

Ciência de Dados em Pré-diagnóstico para Auxílio na Tomada de Decisões em Teleconsultas no CISAM

Data Science in Pre-diagnosis to Aid Decision-Making in Teleconsultations at CISAM

Gabriel Souza Borges¹

 orcid.org/0009-0000-9647-2368

Gabriel da Silva Couto²

 orcid.org/0009-0000-3687-9975

Hemir da Cunha Santiago³

 orcid.org/0000-0001-6307-067X

¹Escola Escola Politécnica de Pernambuco, Universidade de Pernambuco, Recife, Brasil. E-mail: gabriel.sborges@upe.br

²Universidade de Pernambuco, Surubim, Brasil. E-mail: gabriel.scouto@upe.br

³Escola Politécnica de Pernambuco, Universidade de Pernambuco, Recife, Brasil. E-mail: hemir.santiago@upe.br

DOI: 10.25286/rep.v11i1.3544

Esta obra apresenta Licença Creative Commons Atribuição-Não Comercial 4.0 Internacional.

Como citar este artigo pela NBR 6023/2018: Gabriel Souza Borges; Gabriel da Silva Couto; Hemir da Cunha Santiago. Ciência de Dados em Pré-diagnóstico para Auxílio na Tomada de Decisões em Teleconsultas no CISAM. Revista de Engenharia e Pesquisa Aplicada, v.11, n. 1, p. 62-71, 2026.

RESUMO

A sobrecarga dos sistemas de saúde e a dificuldade de acesso ao atendimento são desafios globais. A telessaúde, apoiada pela Ciência de Dados, surge como uma solução viável, facilitando a assistência. Este trabalho, desenvolvido em parceria com o NUTES/CISAM, propõe uma solução integrada de Mineração de Dados para otimizar o fluxo de teleconsultas. O objetivo central é desenvolver uma plataforma unificada para armazenamento seguro de dados de pacientes e a criação de um dashboard de apoio à decisão estratégica. A metodologia combinou o CRISP-DM, para o fluxo de dados, e o SCRUM/Kanban, para a gestão do projeto. Os dados foram extraídos de fontes heterogêneas (planilhas, prontuários e exames em imagem) e centralizados em um banco PostgreSQL com MinIO. Os resultados principais são um dashboard interativo, que revela métricas e gargalos do atendimento, e uma interface web para a gestão de exames, visando melhorar a eficiência e a assertividade da tomada de decisão médica.

PALAVRAS-CHAVE: Ciência de Dados, Telessaúde, CRISP-DM, Dashboard, Gestão de Saúde Pública.

ABSTRACT

The overburdened healthcare systems and the difficulty of accessing care are global challenges. Telehealth, supported by Data Science, emerges as a viable solution, facilitating assistance. This work, developed in partnership with NUTES/CISAM, proposes an integrated Data Mining solution to optimize the flow of teleconsultations. The central objective is to develop a unified platform for the secure storage of patient data and the creation of a dashboard to support strategic decision-making. The methodology combined CRISP-DM for data flow and SCRUM/Kanban for project management. Data were extracted from heterogeneous sources (spreadsheets, medical records, and imaging exams) and centralized in a PostgreSQL database with MinIO. The main results are an interactive dashboard that reveals metrics and bottlenecks in care, and a web interface for exam management, aiming to improve the efficiency and assertiveness of medical decision-making.

KEY-WORDS: Data Science, Telehealth, CRISP-DM, Dashboard, Public Health Management.

1 INTRODUÇÃO

A telessaúde tem se consolidado como uma ferramenta essencial para reduzir a sobrecarga nos sistemas de saúde [1] e facilitar a assistência a indivíduos com dificuldade de deslocamento [2]. Com a alta adoção de sistemas eletrônicos nos estabelecimentos de saúde brasileiros, atingindo 92% em 2024 [3], a oportunidade para otimização de processos através da análise de dados é imensa.

Este relatório técnico-científico apresenta uma análise aprofundada do projeto "Inteligência Artificial de Pré-diagnóstico para Auxiliar na Tomada de Decisões em Teleconsultas no CISAM", uma iniciativa desenvolvida no âmbito do Programa de Extensão Tecnológica, fomentada pela Fundação de Amparo à Ciência e Tecnologia do Estado de Pernambuco (FACEPE) através do Edital 23/2024 – COMPET Superior. O projeto foi executado em parceria entre a Universidade de Pernambuco (UPE), por meio da Escola Politécnica (POLI), e o Núcleo de Telessaúde (NUTES) do Centro Integrado de Saúde Amaury de Medeiros (CISAM), unidade de referência estadual na saúde da mulher e da criança.

O ponto de partida para a concepção desta solução tecnológica foi o diagnóstico situacional dos processos de teleatendimento do CISAM. A análise preliminar, realizada na fase de "Entendimento do Negócio", revelou um ecossistema de dados fragmentado e, por vezes, caótico. Historicamente, a gestão da fila de espera e a triagem inicial das pacientes dependiam de ferramentas generalistas e desconectadas. O uso de formulários do Google Forms para a coleta de queixas iniciais gerava imensas planilhas (.xlsx) isoladas dos sistemas de prontuário eletrônico institucional (Clinic MV). Mais crítico ainda era o fluxo de recebimento de exames complementares (ultrassonografias, laudos de colpocitologia e resultados laboratoriais), que ocorria frequentemente através de canais informais e inseguros, como o aplicativo de mensagens *WhatsApp*.

