



Paula Priscila da Cruz Araujo

Implementação de um sistema mobile colaborativo para acompanhamento do quadro de pacientes com esclerose múltipla por meio de análise de sentimento

Recife

2024

Paula Priscila da Cruz Araujo

Implementação de um sistema mobile colaborativo para acompanhamento do quadro de pacientes com esclerose múltipla por meio de análise de sentimento

Artigo apresentado ao Curso de Bacharelado em Sistemas de Informação da Universidade Federal Rural de Pernambuco, como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Sistemas de Informação.

Universidade Federal Rural de Pernambuco – UFRPE

Departamento de Estatística e Informática

Curso de Bacharelado em Sistemas de Informação

Orientador: Roberta Macêdo Marques Gouveia

Coorientador: Elizabeth Regina Tschá

Recife

2024

À todos os pacientes com esclerose múltipla, cuja força e resiliência inspiram a busca por soluções inovadoras que melhorem suas vidas.

Agradecimentos

Primeiramente, agradeço a Deus por me guiar até este momento. Às mulheres da minha família, meu porto seguro, que sempre acreditaram em mim. Em especial, à minha mãe, Dona Marta, que mesmo nos momentos mais desafiadores, nunca mediu esforços para fazer o melhor por mim.

Agradeço também aos meus colegas de curso, Jéssica, Steffane, Thays e Vinícius, pela parceria, amizade e apoio mútuo em todos os desafios que enfrentamos juntos.

Por fim, às minhas orientadoras Roberta e Beth, cujo conhecimento, dedicação e orientação foram fundamentais para a realização deste trabalho. Sou imensamente grata pela confiança e incentivo ao longo dessa trajetória, que foram essenciais para o desenvolvimento do projeto.

“A mente que se abre a uma nova ideia jamais voltará ao seu tamanho original.”
(Albert Einstein)

Implementação de um sistema mobile colaborativo para acompanhamento do quadro de pacientes com esclerose múltipla por meio de análise de sentimento

Paula Priscila da Cruz Araujo¹, Roberta Macêdo Marques Gouveia¹,
Elizabeth Regina Tschá.², Silvana Bocanegra¹

¹Departamento de Estatística e Informática – Universidade Federal Rural de Pernambuco
Rua Dom Manuel de Medeiros, s/n, - CEP: 52171-900 – Recife – PE – Brasil

²Departamento de Administração – Universidade Federal Rural de Pernambuco
Rua Dom Manuel de Medeiros, s/n, - CEP: 52171-900 – Recife – PE – Brasi

paula.cruz, roberta.gouveia, elizabeth.tscha, silvana.bocanegra @ufrpe.br

Abstract. *The study aims to develop a mobile system to facilitate the monitoring of patients with Multiple Sclerosis (MS), based on the Human-Centered Design (HCD) Toolkit to meet patient needs. The app allows patients to record and track emotions, symptoms, and treatments, offering monthly reports and personalized alerts. For sentiment analysis, the machine learning algorithms XGBoost and Naive Bayes were used, with XGBoost showing better performance, achieving 87.56% accuracy and an F1-Score of 0.876, while Naive Bayes obtained 62.25% accuracy and an F1-Score of 0.524. The results indicate the tool's effectiveness in emotional and medical monitoring, contributing to an improved quality of life.*

Resumo. *O estudo visa desenvolver um sistema mobile para facilitar o acompanhamento de pacientes acometidos por Esclerose Múltipla (EM) baseado no Toolkit Human-Centered Design (HCD) para atender as necessidades dos pacientes. O aplicativo permite que eles registrem e monitorarem emoções, sintomas e tratamentos, oferecendo relatórios mensais e alertas personalizados. Para a análise de sentimentos, foram utilizados os algoritmos de aprendizado de máquina XGBoost e Naive Bayes, sendo o XGBoost demonstrando melhor desempenho, com uma acurácia de 87,56% e um F1-Score de 0,876, enquanto o Naive Bayes, obteve 62,25% de acurácia e um F1-Score de 0,524. Os resultados indicam a eficácia da ferramenta no acompanhamento emocional e médico, contribuindo para a melhoria na qualidade de vida.*

1. Introdução

A esclerose múltipla (EM) é uma doença crônica de caráter debilitante e que afeta o sistema nervoso comprometendo a bainha de mielina, estrutura do cérebro que reveste os axônios e atua como isolante elétrico. Possui um caráter degenerativo, causando uma piora progressiva em problemas da visão, equilíbrio e coordenação muscular. Estima-se que “A esclerose múltipla acomete pessoas no auge de sua vida produtiva, com primeiros sintomas entre 20 e 40 anos de idade, e provoca incapacidade neurológica permanente no longo prazo”(Bienes, Oliveira, & Bichueti, 2015, p. 51). Apesar dos avanços na pesquisa

2. Tecnologias utilizadas

Nesta seção são abordadas as tecnologias utilizadas no desenvolvimento do aplicativo integrado à serviços de ML na identificação de padrões de emoções e sentimentos voltado para pacientes portadores de EM. A escolha dessas tecnologias não foi apenas técnica, mas estratégica, visando criar uma solução robusta, acessível e inovadora para o setor da saúde. Singh et al. (2022) destacam que desde novembro de 2016, há mais tráfego de rede gerado por dispositivos móveis, representando 48.19% em comparação com *desktops* ou *laptops* 47%. Esse crescimento contínuo reforça a decisão de desenvolver um aplicativo móvel, também visa atender à necessidade de soluções personalizadas e acessíveis, capaz de acompanhar o ritmo de vida dos pacientes e oferecer suporte contínuo.

