rsd-v11i7.22903. Disponível em: <https://rsdjournal.org/index.php/rsd/article/view/22903>. Acesso em: 9 mar. 2025.

APÊNDICE A – Protocolo da revisão de escopo



Effectiveness of Machine Learning in Predicting Preeclampsia in Pregnant Women: A Scoping Review Protocol

Renan Matias Moura^{1,2} , Leonardo Aguiar dos Santos^{1,2} ,
Bartira Bezerra Fonseca^{1,2}, Camila Sabino dos Santos^{1,2,3} ,
Livia Caroline Tomaz Santos^{1,2} , Frederico Moreira Bublitz^{1,2} ,
Ketinlly Yasmyne Nascimento Martins¹, and Karolina Celi Tavares Bezerra³

¹ Center for Strategic Technologies in Health (NUTES), State University of Paraiba, Campina Grande, PB, Brazil

fredbublitz@servidor.uepb.edu.br

² Postgraduate Program in Health Science and Technology (UEPB), State University of Paraiba, Campina Grande, PB, Brazil

³ MEtRICs Research Center, School of Engineering, University of Minho, Guimarães, Portugal

Abstract. Preeclampsia is one of the most common causes of maternal and perinatal morbidity and mortality. The disease is characterized by the development of hypertension after 20 weeks of gestation and can trigger a series of severe complications, such as eclampsia, kidney injury, liver damage, multiorgan dysfunction, and fetal growth restriction. In more severe cases, the condition may lead to preterm birth, significantly increasing the risk of neonatal complications. Therefore, early detection and proper management of the disease are essential to minimize adverse outcomes for both the mother and the baby. Traditional methods, such as blood pressure measurement, proteinuria analysis, and risk calculators based on regression methods, have limitations in predicting the disease before symptom onset, highlighting the need for more accurate approaches. In this context, machine learning emerges as a promising alternative to enhance preeclampsia detection. This approach enables the analysis of large volumes of clinical data and biomarkers, improving predictive capabilities. This study aims to map the application of machine learning in preeclampsia prediction, evaluating the advantages of these models over traditional methods and the challenges of their clinical implementation. A comprehensive scoping review will analyze the main models used, such as decision trees, Support Vector Machine, and Random Forest, as well as the most relevant predictive variables and performance metrics, including accuracy and the area under the ROC curve (AUC). Additionally, this study will contribute to identifying gaps in the literature and guiding future research to refine predictive models and improve their precision indicators.

Keywords: Pregnant · Preeclampsia · Machine learning · mean arterial pressure · clinical data

1 Introduction

Hypertensive disorders of pregnancy are among the most common complications during gestation, encompassing chronic hypertension and gestational hypertension, (PE) being the most severe form. Hypertension during pregnancy is defined as a systolic blood pressure (SBP) of ≥ 140 mmHg and/or a diastolic blood pressure (DBP) of ≥ 90 mmHg, and it is considered severe when SBP is ≥ 160 mmHg and/or DBP is ≥ 100 mmHg [1].

PE is a complex multisystemic disease characterized by the sudden onset of hypertension after 20 weeks of gestation, accompanied by at least one associated complication, such as proteinuria, maternal organ dysfunction, or uteroplacental dysfunction [2]. For example, fetal growth restriction (FGR) or an angiogenic imbalance. It is one of the most severe pregnancy complications and a leading cause of maternal and perinatal morbidity and mortality, affecting approximately 4 million women worldwide each year. This results in the deaths of more than 70,000 women and 500,000 babies [3]. According to the World Health Organization (WHO), most of these deaths could be prevented with timely and effective care following its recommendations [4].

Contemporary evidence suggests that PE may be a two-stage disease. The first stage is asymptomatic in early pregnancy and results from placental insufficiency due to abnormal trophoblast invasion and inadequate remodeling of the spiral arteries. This process ultimately leads to the second stage of the disease, characterized by ischemia or placental reperfusion injury and an immediate maternal immune response [5].

Although hypertension and proteinuria are classical diagnostic criteria for PE, other factors may also be considered. Women with hypertension but without proteinuria should be diagnosed with PE if they present at least one of the following severe complications: thrombocytopenia, liver dysfunction, renal insufficiency, pulmonary edema, or a new-onset headache that is resistant to paracetamol and cannot be explained by alternative diagnoses [6].