Essa "arquitetura" improvisada acarretava consequências severas para a qualidade do atendimento e para a segurança da informação. Do ponto de vista técnico, a coleta via *WhatsApp* resultava em dados não estruturados de baixíssima qualidade: imagens fotografadas de papéis amassados, PDFs sem metadados e arquivos dispersos em conversas individuais. Para o profissional de saúde, isso significava iniciar uma teleconsulta sem ter acesso a uma visão unificada

do histórico da paciente, obrigando-o a despender tempo precioso da consulta na busca e organização de documentos, em vez de focar na interação clínica e no diagnóstico. A fragmentação impedia, ainda, a aplicação de qualquer técnica de análise preditiva ou epidemiológica em escala, mantendo a gestão "cega" em relação aos reais gargalos e riscos presentes na fila de espera.

O projeto foi estruturado com o objetivo geral de desenvolver uma solução integrada, baseada nos pilares da Mineração de Dados e da Inteligência Artificial Generativa, capaz de centralizar o armazenamento de documentos médicos, identificar padrões ocultos nos atendimentos e fornecer suporte à decisão clínica. A meta final era transformar um processo manual e reativo em um fluxo automatizado, seguro e preditivo.

Os objetivos específicos foram delineados para atacar as dores identificadas em múltiplas frentes:

Segurança e Centralização: Implementar um repositório de dados seguro, com criptografia de ponta a ponta (em trânsito e em repouso), garantindo a conformidade rigorosa com a Lei Geral de Proteção de Dados (LGPD) e eliminando o uso de canais informais para tráfego de dados sensíveis.

Inteligência Artificial Aplicada: Desenvolver e treinar modelos de IA Generativa (baseados na arquitetura MedGemma) capazes de interpretar linguagem natural e realizar reconhecimento óptico de caracteres (OCR) em exames, oferecendo um pré-diagnóstico sugestivo que agilize a conduta médica.

Gestão Baseada em Evidências: Criar dashboards interativos de apoio à decisão, permitindo que gestores visualizem métricas críticas como tempo de espera, perfil demográfico e taxas de conversão de cirurgias em tempo real.

Formação de Capital Humano: Qualificar estudantes de graduação em tecnologias portadoras de futuro (Indústria 4.0), integrando o ensino acadêmico à resolução de problemas reais do sistema público de saúde.

O escopo de aplicação abrangeu três áreas assistenciais estratégicas do CISAM: Histeroscopia Diagnóstica, Odontologia e Planejamento Reprodutivo (Métodos Contraceptivos), servindo como prova de conceito para uma eventual expansão a todo o complexo hospitalar.

2 METODOLOGIA

Projetos de Ciência de Dados em saúde lidam com uma complexidade inerente: os dados são heterogêneos, ruidosos, incompletos e, acima de tudo, sensíveis. Para navegar nessa complexidade, o desenvolvimento do projeto adotou uma abordagem híbrida. Para a gestão de tarefas, foi utilizada a metodologia ágil SCRUM, com quadros Kanban para visualização do progresso. Para o fluxo técnico de análise de dados, foi implementado o modelo CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*), por promover boas práticas e fornecer às organizações a estrutura necessária para obter resultados mais rápidos e eficazes por meio da mineração de dados [4]. Desenvolvida em 1996, foi originalmente voltada para organizações industriais e comerciais que utilizavam a mineração de dados em suas operações de negócios. A metodologia CRISP-DM é composta por 6 fases: Compreensão do Negócio, Entendimento dos Dados, Preparação dos Dados, Modelagem, Avaliação e Entrega. Essas fases auxiliam as organizações a compreenderem o processo de mineração de dados, fornecendo um guia para o planejamento e a execução de um projeto. A Figura 1 ilustra as fases do processo. As setas internas destacam as dependências mais importantes e frequentes entre as fases [4].

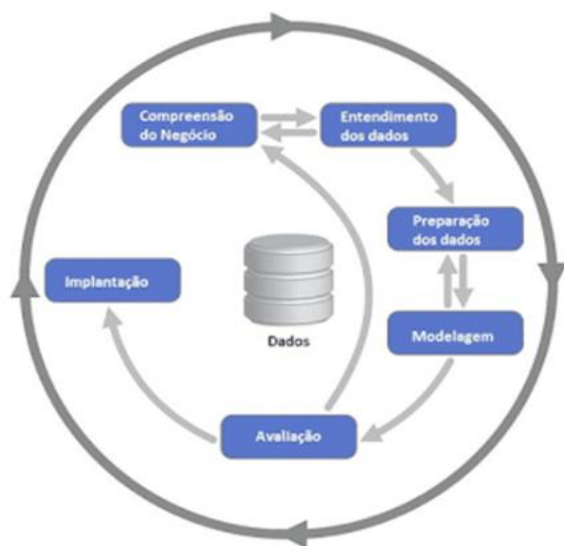


Figura 1 – Fases da metodologia CRISP-DM.
Fonte: SHEARER [4].