Observa-se uma crescente tendência no mercado da saúde rumo à adoção de soluções tecnológicas que complementam os cuidados médicos tradicionais. Conforme destacado por SHARMA(2022) as tecnologias emergentes de informação e comunicação com a ajuda da Internet das Coisas (*IoT*) têm sido fundamentais na integração de diferentes domínios do setor da saúde com a tecnologia móvel. Nesse cenário a demanda por soluções inovadoras que contemplem não apenas as especificidades do cuidado médico, mas também a compatibilidade com as plataformas mais utilizadas, torna-se cada vez mais imperativa, visando maximizar o alcance e o impacto das intervenções tecnológicas no setor.

A combinação das tecnologias apresentadas nesta seção possibilita a criação de uma aplicação intuitiva e personalizada, focada nas necessidades dos pacientes com EM. Ao analisar os dados textuais fornecidos pelo usuário, como registros de sintomas e sentimentos, a aplicação pode gerar previsões sobre a evolução da doença e oferecer recomendações personalizadas, como ajustes no tratamento ou sugestões de atividades. A interface intuitiva, desenvolvida com tecnologias como Flutter, garante uma experiência fácil e agradável para o usuário. Além disso, o armazenamento dos dados em nuvem e a utilização de *frameworks* de ML robustos, permitiriam a escalabilidade e a melhoria contínua da aplicação.

2.1. Ambiente de Desenvolvimento

No cenário do desenvolvimento de aplicativos móveis multiplataforma, o Flutter², um kit de desenvolvimento de interface do usuário criado pelo Google em 2015 tem se consolidado como uma ferramenta estratégica. “O Flutter tem como alvo os principais sistemas operacionais móveis, como Android e iOS, proporcionando uma solução para renderização e interface de usuário aceleradas por GPU, alimentadas por código ARM nativo.”(SINGH,2022). São fatores que contribuem significativamente para o desempenho dos aplicativos desenvolvidos com o Flutter. Outras vantagens são a escalabilidade do desenvolvimento do aplicativo, incluindo o uso de *widgets* personalizados que possibilitam criar interfaces de usuário responsivas e atraentes, renderização própria para maior velocidade e eficiência do aplicativo, integração com o *Firebase*, oferecendo recursos de autenticação, armazenamento em nuvem e banco de dados e uma comunidade crescente e ativa, que disponibiliza uma ampla gama de recursos.

O *Firebase*³, plataforma de desenvolvimento de aplicativos do Google, tem se des-

²Flutter. 'Flutter'. Disponível em: flutter.dev/. Acesso em: 12 set. 2024.

³Firebase. 'Firebase'. Disponível em: firebase.google.com. Acesso em: 12 set. 2024.

tacado como uma solução robusta para o armazenamento de dados e a gestão de bancos de dados em tempo real por oferecer uma gama de serviços de forma robusta e em tempo real. Ele permite monitorar, rastrear e corrigir problemas de estabilidade. Dois serviços se destacam no uso da plataforma e que são usados na construção do App Mobile, o Firebase Realtime Database o qual é um dos serviços de armazenamento mais usados para criar um banco de dados NoSQL proporcionando uma experiência de usuário mais fluida e dinâmica e o Firebase Authentication por oferecer de maneira simples e segura a autenticação de usuários em seus aplicativos, com email e senha ou provedores de identidade como conta Google. Essa combinação de recursos permite a criação de apps com interfaces mais dinâmicas e uma experiência do usuário aprimorada, além de facilitar o monitoramento e a resolução de problemas.

O Flask⁴, um framework Python minimalista e flexível, tem se destacado no desenvolvimento de APIs e serviços web. Ele destaca-se em sua flexibilidade, é ótimo para projetos de pequeno e médio porte ou como base para aplicações mais complexas. Possui uma abordagem ágil e escalável com integração a várias ferramentas e bibliotecas, de fácil aprendizado, contando com uma comunidade bastante ativa. Para facilitar a demonstração e o desenvolvimento colaborativo de aplicações Flask, o ngrok⁵ se apresenta como uma ferramenta essencial de integração que fornece conectividade segura para testes de aplicativos, demonstração e colaboração, a partir dele é possível demonstrar sites ou aplicativos em execução na máquina local para um cliente a partir de túneis seguros sem a necessidade de um ambiente de preparação previamente configurado.

Como editores de código destacam-se o Visual Studio Code (VS Code) e o Google Colaboratory, eles possuem características distintas que atendem a diferentes necessidades. O VS Code, um editor altamente personalizável, oferece um ambiente completo para desenvolvimento de software, com suporte a diversas linguagens de programação, depuração, integração com sistemas de controle de versão como o Git e um vasto ecossistema de extensões. Sua flexibilidade o torna ideal para uma ampla gama de projetos. Por outro lado, o Google Colaboratory se destaca como um editor de código online gratuito. “O ambiente Google Colaboratory ou Colab é um serviço de nuvem gratuito hospedado pelo Google para incentivar a pesquisa de Aprendizado de Máquina e Inteligência Artificial” (Carneiro et al. 2018). Ele oferece notebooks Jupyter que permitem a execução de código Python diretamente no navegador, além de acesso a GPUs e TPUs para acelerar a execução de modelos complexos. Essa plataforma é especialmente útil para pesquisas que trabalham com grandes volumes de dados e treinamento modelos de aprendizado de máquina.

2.2. Aprendizado de máquina

A aprendizagem de máquina é uma forma de inteligência artificial cujo objetivo é o desenvolvimento de técnicas computacionais sobre o aprendizado bem como a construção de sistemas capazes de adquirir conhecimento de forma automática (Monard and Baranuskas, 2003). Essa área se tornou uma ferramenta poderosa usada em uma variedade de setores, desde medicina e finanças até comércio e tecnologia a fim de obter percepções sobre seus projetos e negócios.