There are also alternative prediction methods, one of the most cited risk calculators that use Bayes' theorem along with variables such as maternal characteristics, mean arterial pressure (MAP), uterine artery pulsatility index (UtA-PI), serum placental growth factor (PlGF), and pregnancy-associated plasma protein-A (PAPP-A) to estimate risk. These calculators were developed by the Fetal Medicine Foundation (FMF) and the Hospital Clínic de Barcelona and have demonstrated superior accuracy compared to traditional methods, in addition to being the only internationally validated approach [7, 8]. This method is frequently referenced by authors developing (ML) models as a benchmark for validating their accuracy [9, 10].

Beyond traditional models for predicting PE, the use of Machine Learning (ML) has emerged as an innovative alternative for detection. ML is a branch of computer science focused on learning patterns from data to improve performance across various scenarios, offering strong applicability in predicting and analyzing large datasets. Once trained and validated for high-performance predictions, the algorithm uses relevant variables to forecast the outcome of interest. Based on this training, it provides insights that can enhance PE detection and management [11–13].

This protocol aims to analyze ML models applied to the prediction of PE, evaluating their accuracy, limitations and applicability. From this protocol, it will be possible to establish comparisons with the traditional methods used, providing instructions for future research, helping to improve strategies for the early identification of (PE). Against this backdrop, this protocol aims to examine the progress and challenges of machine learning models applied to PE prediction at a global level. The research will provide a more detailed understanding of the potential of these technologies, contributing to the adoption of more efficient approaches to tracking and managing the disease.

2 Methods and Analysis

This scoping review will follow the methodological approach proposed by Levac et al. [14], comprising six steps for conducting scoping reviews: (1) defining the research question; (2) identifying relevant studies; (3) study selection; (4) data mapping; (5) collecting, summarizing, and reporting results; and (6) consultation (optional step). Below, the methodological steps for conducting a scoping study are outlined.

2.1 Identifying the Research Question

The main objective is to survey existing machine learning approaches for predicting preeclampsia in pregnant women, evaluating their effectiveness through their accuracy. The protocol aims to map the existing literature, identify knowledge gaps and provide a comprehensive overview of the advantages, limitations and clinical applicability of machine learning techniques for predicting preeclampsia in at-risk populations.

Based on the objective, the following research questions were formulated:

1. What are the main machine learning approaches used in the prediction of preeclampsia?
2. How does machine learning compare in terms of effectiveness, advantages, limitations, and clinical applicability in predicting preeclampsia?

2.2 Identifying Relevant Studies

For the formulation of search terms and study selection, the PIRO structure (Population, Intervention, Reference, and Outcome) was used. This framework guides the inclusion of relevant evidence in the database, ensuring alignment with the research scope and avoiding unnecessary searches. The search strategy consists of three main components: pregnant women (population), the use of machine learning for preeclampsia prediction (intervention), and preeclampsia as the reference condition (reference).

The research will include studies without restrictions on date, language, or geographical location. Searches will be conducted in three electronic databases: PubMed, Embase (Elsevier), and BVS (Virtual Health Library). Additionally, gray literature will be explored through Google Scholar.

In the initial stage, the keywords present in the title and abstract of the selected articles will be analyzed, along with the main terms used to describe them. The preliminary search in the databases will combine keywords using the Boolean operators AND/OR.

This strategy will be adjusted as needed in the PubMed, Embase (Elsevier), and BVS (Virtual Health Library) databases, with the support of a specialized librarian and carried out by one or more authors of the review in Table 1.