Embora o CRISP-DM tenha guiado o ciclo de vida dos dados, a gestão cotidiana da equipe e das tarefas seguiu rituais das metodologias ágeis, especificamente inspiradas no Scrum e no Kanban.

Gestão Visual (Kanban): Foi utilizado um quadro Kanban para dar visibilidade ao fluxo de trabalho. Colunas como "A Fazer", "Em Progresso", "Em Validação" e "Concluído" permitiram que toda a equipe (coordenadores e bolsistas) tivesse clareza imediata sobre o status de cada tarefa, identificando gargalos na produção (ex: atraso na limpeza de uma base de dados específica).

Rituais de Alinhamento (Scrum): Foram realizadas reuniões semanais (sprints de uma semana) para planejamento e revisão de entregas. Esses encontros garantiam o alinhamento constante entre a equipe técnica de desenvolvimento e os gestores de saúde do NUTES/CISAM, assegurando que o software desenvolvido atendesse às reais necessidades dos usuários finais. A agilidade permitiu "falhar rápido e corrigir rápido", essencial em um projeto de inovação.

2.1 Fase I: Capacitação e Formação de Competências

O projeto iniciou-se com uma fase dedicada à formação de capital humano, reconhecendo que a sustentabilidade da inovação depende de pessoas qualificadas. A "Fase I" (duração de 1,5 mês) consistiu na execução do "Programa de Formação Tecnologias 4.0: IA Soluções CISAM". Este curso de extensão, com carga horária de 32 horas, certificou cerca de 50 estudantes da UPE e serviu como processo seletivo para os 15 bolsistas que atuaram no projeto. O currículo foi desenhado para cobrir as lacunas entre a teoria acadêmica e a prática de mercado:

Ciência de Dados e Analytics (8h): Foco em manipulação de dados e visualização.

Inteligência Artificial (8h): Conceitos de Redes Neurais e IA Generativa.

Engenharia de Software na Indústria 4.0 (8h): Arquitetura de microsserviços, APIs e versionamento.

Tecnologias NUTES/CISAM (8h): Imersão no ambiente hospitalar e seus sistemas legados.

2.2 Compreensão do Negócio

A primeira etapa consistiu em reuniões com os gestores do NUTES/CISAM para entender os desafios e objetivos. O problema central identificado foi a fragmentação dos dados dos pacientes, que eram gerados de forma

descentralizada (formulários Google, plataforma Clinic MV, exames físicos) para as teleconsultas nas áreas de Histeroscopia Diagnóstica, Odontologia e Planejamento Reprodutivo. Isso tornava a análise manual, lenta e impedia a tomada de decisão ágil. O objetivo de negócio foi definido como: centralizar os dados e criar ferramentas de IA e dashboards para qualificar a fila de espera e apoiar o pré-diagnóstico.

2.3 Entendimento e Preparação dos Dados

Fase mais crítica e complexa, pois as fontes de dados eram díspares:

Planilhas Google: Continham erros de formatação (datas como texto, células mescladas), duplicatas e campos nulos.

Imagens de Exames: A equipe precisou lidar com fotos de laudos enviadas via WhatsApp. Para tornar esses dados utilizáveis, foram aplicadas técnicas de Visão Computacional para pré-processamento (melhoria de contraste, alinhamento) seguidas de OCR via IA para extração do texto.

Prontuários (Clinic MV): A extração de dados da plataforma Clinic MV exigiu o desenvolvimento de parsers específicos para ler os campos de texto livre e estruturar variáveis como "Comorbidades" e "Medicamentos" usando Expressões Regulares (Regex) e Processamento de Linguagem Natural (PLN).

2.4 Modelagem

Com os dados preparados, foi projetada a arquitetura da solução. A modelagem envolveu a definição do esquema do banco de dados PostgreSQL para acomodar as entidades do negócio (Paciente, Consulta, Exame, Profissional) e suas relações. Simultaneamente, foi configurado o bucket no MinIO para o armazenamento de objetos. A API foi desenvolvida em Node.js utilizando o framework Fastify. A escolha do Fastify deveu-se à sua arquitetura de baixo overhead e alta performance, capaz de processar milhares de requisições por segundo com menor consumo de recursos de infraestrutura, algo crucial para o setor público. A modelagem analítica incluiu a criação de um *dashboard* interativo (com *Chart.js*) para visualização de métricas e gargalos.

2.5 Avaliação

Os resultados dos modelos e dashboards foram avaliados em relação aos objetivos de negócio. A avaliação confirmou que as ferramentas desenvolvidas eram capazes de fornecer os insights estratégicos desejados pela alta gestão (identificando gargalos) e tinham o potencial de auxiliar efetivamente a tomada de decisão médica, reduzindo o tempo de análise pré-consulta.