⁴Flask. 'Flask'. Disponível em: flask.palletsprojects.com. Acesso em: 12 set. 2024.

⁵ngrok. 'ngrok'. Disponível em: ngrok.com. Acesso em: 12 set. 2024.

Do ponto de vista das entradas e natureza de aprendizado, as tarefas e problemas relacionados a Machine Learning podem ser classificados em três principais categorias: aprendizagem supervisionada, aprendizagem não supervisionada e aprendizado por reforço (Schneider, 2016). Por meio dessas técnicas é possível fazer a classificação e reconhecimento de padrões, usado para agrupar dados ou identificar padrões complexos em imagens, texto e áudio. Além disso é possível fazer previsões e análise de tendência, que ajuda a prever eventos futuros com base em dados históricos, como previsões meteorológicas, tendências e demandas. E por fim o Processamento de Linguagem Natural (NLP) que permite que os computadores entendam e interpretem a fala humana e é fundamental para *chatbots*, tradução automática e análise de sentimentos.

“A análise de sentimentos, também denominada pelos estudiosos como Mineração de Opinião, é um método utilizado para identificar emoções e opiniões em textos, a partir do uso das técnicas de Mineração de Textos, Informática, Linguística, entre outros”(Brito, 2017). Essa técnica visa determinar a polaridade emocional em um pedaço de texto, geralmente classificando-o como positivo, negativo ou neutro. É amplamente usado em mídias sociais, avaliações de produtos e pesquisa de opinião pública. Os modelos de análise de sentimentos aprendem a identificar palavras e frases que indicam sentimentos e, com base nisso, classificam o texto.

Dentre os algoritmos que têm aplicação na análise de sentimentos, destacam-se o XGBoost e o Naive Bayes. O XGBoost (eXtreme Gradient Boosting) é um algoritmo de aprendizado supervisionado muito utilizado para tarefas de classificação e regressão, sendo amplamente apreciado por sua eficiência e alto desempenho. Ele utiliza a técnica de Boosting, onde várias árvores de decisão “fracas” são combinadas para formar um modelo robusto. Um dos diferenciais do XGBoost é sua implementação otimizada, que inclui paralelização, uso eficiente de memória e técnicas de regularização para prevenir overfitting. Matematicamente, a função objetivo do XGBoost é expressa na fórmula 1 como:

$$\mathcal{L}(t) = \sum_{i=1}^n l(\hat{y}_i, y_i^{(t-1)} + f_t(x_i)) + \Omega(f_t) \quad (1)$$

onde l representa a função de perda, $f_t(x_i)$ é a nova árvore ajustada na iteração t , e $\Omega(f_t)$ é o termo de regularização. Esse equilíbrio entre a otimização da perda e a regularização garante um desempenho eficaz e consistente em grandes conjuntos de dados.

O Naive Bayes é um algoritmo de classificação probabilística baseado no teorema de Bayes. Ele calcula a probabilidade de um evento ocorrer, considerando as características de maneira isolada, o que simplifica os cálculos. A equação básica usada no Naive Bayes é expressa na fórmula 2 como:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} \quad (2)$$

onde $P(A|B)$ é a probabilidade de A ocorrer dado B , $P(B|A)$ é a probabilidade de B dado A , $P(A)$ e $P(B)$ são as probabilidades de A e B ocorrerem independentemente. Embora seja considerado “ingênuo” devido à suposição de independência entre as características, o Naive Bayes é eficiente em tarefas de classificação de texto,

como categorização de e-mails, usando probabilidades condicionais com base nas características observadas.

3. Trabalhos Relacionados

Esta seção propõe a explorar cenários de pesquisa sobre esclerose múltipla, para tal foi realizada uma análise crítica de cinco artigos selecionados de revistas acadêmicas e bases de dados como PubMed, utilizando palavras-chave em Português e Inglês como “esclerose múltipla”, “tecnologia assistiva”, “saúde digital”, “Design Centrado no Paciente” e “Saúde Mental”. Além de avaliar duas soluções semelhantes ao aplicativo proposto existentes no mercado. Cada pesquisa aborda aspectos únicos relacionados à Esclerose múltipla, as necessidades dos pacientes e sistemas de apoio fornecendo *insights* valiosos para a compreensão do tema.

Carvalho et al. (2022) em seu estudo apresenta um protótipo de aplicativo móvel como ferramenta para auxiliar pacientes com Esclerose Lateral Amiotrófica (ELA) a promover a autonomia do paciente. A pesquisa, fundamentada na metodologia Design Centrado no Usuário (DCU), resultou em um aplicativo com funcionalidades que abrangem desde o registro de informações pessoais e clínicas até o acesso à teleatendimento e educação em saúde. Os resultados do estudo demonstram a relevância de um aplicativo como este para o empoderamento do paciente, facilitando a comunicação com a equipe multidisciplinar e promovendo a autonomia no manejo da doença. No entanto, destaca a necessidade de aprimoramentos futuros, como a otimização do design e a implementação de técnicas mais robustas de computação garantindo integridade e segurança.