Table 1. Search Strategy for databases Source: Researcher Data

Databases	Search	Search Strategy
PubMed	#1	(((((Pregnant Women[MeSH Terms]) OR (Women, Pregnant)) OR (Pregnant Woman)) OR (Woman, Pregnant)) OR (Pregnancy[MeSH Terms])) OR (Pregnancies)) OR (Gestation)
	#2	(((((Pregnant Women[MeSH Terms]) OR (Women, Pregnant)) OR (Pregnant Woman)) OR (Woman, Pregnant)) OR (Pregnancy[MeSH Terms])) OR (Pregnancies)) OR (Gestation)) AND (((Pre-Eclampsia[MeSH Terms]) OR (Pre Eclampsia)) OR (Preeclampsia))
	#3	((((((Machine Learning[MeSH Terms]) OR (Learning, Machine)) OR (Transfer Learning)) OR (Learning, Transfer)) AND (Artificial Intelligence[MeSH Terms])) OR (Intelligence, Artificial)) OR (AI (Artificial Intelligence))) OR (Machine Intelligence)) OR (Intelligence, Machine)
	#4	(((((Pregnant Women[MeSH Terms]) OR (Women, Pregnant)) OR (Pregnant Woman)) OR (Woman, Pregnant)) OR (Pregnancy[MeSH Terms])) OR (Pregnancies)) OR (Gestation)) AND (((Pre-Eclampsia[MeSH Terms]) OR (Pre Eclampsia)) OR (Preeclampsia)) AND (((((((Machine Learning[MeSH Terms]) OR (Learning, Machine)) OR (Transfer Learning)) OR (Learning, Transfer)) AND (Artificial Intelligence[MeSH Terms])) OR (Intelligence, Artificial)) OR (AI (Artificial Intelligence))) OR (Machine Intelligence)) OR (Intelligence, Machine))
BVS	#1	mh: “Gestantes” OR (Gestante) OR (Grávida) OR (Grávidas) OR (Mulher Grávida) OR (Mulheres Grávidas) OR (Parturiente) OR (Parturientes) OR (Pregnant Women) OR (Pregnant Woman) OR (Woman, Pregnant) OR (Mujeres Embarazadas) OR (Embarazadas) OR (Mujer Embarazada) OR (Femmes enceintes) OR mh:M01.975.807 OR mh:SP3.522.561.200.488 AND mh: “Pré-Eclâmpsia” OR (Pré-Eclâmpsia Eclâmpsia 1) OR (Pre-Eclampsia) OR (Preeclampsia) OR (Pre Eclampsia) OR (Pré-éclampsie) OR mh:C12.050.703.395.249
	#2	mh: “Aprendizado de Máquina” OR (Aprendizado Automático) OR (Aprendizagem de Máquina) OR (Machine Learning) OR (Learning, Machine) OR (Aprendizaje Automático) OR (Apprentissage machine) OR mh: G17.035.250.500 OR mh: L01.224.050.375.530 AND mh: “Inteligência Artificial” OR (IA (Inteligência Artificial)) OR (Inteligência de Máquina) OR (Inteligência de Máquina) (Artificial Intelligence) OR (AI (Artificial Intelligence)) OR (Computational Intelligence) OR (Machine Intelligence) OR (Inteligencia Artificial) OR (Intelligence artificielle) OR mh: G17.035.250 OR mh: L01.224.050.375
	#3	(mh: “Gestantes” OR (Gestante) OR (Grávida) OR (Grávidas) OR (Mulher Grávida) OR (Mulheres Grávidas) OR (Parturiente) OR (Parturientes) OR (Pregnant Women) OR (Pregnant Woman) OR (Woman, Pregnant) OR (Mujeres Embarazadas) OR (Embarazadas) OR (Mujer Embarazada) OR (Femmes enceintes) OR mh:M01.975.807 OR mh:SP3.522.561.200.488 AND mh: “Pré-Eclâmpsia” OR (Pré-Eclâmpsia Eclâmpsia 1) OR (Pre-Eclampsia) OR (Preeclampsia) OR (Pre Eclampsia) OR (Pré-éclampsie) OR mh:C12.050.703.395.249) AND (mh: “Aprendizado de Máquina” OR (Aprendizado Automático) OR (Aprendizagem de Máquina) OR (Machine Learning) OR (Learning, Machine) OR (Aprendizaje Automático) OR (Apprentissage machine) OR mh: G17.035.250.500 OR mh: L01.224.050.375.530 AND mh: “Inteligência Artificial” OR (IA (Inteligência Artificial)) OR (Inteligência de Máquina) OR (Inteligência de Máquina) (Artificial Intelligence) OR (AI (Artificial Intelligence)) OR (Computational Intelligence) OR (Machine Intelligence) OR (Inteligencia Artificial) OR (Intelligence artificielle) OR mh: G17.035.250 OR mh: L01.224.050.375)
Embase	#1	‘pregnant woman’/exp OR ‘pregnant women’ OR ‘pregnant woman’ OR ‘pregnancy’/exp OR ‘child bearing’ OR ‘childbearing’ OR ‘gestation’ OR ‘gravity’ OR ‘intrauterine pregnancy’ OR ‘labor presentation’ OR ‘labour presentation’ OR ‘pregnancy maintenance’ OR ‘pregnancy trimesters’ OR ‘pregnancy’