2.6 Implantação (Entrega)

A solução foi entregue como um protótipo funcional (TRL 8). Para garantir a escalabilidade e integração, foi desenvolvida uma *API RESTful* (utilizando *FastAPI*) que gerencia as operações de CRUD (*Create, Read, Update, Delete*) no banco de dados. Esta API serve como ponte entre o *back-end* e as interfaces do usuário. O projeto foi concluído formalmente com uma apresentação oficial das ferramentas aos profissionais de saúde e gestores do NUTES/CISAM em 24 de setembro de 2025 (ver a Figura 2).



Figura 2 – Registro da reunião de entrega da solução de software. Local: NUTES/CISAM. **Fonte:** Autores.

3 RESULTADOS

Os resultados entregues focaram em duas frentes principais: um *dashboard* analítico e uma interface de usuário.

3.1 Backend: Performance e Segurança com Fastify e Node.js

A espinha dorsal do sistema é uma *API RESTful* desenvolvida em *Node.js* com o framework *Fastify*. A escolha do Fastify em detrimento de opções mais tradicionais (como *Express*) foi estratégica. O

Fastify é conhecido por seu baixo overhead (consumo de recursos) e alta capacidade de processamento de requisições por segundo. Em um ambiente hospitalar público, onde os recursos de servidor podem ser limitados, a eficiência de código se traduz em economia e estabilidade.

Esta API atua como um Gateway de serviços, implementando as operações CRUD (*Create, Read, Update, Delete*) e orquestrando a comunicação entre as interfaces de usuário e as camadas de dados. Um ponto crucial para a sustentabilidade do projeto foi a documentação completa da API utilizando o padrão Swagger (OpenAPI). Isso garante que a "inteligência" do sistema não se perca com a rotatividade da equipe de desenvolvimento (comum em projetos acadêmicos), permitindo que novos desenvolvedores entendam rapidamente como consumir os serviços de dados.

3.2 Armazenamento Híbrido: PostgreSQL e MinIO

Para alcançar os objetivos, projeto implementou uma estratégia de armazenamento dual:

Dados Estruturados (PostgreSQL): Todas as informações relacionais — cadastro de pacientes, agendamentos, variáveis clínicas extraídas e logs de auditoria — são armazenadas no PostgreSQL. Este banco de dados relacional oferece a garantia de consistência e integridade dos dados (ACID), fundamental para registros médicos legais.

Dados Não Estruturados (MinIO): Os arquivos pesados e binários — imagens de ultrassom, laudos digitalizados em PDF — são armazenados no MinIO. O MinIO é um *Object Storage* de alto desempenho. Ao retirar esses arquivos pesados do banco de dados principal, o sistema mantém a leveza e a velocidade das consultas SQL, enquanto o MinIO garante a recuperação rápida e segura dos documentos quando solicitados pelo médico

3.3 Dashboard Analítico

O "Dashboard de Apoio à Decisão Médica", desenvolvido com *Svelte ChartJS*, biblioteca para a linguagem de programação Javascript, é um painel de gestão que permite uma visualização interativa dos detalhes das consultas das áreas médicas atendidas pela telessaúde com prontuários disponíveis, sendo elas, atualmente, três: histeroscopia diagnóstica, odontologia e métodos

contraceptivos. Ele destaca métricas essenciais para auxiliar o profissional de saúde na tomada de decisões com base em padrões observados nos pacientes e seus prontuários, podendo ser constantemente atualizado de forma automática, conforme novos dados de prontuários são registrados no sistema, garantindo a contínua relevância e incrementando a acurácia da ferramenta ao longo do tempo. A Figura 3 ilustra um exemplo de tela da visão geral do *dashboard*.



Figura 3 – Visão geral do Dashboard de Apoio à Decisão Médica. Fonte: Autores.

O *dashboard* conta com quatro telas principais: a tela inicial, destacando métricas gerais quando nenhuma ou várias especialidades foram selecionadas nos filtros; e uma tela para cada uma das três especialidades, possuindo gráficos adaptados às suas características. Além de permitir a visualização específica de cada especialidade, a barra lateral de filtros disponibiliza a seleção da faixa etária dos pacientes, região do estado onde residem, ano da criação do prontuário e, por último, o mês de realização do agendamento. Assim, é garantida uma análise detalhada e adaptável para cada especialidade, com diversos filtros mescláveis.

No topo da tela inicial há cinco gráficos *KPIs* (*Key Performance Indicators*, em português, Indicadores-chave de Desempenho) que trazem de modo simples e compacto a visualização de métricas comuns a todas as especialidades, sendo elas: total de atendimentos (1486), média de idade (38 anos); área mais ativa (Métodos Contraceptivos); mês de pico de agendamentos (julho); e tempo médio entre agendamento e teleconsulta (84 dias), como visto na Figura 4. Com esses dados, é possível entender o comportamento geral dos pacientes e sua demografia, bem como o maior gargalo do sistema: o grande período entre o agendamento e realização da teleconsulta.