Davis et al. (2021) traz uma revisão narrativa explorando a compreensão do impacto da esclerose múltipla (EM) na saúde mental dos pacientes. A partir da análise de estudos anteriores, os autores evidenciam a alta prevalência de transtornos como ansiedade e depressão nessa população. Além disso, destacam a influência de eventos de vida, tanto positivos quanto negativos, na evolução do quadro emocional dos pacientes com EM. A revisão enfatiza a importância de uma abordagem multidisciplinar, que inclua a avaliação e o acompanhamento da saúde mental como parte integral do cuidado dos pacientes com EM. Os autores também discutem o papel das tecnologias digitais, como aplicativos móveis, no monitoramento e no suporte à saúde mental desses indivíduos, ressaltando o potencial dessas ferramentas para facilitar a comunicação entre pacientes e profissionais de saúde e promover o autocuidado.

Andrews et al. (2022) baseado em estudos anteriores revelam um potencial significativo para a tecnologia de medição remota (TMR) no cuidado de pacientes com esclerose múltipla, epilepsia e depressão. A pesquisa demonstra que uma ampla gama de profissionais de saúde enxerga a TMR como uma ferramenta complementar valiosa, capaz de fornecer dados mais precisos e frequentes sobre a condição dos pacientes. Destaca também a importância do design intuitivo dos aplicativos de TMR, garantindo que sejam fáceis de usar e não causem ansiedade nos pacientes. Além disso, os resultados sugerem que a frequência ideal de coleta de dados pode variar dependendo da condição e da preferência dos profissionais, com neurologistas tendendo a preferir relatórios semanais e outros profissionais optando por registros diários. A pesquisa evidencia a necessidade de um desenvolvimento contínuo da TMR, com foco em funcionalidades como relatórios personalizados e integração com outros sistemas de saúde, para maximizar seu potencial

na prática clínica.

Schleimer et al. (2020) descrevem o desenvolvimento do Open MS BioScreen, uma ferramenta web gratuita e de código aberto projetada para auxiliar pacientes com esclerose múltipla (EM) e seus profissionais de saúde. Utilizando uma abordagem centrada no usuário, os autores desenvolveram um aplicativo que permite aos pacientes acompanhar sua progressão da doença, acessar informações relevantes e tomar decisões mais informadas sobre seu tratamento. A ferramenta oferece recursos como jornadas do paciente, testes da Escala Expandida do Estado de Incapacidade (EDSS) e algoritmos de apoio à decisão, demonstrando o potencial das tecnologias digitais para empoderar os pacientes e melhorar a qualidade do cuidado. Os resultados deste estudo destacam a importância de envolver os pacientes e outros *stakeholders* no processo de desenvolvimento de ferramentas digitais para a saúde, a fim de garantir que elas atendam às necessidades reais dos usuários como é feito no toolkit HCD.

Palotai et al. (2021) desenvolveram um aplicativo móvel com o objetivo de auxiliar no monitoramento em tempo real de fadiga e outros sintomas em pacientes com esclerose múltipla. Através de um estudo observacional com 64 pacientes, os autores buscaram avaliar a usabilidade da ferramenta e coletar dados sobre os diferentes fenótipos de fadiga. Os resultados indicam que o aplicativo apresentou alta usabilidade e não foram relatados problemas técnicos significativos. A maioria dos participantes do estudo possuía a forma recorrente-remittente da doença. Os autores concluem que o aplicativo tem potencial para ser utilizado por uma ampla gama de pacientes com EM, independentemente da gravidade da doença ou da localização geográfica. Contudo não é abordado o processo de construção e as escolhas das funcionalidades.

Além da análise dos artigos científicos, também foram examinados sistemas similares disponíveis no mercado, a fim de compreender as soluções tecnológicas já existentes para pacientes com esclerose múltipla. Entre os aplicativos destacados, o Cleo App⁶, desenvolvido pela Biogen, cujo principal objetivo é otimizar a rotina desses pacientes. O aplicativo permite o registro da rotina diária, humor e sintomas, além de gerar relatórios personalizados e fornecer conteúdos informativos que auxiliam no manejo da doença. O segundo app, MyTherapy⁷, uma plataforma voltada para pacientes com doenças crônicas, como esclerose múltipla, que oferece lembretes para a administração de medicamentos conforme o tratamento prescrito, além de uma agenda personalizada para a prática de atividades físicas e sessões de terapia, auxiliando no acompanhamento integral do tratamento.

Esses artigos e sistemas fornecem uma base sólida para a construção de um sistema mobile colaborativo para acompanhamento do quadro de pacientes com esclerose múltipla, revelam contribuições para o entendimento e o apoio dos pacientes com Esclerose Múltipla (EM), destacando-se o desenvolvimento de tecnologias digitais focadas no paciente. Também envolve a criação de uma solução que não apenas se adequa às melhores práticas observadas, mas também aborda de forma inovadora atendendo a aspectos ainda negligenciados, como a personalização do cuidado usando técnicas de inteligência

⁶BIOGEN. 'Cleo App'. Disponível em: cleo-app.com.br. Acesso em: 4 set. 2024. Disponível para iOS e Android.

⁷MYTHERAPY. App MyTherapy. Disponível em: mytherapyapp.com. Acesso em: 4 set. 2024. Disponível para iOS e Android.

artificial para uma análise mais aprofundada dos padrões emocionais. Na próxima página, você encontrará a Tabela 1 que compara o Imunus com outras soluções do mercado. Essa comparação evidencia como o Imunus supre necessidades não atendidas pelos demais aplicativos, oferecendo um diferencial competitivo.