(continued)

Table 1. (*continued*)

Databases	Search	Search Strategy
	#2	‘pregnant woman’/exp OR ‘pregnant women’ OR ‘pregnant woman’ OR ‘pregnancy’/exp OR ‘child bearing’ OR ‘childbearing’ OR ‘gestation’ OR ‘gravidity’ OR ‘intrauterine pregnancy’ OR ‘labor presentation’ OR ‘labour presentation’ OR ‘pregnancy maintenance’ OR ‘pregnancy trimesters’ OR ‘pregnancy’ AND ‘preeclampsia’/exp OR ‘eclamptic toxemia’ OR ‘eclamptic toxemia’ OR ‘eclampsyogenic toxemia’ OR ‘eclampsyogenic toxemia’ OR ‘edema-proteinuria-hypertension gestoses’ OR ‘edema-proteinuria-hypertension gestosis’ OR ‘EPH gestoses’ OR ‘EPH gestosis’ OR ‘EPH syndrome’ OR ‘EPH toxemia’ OR ‘gestational toxemia’ OR ‘gestational toxemia’ OR ‘gestational toxicosis’ OR ‘gestoses’ OR ‘gestosis’ OR ‘gestosis, EPH’ OR ‘HEP syndrome’ OR ‘maternal toxemia’ OR ‘pre eclampsia’ OR ‘pre-eclampsia’ OR ‘pre-eclamptic’ OR ‘pre-eclamptic toxemia’ OR ‘pre-eclamptic toxemia’ OR ‘preeclampsia’ OR ‘preeclamptic’ OR ‘preeclamptic toxemia’ OR ‘preeclamptic toxemia’ OR ‘pregnancy toxemia’ OR ‘pregnancy toxemias’ OR ‘pregnancy toxemia’ OR ‘pregnancy toxemias’ OR ‘pregnancy toxicosis’ OR ‘proteinuric hypertension of pregnancy’ OR ‘toxemia gravidum’ OR ‘toxemia, preeclamptic’ OR ‘toxemia during pregnancy’ OR ‘toxemia gravidum’ OR ‘toxemia in pregnancy’ OR ‘toxemia, preeclamptic’ OR ‘toxemic pregnancy’ OR ‘toxicosis gravidarum’ OR ‘preeclampsia’
	#3	‘machine learning’/exp OR ‘learning machine’ OR ‘learning machines’ OR ‘machine learning’ AND ‘artificial intelligence’/exp OR ‘machine intelligence’ OR ‘artificial intelligence’
	#4	(‘pregnant woman’/exp OR ‘pregnant women’ OR ‘pregnant woman’ OR ‘pregnancy’/exp OR ‘child bearing’ OR ‘childbearing’ OR ‘gestation’ OR ‘gravidity’ OR ‘intrauterine pregnancy’ OR ‘labor presentation’ OR ‘labour presentation’ OR ‘pregnancy maintenance’ OR ‘pregnancy trimesters’ OR ‘pregnancy’ AND ‘preeclampsia’/exp OR ‘eclamptic toxemia’ OR ‘eclamptic toxemia’ OR ‘eclampsyogenic toxemia’ OR ‘eclampsyogenic toxemia’ OR ‘edema-proteinuria-hypertension gestoses’ OR ‘edema-proteinuria-hypertension gestosis’ OR ‘EPH gestoses’ OR ‘EPH gestosis’ OR ‘EPH syndrome’ OR ‘EPH toxemia’ OR ‘gestational toxemia’ OR ‘gestational toxemia’ OR ‘gestational toxicosis’ OR ‘gestoses’ OR ‘gestosis’ OR ‘gestosis, EPH’ OR ‘HEP syndrome’ OR ‘maternal toxemia’ OR ‘pre eclampsia’ OR ‘pre-eclampsia’ OR ‘pre-eclamptic’ OR ‘pre-eclamptic toxemia’ OR ‘pre-eclamptic toxemia’ OR ‘preeclampsia’ OR ‘preeclamptic’ OR ‘preeclamptic toxemia’ OR ‘preeclamptic toxemia’ OR ‘pregnancy toxemia’ OR ‘pregnancy toxemias’ OR ‘pregnancy toxemia’ OR ‘pregnancy toxemias’ OR ‘pregnancy toxicosis’ OR ‘proteinuric hypertension of pregnancy’ OR ‘toxemia gravidum’ OR ‘toxemia, preeclamptic’ OR ‘toxemia during pregnancy’ OR ‘toxemia gravidum’ OR ‘toxemia in pregnancy’ OR ‘toxemia, preeclamptic’ OR ‘toxemic pregnancy’ OR ‘toxicosis gravidarum’ OR ‘preeclampsia’) AND (‘machine learning’/exp OR ‘learning machine’ OR ‘learning machines’ OR ‘machine learning’ AND ‘artificial intelligence’/exp OR ‘machine intelligence’ OR ‘artificial intelligence’)