As Figuras 5 a 11 mostram que, além dos *KPIs*, a tela inicial conta com um gráfico de rosca

mostrando a distribuição do número de pacientes entre as áreas; um gráfico de barras com a incidência por faixa etária, destacando como a procura pelos serviços concentra-se entre mulheres adultas até o início da menopausa, atingindo o pico da faixa dos 25 a 34 anos; um gráfico de linhas mostrando de forma detalhada e comparativa a média de agendamentos por mês em cada ano disponível (2022 a 2025, atualmente); três gráficos de barra que trazem as principais comorbidades, medicações e regiões de origem dos pacientes; e um gráfico que avalia o perfil obstétrico, onde se compara quantas gestações resultaram em abortos.



Figura 4 – KPIs da tela inicial. **Fonte:** Autores.

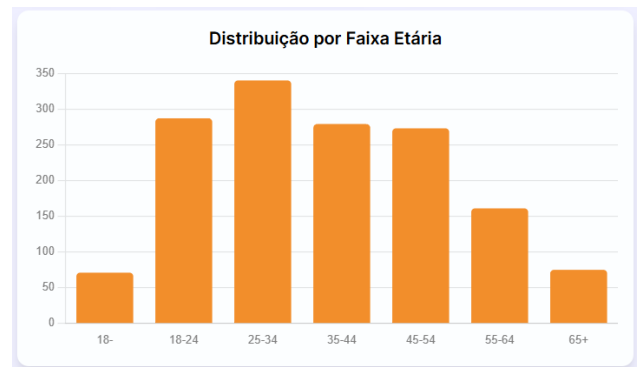


Figura 6 – Gráfico de distribuição de pacientes por faixa etária. **Fonte:** Autores.

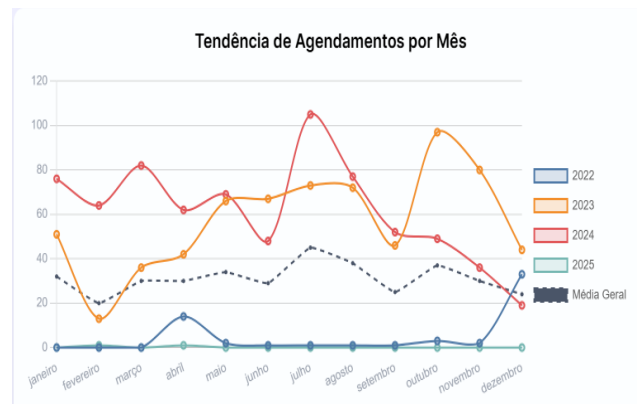


Figura 7 – Gráfico de incidência mensal de agendamentos. **Fonte:** Autores.

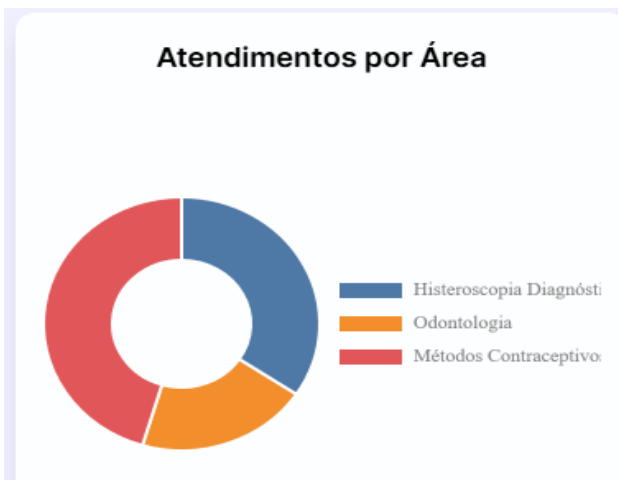


Figura 5 – Gráfico de atendimento por área. **Fonte:** Autores.

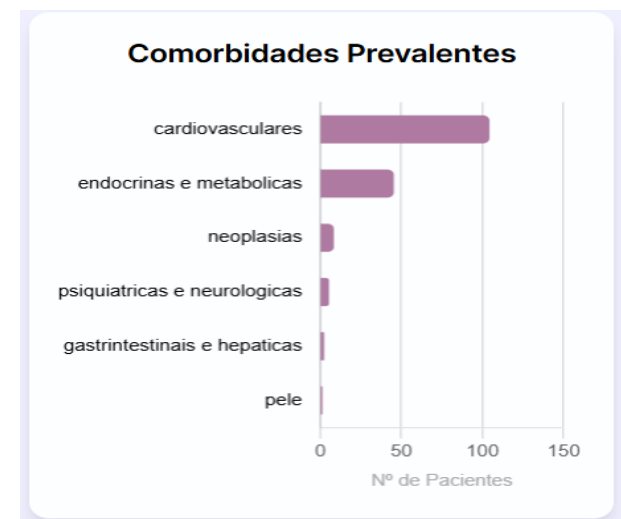


Figura 8 – Gráfico de principais comorbidades presentes. **Fonte:** Autores.