Tabela 1. Comparação Imunus e sistemas semelhantes

Trabalho	Objetivo	Método	Resultado	Lacunas
Protótipo de Carvalho, 2022	Promover autonomia e facilitar a equipe médica de pacientes de EM e ELA	Design Centrado no Usuário (DCU) na criação de protótipo	Protótipo com seções de dados cadastrais, teleatendimento e educação em saúde	Experiência de usuário limitada, sem validação de escalabilidade e sem a análise de dados com IA ou ML
Protótipo de Palotai, 2021	Diferenciar fenótipos de fadiga e monitoramento de sintomas e emoções em tempo real	64 pacientes usaram o app por 2 semanas para coletar dados em tempo real	Pacientes relataram bom uso do app no monitoramento da fadiga e sono	Focado apenas no sintoma da fadiga, sem análise de opiniões dos pacientes
App web de Schleimer, 2020	Desenvolver app web livre de interesses comerciais para auxiliar na tomada de decisão de pacientes com EM	Design Centrado no Ser Humano com 3 fases: inspiração, ideação e implementação	App web flexível para adição de funcionalidades e testes com 24 pacientes	Não aborda sintomas e sentimentos em tempo real, além da falta de validação formal dos dados
Cleo App	Fornecer suporte diário para pacientes com Esclerose Múltipla em várias fases da doença	–	–	Não inclui análise de sentimentos ou relatórios para disponibilizar a equipe médica
MyTherapy App	Monitorar a adesão a medicamentos e auxiliar pacientes com doenças crônicas	–	–	Foco principal na adesão medicamentosa; não há um monitoramento emocional ou análise

4. Metodologia

O presente trabalho foi desenvolvido desde a ideação do problema a ser resolvido até o desenvolvimento e testes do sistema mobile, através das etapas do toolkit Human-Centered Design (IDEO,2014), envolvendo a criação de um Desafio Estratégico (DE) a ser trabalhado, conversas com pessoas nos extremos opostos relacionado a doença, transformação

de informações em soluções e protótipos do sistema mobile. Em seguida melhoradas e transformadas no produto final. A Figura 1 mostra a linha do tempo com as atividades realizadas para a criação do app a partir das três fases do toolkit HCD: ouvir, criar e implementar.



Figura 1. Linha do tempo do toolkit HCD. Fonte: Autores, 2024.

4.1. Fase Ouvir

O processo teve início com a identificação do desafio estratégico, uma pergunta que orienta os autores sobre quais problemas devem ser enfrentados e resolvidos. O presente trabalho teve como desafio estratégico “Melhorar o acompanhamento do quadro de pacientes com esclerose múltipla e criar uma comunidade colaborativa para troca de informações entre esses pacientes”. A escolha deste ser voltado à esclerose múltipla deve-se ao fato de ser uma doença de grande impacto social e que ainda é de pouca visibilidade em pesquisas acadêmicas e de mercado, principalmente no Brasil. Estudos como esse visam contribuir com a saúde pública e principalmente com foco na saúde digital, um nicho de tecnologia que vem crescendo principalmente após a pandemia do Covid-19.

Após a identificação do desafio estratégico inicia-se o processo de avaliação do conhecimento preexistente, na qual os autores listaram aquilo que se sabe sobre o desafio. Para isso, foi utilizada a matriz Certezas, Suposições, Dúvidas (CSD) na fase de descoberta sobre pacientes com esclerose múltipla, identificando a necessidade de cuidados contínuos e o desejo de buscar informações e apoio em grupos. Em Certezas, destaca-se a necessidade inquestionável de acompanhamento médico, medicamentos específicos, e cuidados contínuos com a saúde mental e física. As Suposições incluem a possível necessidade de relatórios médicos, medidas de acessibilidade, e o registro de sintomas e alterações de humor. Por fim, em Dúvidas surgem questões sobre o apoio familiar e social, a sustentação financeira do paciente, e o envolvimento em *hobbies* ou atividades esportivas. Essa matriz norteia informações necessárias ao momento de conversar com membros interessados sobre a doença.

Nesta etapa de conversas, busca-se coletar histórias e entender mais sobre o contexto do DE. É escolhido um método de pesquisa dentre os cinco métodos descritos no toolkit, foram escolhidos para esta etapa os métodos de conversas individuais. Foram iniciadas conversas com membros ideias, que são as pessoas com maior potencial e interesse em utilizar a solução proposta, sendo incluindo duas mulheres com esclerose múltipla

(uma jornalista de 26 anos e uma influenciadora de 28 anos) e especialistas, que são profissionais com experiência de atuação na área do DE, sendo dois médicos neurologistas (um especialista em neuroimunologia e outro supervisor de residência e coordenador de ambulatório), e uma fisioterapeuta especializada em terapia neurofuncional. As conversas abordaram suas experiências, conhecimentos e abordagens relacionadas à esclerose múltipla, destacando desafios no diagnóstico, tratamento e cuidados com a saúde, bem como o papel da tecnologia e do exercício físico.

4.2. Fase Criar

Na fase de criação, conforme sugerido pelo toolkit HCD, propõe-se a interpretação dos dados coletados durante a fase ouvir e a geração de artefatos tangíveis a partir dessa interpretação, tais como logotipos, fluxogramas e protótipos. Para alcançar uma compreensão aprofundada e traduzi-la em inovações, empregou-se o método empírico no desenvolvimento da abordagem. Posteriormente foram sintetizados os pontos em que os membros ideais e especialistas tiveram opiniões diversas ou similares. O levantamento de ideias foi baseado no aprofundamento das respostas obtidas nas conversas da Fase Ouvir buscando identificar padrões. Para isso foi produzido um *brainstorm*, com o objetivo de debater sobre as necessidades identificadas pelos membros e os aspectos que eles destacaram como importante em um aplicativo voltado para pacientes portadores de esclerose múltipla.