Inclusion and Exclusion Criteria. The inclusion criteria are aligned with the guiding questions and objectives of the review. The following studies will be eligible: primary studies, as they provide original and detailed data on methods, samples, and results, allowing for a more in-depth analysis of the use of Machine Learning in predicting preeclampsia; studies with no language restrictions; studies published at any time, without temporal limitations; studies that specifically apply the Machine Learning in the prediction of preeclampsia in pregnant women.

Exclusion criteria for the review include studies that do not fully or partially answer the guiding questions; studies addressing technologies other than machine learning; studies not focusing on the prediction of pre-eclampsia.

2.3 Study Selection

The number of records retrieved from each database will be documented, and whenever possible, all records will be exported to the Zotero reference manager and the Rayyan systematic review platform. In the first stage, four of the six authors will independently and blindly screen the titles and abstracts based on the established inclusion criteria. Any discrepancies among the reviewers will be resolved by a fifth author. Articles that meet the predefined criteria will proceed to the second stage, which consists of a full-text review. This phase will also be conducted by the same four authors, independently and blindly. After completing these two stages, one other author will act as a secondary reviewer, responsible for resolving any conflicts that arise during the full-text analysis.

2.4 Charting the Data

This stage involves mapping the information to be extracted from the primary studies analyzed. To achieve this, the team will use a structured form that includes data charts based on the model proposed by *Bratti et al.* [15], along with information aligned with the scope of this review in Table 1. This framework will be used to assess all full-text articles that meet the established inclusion criteria. The categories of data to be collected include:

- **Bibliographic information:** Article title, author(s), country of origin, year of publication, quality of the publication source, and its impact.
- **Study information:** Study objectives, methodology employed, outcome measures, and main findings.
- **Machine Learning (ML) utilization information:** The analysis of ML models will be carried out based on objective criteria, including their concept, relevance, and practical examples for each evaluated aspect, according to Table 2. Initially, the adopted approach will be considered, which can be through supervised learning, unsupervised learning, or reinforcement learning. This criterion is important as it defines how the model learns patterns from the data, impacting its applicability and accuracy. The types of algorithms used will also be analyzed, as each technique has its advantages and limitations depending on the type and volume of processed data. Deep neural network algorithms are useful for complex patterns, while decision trees offer greater data interpretability, and support vector machines allow for nonlinear data separation based on the origin and nature of the data used in model training and validation. Another important criterion is the preprocessing methods, which involve techniques to improve data quality before model training, aiming to reduce bias and errors. Similarly, validation methods will also be evaluated as they ensure the reliability of model results before their clinical application. Performance metrics are another fundamental aspect, as they measure the effectiveness of models and compare different approaches. Indicators such as accuracy, sensitivity, specificity, AUC-ROC, and F1-score will be considered to assess the reliability of the models being analyzed. Additionally, the level of model interpretability will be examined. Model interoperability will also be analyzed, due to its importance in integration with different health systems, which is essential for clinical adoption. Finally, the clinical implications of the models will be analyzed, based on their potential impact on medical practice and patient outcomes.