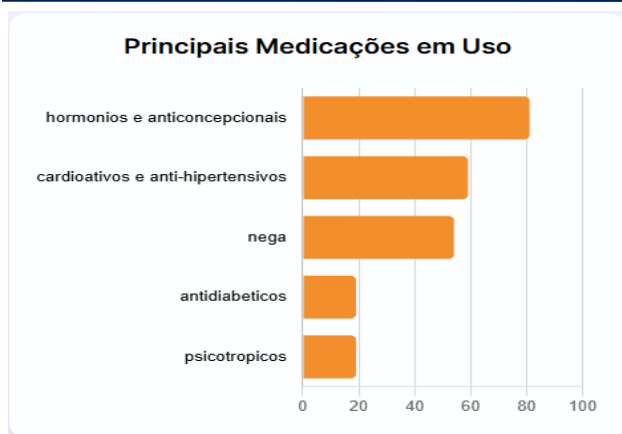


Figura 9 – Gráfico de principais medicações utilizadas.
Fonte: Autores.

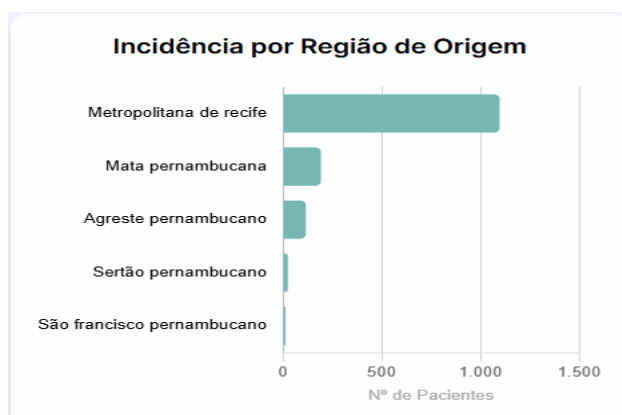


Figura 10 – Gráfico de incidência por região de origem.
Fonte: Autores.

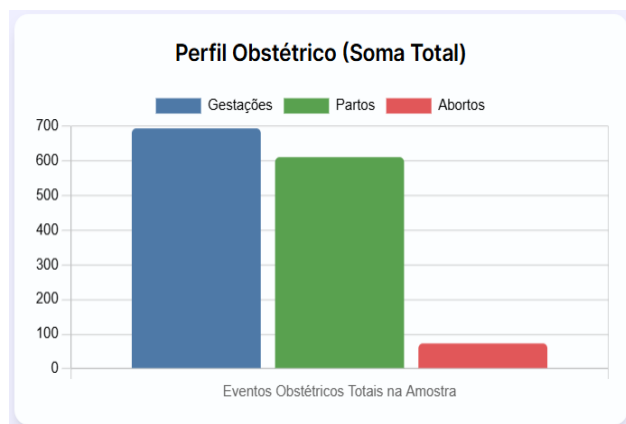


Figura 11 – Gráfico de análise do Perfil Obstétrico.
Fonte: Autores.

Ao selecionar Histeroscopia Diagnóstica, também são vistos *KPIs* no topo da tela, desta vez quatro, específicos à área: total de atendimentos (511), média de idade (50 anos); mês de pico de agendamentos (outubro); tempo médio entre agendamento e teleconsulta (107 dias); e tempo

médio entre a teleconsulta e o exame da histeroscopia diagnóstica (45 dias).

Ademais, outros gráficos estão presentes nessa seção: o de incidência mensal de agendamentos; gráficos de rosca comparando a proporção de consultas que culminaram em uma indicação para histeroscopia, mostrando que a maioria (64,4%) é indicada, embora quase 1/4 do total de pacientes seja indeterminado quanto à indicação; uma análise da condição menstrual das pacientes (Figuras 12 e 13); e principais comorbidades, medicações e regiões de origem.

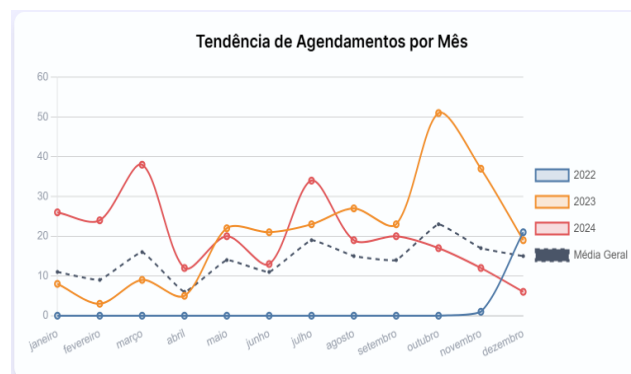


Figura 12 – Gráfico de incidência mensal para histeroscopia diagnóstica. **Fonte:** Autores.

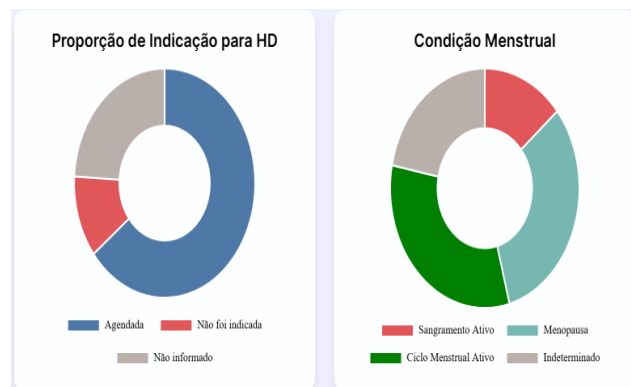


Figura 13 – Gráficos de análise de Indicação à Histeroscopia e Condição Menstrual. **Fonte:** Autores.