Após um *brainstorm*, a equipe decidiu nomear o aplicativo como “Imunus” com base na natureza autoimune da Esclerose Múltipla. O logotipo foi definido como uma borboleta inspirado na forma encontrada em exames de ressonância magnética de pacientes com Esclerose Múltipla junto a bainha de mielina. O tema do aplicativo é a laranja, que simboliza o movimento de conscientização sobre a Esclerose Múltipla. Quanto às definições de design e usabilidade, foi optado pelo uso da *flart art* devido a sua simplicidade e eficiência. Além das fontes de texto Roboto, San Francisco e MPLUS Rounded, com o logotipo usando MPLUS Rounded para melhor harmonia visual.

Foi definida uma série de funcionalidades para o aplicativo Imunus com o objetivo de proporcionar aos pacientes uma melhor organização de sua rotina de cuidados médicos, visando melhorar sua qualidade de vida. Embora existam aplicativos voltados para a esclerose múltipla, foram identificadas lacunas na experiência do usuário, especialmente no que diz respeito à geração de relatórios. A proposta é criar um modelo de relatório mais simples e visualmente compreensível para facilitar a compreensão tanto do paciente quanto de quem o acompanha clinicamente, alinhado ao uso de Machine Learning na identificação de sentimentos relatados pelo usuário.

O aplicativo apresenta várias funcionalidades destinadas a melhorar a experiência do usuário e apoiar indivíduos portadores da EM. A tela inicial do aplicativo é dividida em duas seções, destacando informações importantes sobre horários de medicamentos e consultas iminentes, além de fornecer acesso ao menu de funcionalidades. Uma das características essenciais é a função de relatório denominada “Minha Caminhada”, que oferece informações detalhadas sobre sintomas, sentimentos, uso de medicamentos e palavras-chave do diário. Os relatórios são gerados com base na seleção de um mês e ano específicos, facilitando a visualização de tendências e correlações.

Também promove interação entre usuários por meio da funcionalidade “Comu-

nidade de Apoio”, permitindo a pesquisa de tópicos, perguntas, respostas e discussões relacionadas à EM. Além disso, oferece um sistema de FAQ (Perguntas Frequentes) para responder às dúvidas comuns dos usuários. A funcionalidade de diário permite que os usuários registrem seus sentimentos diários, enquanto os registros de sintomas e sentimentos fornecem a capacidade de avaliar a intensidade e descrever esses aspectos.

A gestão de medicamentos é simplificada com a função de cadastro de medicamentos, que organiza medicamentos atuais e históricos, incluindo informações sobre seu uso. Por fim, a funcionalidade de consultas e exames permite que os usuários registrem e gerenciam informações sobre consultas médicas e exames, garantindo um acompanhamento eficaz de sua saúde. A escolha das funcionalidades tem por objetivo oferecer uma gama abrangente de recursos destinados a melhorar a qualidade de vida e o cuidado de pacientes com EM, abordando aspectos médicos e emocionais de forma integrada.

O Imunus está diretamente alinhado com o Objetivo 3 - Boa Saúde e Bem-estar dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS), estabelecidos pela ONU, orientam iniciativas globais para promover o desenvolvimento sustentável em diferentes áreas. Esse objetivo busca assegurar uma vida saudável e promover o bem-estar para todas as pessoas, em todas as idades. Através de suas funcionalidades, o app visa melhorar a gestão de saúde de pacientes com Esclerose Múltipla, proporcionando ferramentas que facilitam o monitoramento de sintomas, o controle de medicamentos e a análise de sentimentos. Isso contribui para uma abordagem mais integrada e acessível aos cuidados médicos, melhorando a qualidade de vida e o bem-estar dos usuários, em sintonia com as metas estabelecidas pelo ODS 3.

As ideias do aplicativo foram concretizadas por meio da criação de um protótipo na plataforma Figma⁸. Essa etapa tem como propósito de visualizar a aparência e as funcionalidades desejadas no aplicativo final, coletar *feedback* dos usuários em relação à usabilidade do sistema. É importante ressaltar que, como um protótipo, ele não incorporou todas as funcionalidades e inteligência necessárias para o aplicativo completo. No entanto, ele apresentou de forma simplificada o conceito do aplicativo, juntamente com suas respectivas telas.

Após a criação do protótipo, a equipe conduziu uma nova conversa com os membros ideais e especialistas a fim de coletar *feedbacks* sobre o protótipo. As conversas ocorreram de maneira online e as perguntas foram estruturadas em duas etapas: a primeira compreendeu o roteiro de simulação do protótipo em que o usuário deveria executar determinadas funcionalidades do sistema para então fornecer uma avaliação quanto a eficácia de cada processo; a segunda etapa compreendeu a identificação do usuário e a avaliação geral do sistema proposto.

Um guia de simulação foi usado para registrar de forma criteriosa o *feedback* dos membros ideais e especialistas, abrangendo tanto aspectos positivos quanto negativos. Ele foi dividido em ações e missões, com as ações descrevendo os passos para operações simples no aplicativo e as missões desafiando os usuários a explorar as funcionalidades mais importantes do sistema em profundidade. Essa abordagem permitiu aos usuários experimentar de forma abrangente as características diferenciadoras do aplicativo.

A fim de resumir as opiniões obtidas durante os testes do protótipo, foram gera-

⁸Figma. 'Figma'. Disponível em: [figma.com](https://www.figma.com). Acesso em: 12 set. 2024.

das duas nuvens de palavras, uma relacionada aos pontos positivos e outra aos pontos negativos. Essas nuvens de palavras resumem as principais conclusões derivadas das entrevistas realizadas. O retorno dos usuários após a apresentação do protótipo destacou palavras-chave como cores, inovação e comunidade. A maioria dos usuários expressou satisfação com as funcionalidades, especialmente valorizando a inovação e a criação de uma comunidade para compartilhar experiências, visíveis nas funcionalidades de fórum, FAQ e Diário. Além disso, elogiaram a escolha das cores, como o laranja em referência ao Agosto Laranja: Mês de Conscientização sobre a Esclerose Múltipla. Outras ideias percebidas incluem a usabilidade fácil para alguns entrevistados, a quantidade de informações e a capacidade de transcrever áudio, tornando o aplicativo acessível a idosos, crianças e pessoas com dificuldades motoras. Também foram apreciados a praticidade, a interface autoexplicativa e o fluxo simples das telas.