Table 2. Data Extraction Framework Source: Adapted from Bratti *et al.* [14]

Principal category	Description
1. Authors	Names of the study authors
2. Title	Title of the published article
3. Journal	Journal or conference where it was published
4. Year of publication	Year of publication
5. Study design	Type of study conducted
6. Study objective	Central purpose of the study
7. Sample size (if applicable)	Number of participants included in the research
8. Demographic data	Countries and regions where the study was conducted, national income levels, and age ranges
9. Data collection year(s) (if applicable)	Period in which data was collected
10. Study population description	Specify whether the intervention targets individuals within subpopulation groups. If applicable: 1- Describe the study population setting
11. ML utilization description	<ul style="list-style-type: none"> – Approach used (e.g., supervised, unsupervised, or reinforcement learning) – Types of algorithms employed (e.g., neural networks, decision trees, SVM, logistic regression, etc.) – Source and characteristics of the data used in the model (e.g., clinical data, laboratory results, demographic variables) – Data preprocessing strategies (e.g., normalization, handling of missing values, feature selection) – Validation methods adopted (e.g., cross-validation, holdout, external test set) – Reported performance metrics (e.g., accuracy, sensitivity, specificity, AUC-ROC, F1-score) – Model interpretability level (e.g., explanatory methods such as SHAP, LIME, or visualization techniques) – Challenges encountered in implementation – Clinical implications of the obtained results
12. Discussion of gaps, unmet needs, and future directions	Identification of study limitations, unaddressed aspects, and recommendations for future research

- **Discussion of gaps and future directions:** Unmet needs, study limitations, and recommendations for future research.

Team Considerations. To ensure the reliability of data extraction, each article will be independently reviewed by four team members, with each member collecting data

individually. Subsequently, the data collected by each member will be integrated, and in the event of discrepancies, a fifth member will be consulted to mitigate and resolve conflicts.

2.5 Collating, Summarising and Reporting the Results

Following the recommendations provided by Levac *et al.* [14] this stage will be broken into three steps, as follows:

- **Analysis:** according to the protocol, the focus of this stage will be on quantitative and qualitative analyses. The qualitative analysis will be based on the combination of information collected during the research, along with insights from ACOG. It will be structured to address the main guiding question of the protocol and other study-related inquiries. Through this analysis, the protocol aims to establish criteria for evaluating the most effective machine learning techniques for identifying preeclampsia in pregnant women.
- **Reporting:** this stage will involve presenting a table summarizing the strengths and gaps in the existing evidence; moreover, the structured results combined with the analysis will serve as the basis for the creation of a paper.
- **Implications for future research:** for this stage, a table containing the strengths and gaps in the evidence will be presented. In addition, the structured results combined with the analysis will serve as the basis for the creation of an article.

3 Discussion

This protocol aims to gather information that provides an overview of the machine learning methods used to predict preeclampsia, identify existing gaps, and enhance the overall understanding of the topic. Additionally, by comparing the accuracy of the five main ML algorithms: Logistic Regression (LR), Extreme Gradient Boosting (XGBoost), Random Forest (RF), and Multilayer Perceptron (MLP), it will be possible to suggest ways to optimize these models to improve their predictive capability [16].

During the training of the ML model, several predictors are used, including medical and obstetric history, medication intake, maternal characteristics, ultrasound, and test results obtained during pregnancy. These predictors enable training with key information to identify predisposition to preeclampsia PE [17].

Regarding clinical applications, the review may discuss how machine learning models can enhance screening and prevention, enabling the implementation of preventive measures. It will also address limitations and future challenges, such as the importance of collecting data from different populations to ensure that the models are globally applicable and do not suffer from racial or geographic bias. Furthermore, the ethical and regulatory aspects of using health data to train machine learning models should be considered, ensuring patient privacy and consent.

This information will identify knowledge gaps and provide a comprehensive overview of the advantages, limitations and clinical applicability of machine learning techniques for predicting PE in at-risk populations.