Já para as áreas de Odontologia e Métodos Contraceptivos, os gráficos e *KPIs* presentes são os mesmos: os *KPIs* já apresentados anteriormente e expostos na Figura 14 (sem o tempo entre consulta e procedimento por ausência de dados); incidência mensal de agendamentos; principais motivações de consulta (Figura 15); e as principais comorbidades, medicamentos e regiões de origem.

KPIs de Histeroscopia Diagnóstica



KPIs de Odontologia



KPIs de Métodos Contraceptivos



Figura 14 – Colagem dos KPIs de Histeroscopia Diagnóstica, Odontologia e Métodos Contraceptivos.

Fonte: Autores.

Motivos de Solicitação

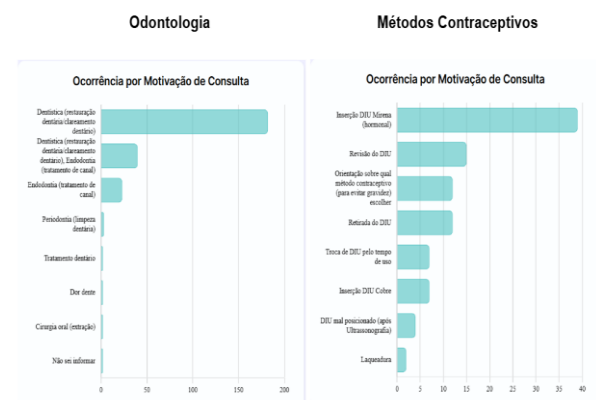


Figura 15 – Motivos de consulta Odontologia e Métodos Contraceptivos. **Fonte:** Autores.

As métricas trazidas no *dashboard* permitem ao profissional médico tomar as melhores decisões com base no histórico de antigos pacientes e destacam, também, os principais obstáculos para o acesso à saúde da população socialmente vulnerável, visto o grande tempo de espera entre os agendamentos e as teleconsultas, assim como o desafio de levar esse acesso à população do interior do estado, trazendo luz e levantando discussões para solucionar essas problemáticas.

3.4 Interface de Usuário

A interface web desenvolvida oferece um portal seguro para profissionais de saúde e pacientes. Ela permite o login, o upload de múltiplos exames (com seleção de tipo, como "Ultrassonografia") e a visualização centralizada de todos os documentos e dados pessoais do paciente, garantindo que o profissional tenha acesso ao histórico completo

antes do atendimento com uma linha do tempo unificada: anamnese, dados históricos e visualizador de exames integrados na mesma tela. Isso elimina a necessidade de alternar entre abas ou procurar arquivos em pastas locais. A Figura 16 mostra uma tela da interface.

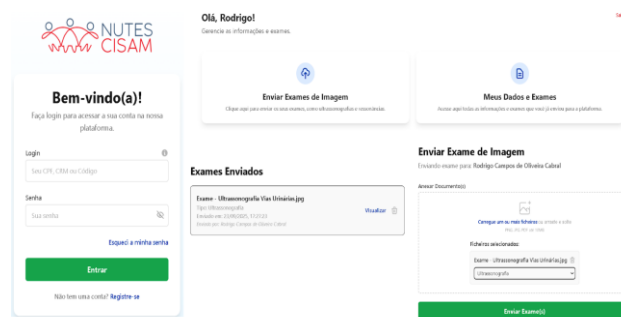


Figura 16 – Interface do portal para profissionais de saúde e pacientes do CISAM. **Fonte:** Autores.

4 IMPACTOS BENEFÍCIOS E DESAFIOS

A implementação deste projeto no CISAM transcende a mera atualização tecnológica; ela representa uma intervenção estruturante na qualidade da assistência prestada. A implementação deste projeto no CISAM transcende a mera atualização tecnológica; ela representa uma intervenção estruturante na qualidade da assistência prestada.

4.1 Segurança da Informação e Conformidade Legal

A transição do WhatsApp para uma plataforma proprietária segura mitiga um dos maiores riscos institucionais: o vazamento de dados sensíveis. A saúde lida com dados de categoria especial sob a LGPD. O uso de criptografia e controle de acesso rigoroso protege a privacidade das pacientes e blinda a instituição contra sanções legais. A arquitetura implementada garante que apenas profissionais autorizados tenham acesso aos prontuários, com trilhas de auditoria que registram quem acessou o quê e quando.

4.2 Otimização do Tempo Médico e Acurácia Diagnóstica

Ao automatizar a organização dos dados e oferecer um pré-diagnóstico via IA, o sistema devolve ao médico o seu ativo mais valioso: tempo. Estima-se que uma parte significativa das

teleconsultas era gasta na triagem administrativa de documentos desorganizados. Com a interface unificada e o resumo clínico gerado pelo *MedGemma*, modelo de linguagem livre desenvolvido pela Google, o médico inicia o atendimento já contextualizado, podendo focar na escuta ativa e na orientação da paciente. Isso não apenas melhora a produtividade (mais atendimentos por hora), mas também a qualidade da relação médico-paciente e a acurácia das decisões.