No entanto, houveram também feedbacks negativos como excesso de texto nos botões de menu, à localização dos ícones no menu e à escassez de sintomas e sentimentos. A ausência de alertas para sintomas persistentes ou sentimentos negativos recorrentes em outras funcionalidades, além do relatório “Minha Caminhada”, foi apontada como uma área para melhoria. Também foram mencionados ícones pouco claros, excesso de espaço em branco, falta de intuição e relatórios sem gráficos. A preocupação com a veracidade das informações e a prevenção de *fake news* também se destacou como uma preocupação importante.

4.3. Fase Implementar

Nesta fase, o objetivo foi transformar o DE em um produto real a partir das ideias e o protótipo trabalhados nas fases anteriores. É essencial garantir que as ideias geradas se traduzam em soluções eficazes e utilizáveis para o público alvo. O desenvolvimento do aplicativo iniciou em setembro de 2022, nessa primeira versão foi desenvolvida as funcionalidades essenciais: Login, Registro de sentimentos, Registro de sintomas e a tela “Minha Caminhada”, relatório mensal da jornada do usuário. O desenvolvimento seguiu um cronograma de duas *sprints* de quinze dias cada com entregas programadas.

Na Figura 2 é mostrado o diagrama de sequência de interações entre o usuário, o app, os serviços de banco de dados e de *machine learning*, o aplicativo oferece aos usuários a possibilidade de registrar seus sentimentos, que são posteriormente classificados por um serviço de Machine Learning (ML) e armazenados em um banco de dados no Firebase. Além disso, os usuários podem monitorar seus sintomas e acessar relatórios mensais detalhados sobre suas caminhadas. O fluxo do sistema inicia verificando se o usuário já possui um cadastro; caso contrário, ele é redirecionado para a etapa de registro. Após o login, o usuário acessa a tela principal (Home), onde pode registrar seus sentimentos por meio de texto livre ou selecionando opções predefinidas. Esses sentimentos são enviados ao serviço de ML para análise e, juntamente com os dados de sintomas, são armazenados de forma segura no Firebase. O aplicativo também possibilita a visualização de relatórios mensais sobre caminhadas, caso haja dados registrados, promovendo um acompanhamento contínuo da saúde do usuário.

A construção do app foi conduzida utilizando o framework multiplataforma Flutter, especificamente na sua versão 2.10.2. Embora as versões iniciais tenham sido codificadas exclusivamente para a plataforma Android, o Flutter oferece a flexibilidade necessária para expansões futuras para outras plataformas a partir de uma única base de

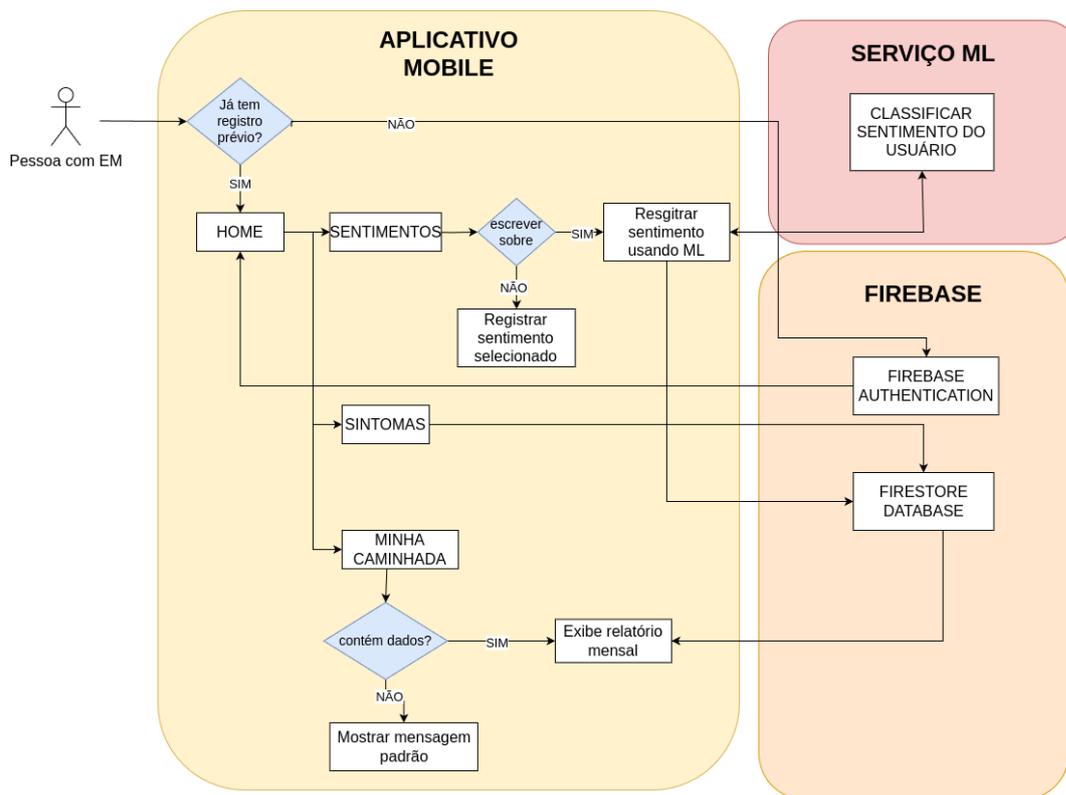


Figura 2. Diagrama de Sequência das Interações entre o Usuário, App Mobile, Firebase e Serviço de Machine Learning - Fonte: autores, 2024

código. Para a codificação foi empregado o Integrated Development Environment (IDE) Visual Studio Code, amplamente reconhecida por seu robusto conjunto de ferramentas para desenvolvimento, depuração e versionamento de código. Essa IDE contribuiu significativamente para a otimização do processo de desenvolvimento, facilitando a escrita e manutenção do código.