4 Ethics and Disclosure

As this protocol will use data from publicly available sources, no ethical review will be required. The results of this scoping review will contribute to understanding the effectiveness of machine learning-based approaches in predicting preeclampsia in pregnant women, compared to traditional diagnostic methods. The data obtained will be relevant to various stakeholders, including researchers, public health organizations, and private clinics in the field of obstetrics. Additionally, we plan to present and disseminate the findings at relevant conferences.

Acknowledgments. We would like to express our sincere gratitude to the Paraiba State University (UEPB), the Center for Strategic Technologies in Health (NUTES), and the Mechanical Engineering and Resource Sustainability Center (MEtRICs – UID/4077) for providing essential resources and institutional support for the development of this scoping review. The access to research infrastructure, academic databases, and expert guidance has been fundamental in facilitating the comprehensive analysis presented in this study. This study was financed in part by Paraiba State University, grant #01/2025.

References

1. Garovic, V.D., et al.: Hypertension in pregnancy: diagnosis, blood pressure goals, and pharmacotherapy: a scientific statement from the American Heart Association. *Hypertension* **79**(2), 21–41 (2022)
2. Evdokia, D., Daniel, L.R., Wei, Z., et al.: Pre-eclampsia. *Nat. Rev. Dis. Primers*. **9**, 1–22 (2023)
3. Chappell, L.C., Cluver, C.A., Kingdom, J., Tong, S.: Pre-eclampsia. *Lancet* **398**(10297), 341–354 (2021)
4. WHO: Recommendations for Prevention and Treatment of Pre-Eclampsia and Eclampsia. World Health Organization, Geneva (2011)
5. Peraçoli, J.C., et al.: Pré-eclâmpsia – Protocolo 2023. Rede Brasileira de Estudos sobre Hipertensão na Gravidez (RBEHG) (2023)
6. Marwan, M., Maged, M.C.: Prevention of preeclampsia. *Semin. Fetal Neonatal. Med.* **25**(5), 101123 (2020)
7. Riishede, I., et al.: Pre-eclampsia screening in Denmark (PRESIDE): national validation study. *Ultrasound Obstet. Gynecol.* **5** **61**(6), 682–690 (2023)
8. Tan, M.Y., et al.: Comparison of diagnostic accuracy of early screening for pre-eclampsia by NICE guidelines and a method combining maternal factors and biomarkers: results of SPREE. *Ultrasound Obstet. Gynecol.* **51**(6), 743–750 (2018)
9. Marić, I., et al.: Early prediction of preeclampsia via machine learning. *Am. J. Obstet. Gynecol. MFM* **2**(2), 100100 (2020)
10. Torres-Torres, J., et al.: Performance of machine-learning approach for prediction of pre-eclampsia in a middle-income country. *Ultrasound Obstet. Gynecol.* **63**(3), 350–357 (2024)
11. Gestational Hypertension and Preeclampsia: ACOG Practice Bulletin, Number 222. *Obstet. Gynecol.* **135**(6), 237–260 (2020)
12. Mitchell, T.M.: *Machine Learning*, 1st edn. McGraw-Hill, Boston (1997)
13. Kononenko, I.: Machine learning for medical diagnosis: history, state of the art and perspective. *Artif. Intell. Med.* **23**(1), 89–109 (2001)

14. Levac, D., Colquhoun, H., O'Brien, K.K.: Scoping studies: advancing the methodology. *Implement. Sci.* **5**, 1–9 (2010)
15. Bratti, V.F., Wilson, B.E., Fazelzad, R., et al.: Scoping review protocol on the impact of antimicrobial resistance on cancer management and outcomes. *BMJ Open* **13**, e068122 (2023)
16. Lv, B., Wang, G., Pan, Y., Yuan, G., Wei, L.: Construction and evaluation of machine learning-based predictive models for early-onset preeclampsia. *Pregnancy Hypertens* (2025)
17. Ranjbar, A., Montazeri, F., Ghamsari, S.R., Mehrnoush, V., Roozbeh, N., Darsareh, F.: Machine learning models for predicting preeclampsia: a systematic review. *BMC Pregnancy Childbirth* **24**(1), 6 (2024)