4.3 O Impacto Social da Redução de Filas

A identificação dos gargalos na Histeroscopia (107 dias) é o primeiro passo para sua resolução. Com esses dados, a gestão pode implementar sistemas de triagem baseados em risco. A IA pode ser calibrada para detectar palavras-chave nos laudos (ex: "espessamento", "vascularização atípica") e classificar essas pacientes como "Vermelho/Prioridade 1", garantindo que elas "furem a fila" de forma ética e justificada clinicamente. Isso tem o potencial direto de salvar vidas ao antecipar o diagnóstico de neoplasias endometriais em estágios iniciais, onde a chance de cura é exponencialmente maior.

5 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

A aplicação da tecnologia de Ciência de Dados permitiu a transformação de dados brutos e descentralizados em uma ferramenta estratégica. A solução proporciona a transformação do processo de teleatendimento, gera maior eficácia e celeridade na prestação de assistência e possibilita um melhor acompanhamento da jornada da paciente dentro do CISAM.

Também foram identificados problemas de qualidade nos dados, como valores nulos e erros de formatação. Esses problemas precisam ser tratados de maneira mais eficaz nas futuras iterações. A inclusão de mais dados históricos e de diferentes fontes pode enriquecer a análise e fornecer insights mais detalhados.

Os *dashboards* criados permitem uma visualização interativa dos dados, o que facilita a identificação de padrões e tendências relevantes para a tomada de decisões estratégicas. A capacidade de identificar tendências e facilitar a

alocação adequada de recursos é essencial para um sistema de saúde eficiente.

Para garantir a continuidade e a expansão dos benefícios alcançados, sugerem-se as seguintes ações futuras:

Expansão da Coleta de Dados: Estender a solução para outras especialidades críticas do CISAM, como o Pré-Natal de Alto Risco e a Mastologia, onde a agilidade diagnóstica é igualmente vital.

Integração e Interoperabilidade: Desenvolver conectores baseados no padrão HL7 FHIR (*Fast Healthcare Interoperability Resources*) para integrar a solução com outros sistemas da Rede Estadual de Saúde e com o Prontuário Eletrônico do Cidadão (PEC/SUS), criando uma rede de dados de saúde verdadeiramente conectada.

Validação Clínica Prospectiva: Realizar estudos clínicos controlados para medir o impacto da ferramenta na redução efetiva dos tempos de espera e na concordância entre a sugestão da IA e o desfecho clínico real, visando a publicação científica e a validação regulatória da ferramenta como dispositivo médico (SaMD).

Refinamento do Modelo de IA: Continuar o treinamento do modelo *MedGemma* com novos dados gerados pelo próprio sistema (Aprendizado Contínuo), melhorando sua capacidade de lidar com variações linguísticas regionais e novos tipos de exames.

Em suma, a tecnologia, quando direcionada por propósitos humanos e executada com rigor metodológico, prova ser uma aliada indispensável na construção de um SUS mais eficiente, acessível e equânime para a população brasileira.

6 AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem à Fundação de Amparo à Ciência e Tecnologia do Estado de Pernambuco (FACEPE) pelo apoio financeiro concedido para a realização deste trabalho, por meio do processo ARC-0124- 1.03/25, vinculado ao Edital 23/2024 – COMPET Superior, para desenvolvimento do projeto: "Inteligência Artificial de Pré-diagnóstico para Auxiliar na Tomada de Decisões em Teleconsultas no CISAM" no período de 01/04/2025 a 30/09/2025. Este financiamento foi essencial para o desenvolvimento e a concretização desta pesquisa.

Os autores também agradecem ao NUTES/CISAM pelo provimento dos dados de teleatendimento,

assim como pelo apoio técnico ao longo da execução de experimentos e análises fundamentais para os resultados obtidos.

REFERÊNCIAS

- [1] The vision of medical school teachers of a higher education institution in Palmas - Tocantins on telemedicine . **Research, Society and Development**, [S. l.], v. 10, n. 14, p. e222101422224, 2021. DOI: 10.33448/rsd-v10i14.22224. Disponível em: <https://rsdjournal.org/rsd/article/view/22224>
- [2] KUR, Andréia da Silva Sales. SILVA, Silvia Ortiz Garcia da. **Telemedicina no SUS: garantia de acesso aos serviços de saúde para a população rural**. Orientadora: Silvia Teixeira de Pinho. 2023. 18 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Superior de Tecnologia em Gestão Pública EaD), Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Rondônia, Porto Velho, 2023.
- [3] NÚCLEO DE INFORMAÇÃO E COORDENAÇÃO DO PONTO BR. **Pesquisa sobre o uso das tecnologias de informação e comunicação nos estabelecimentos de saúde brasileiros: TIC Saúde 2024**. Resumo Executivo. São Paulo: Comitê Gestor da Internet no Brasil, 2025.
- [4] SHEARER, Colin. The CRISP-DM model: the new blueprint for data mining. **Journal of data warehousing**, v. 5, n. 4, p. 13-22, 2000.