O padrão de projeto adotado no desenvolvimento do aplicativo foi o Clean Architecture, uma abordagem de design patterns proposta por Martin (2017). Ela permite a clara separação de responsabilidade entre as entidades, facilita a manutenção e a codificação. Foram modeladas as entidades que representam os principais objetos do sistema: 'Emotion' (Emoções), 'Symptom' (Sintomas), 'Report' (Relatório) e 'Patient' (Paciente). A partir de cada entidade dessa foram criadas suas camadas de apresentação, aplicação e domínio. Essa estrutura em camadas permitiu uma organização clara do código, facilitando a compreensão e a manutenção do sistema.

Quanto ao armazenamento dos dados gerados pelos usuários e à autenticação, optou-se pela utilização da plataforma Firebase, disponibilizada pelo Google. O Firebase proporciona serviços fundamentais, como banco de dados em tempo real, o que viabiliza o armazenamento e a sincronização eficiente e segura dos dados. Para a autenticação, a plataforma se destaca pela integração simplificada com contas Google, permitindo que os usuários acessem o aplicativo de maneira ágil e segura. Adicionalmente foi utilizada a dependência 'firebase core platform interface' para garantir a compatibilidade com os serviços oferecidos, assegurando a robustez do sistema de armazenamento e autenticação

implementado no aplicativo.

Os dados referentes às emoções e os sentimentos dos usuários são armazenados em uma coleção estruturada com campos referentes ao design de suas entidade, além deles incluem 'createdAt' (data e hora de criação), 'updatedAt' (data e hora da última atualização), 'deletedAt' (data de exclusão, quando aplicável) e 'userId' (identificação do usuário) para o controle de alterações do dado pelo o usuário. Essa estrutura possibilita a recuperação e manipulação eficientes dos dados, assegurando a integridade e a consistência das informações ao longo do tempo. Na Figura 3 mostra um exemplo de como são salvas as emoções na base de dados.

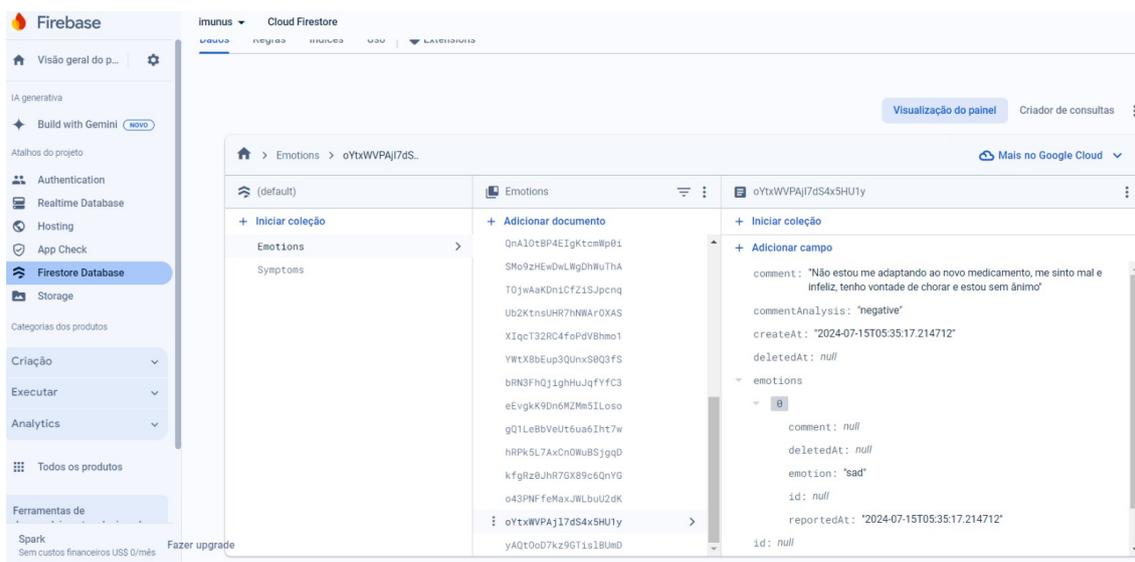


Figura 3. Print de uma das coleções de um usuário fictício - Fonte: autores, 2024

Para a classificação de sentimentos no aplicativo, foram utilizadas técnicas avançadas de Inteligência Artificial e Machine Learning, com ênfase no processamento de linguagem natural. O desenvolvimento dessa etapa foi feito num Jupyter Notebook, usando o Google Colaboratory, ideal para a criação do serviço de ML devido aos seus recursos de hardware e armazenamento de nuvem. A abordagem adotada envolveu a combinação de diversas ferramentas e métodos para garantir uma análise precisa e eficiente das emoções expressas pelos usuários. A base de dados empregada no treinamento dos modelos foi o conjunto “Emotions”⁹, disponível no Kaggle, que contém mais de 400.000 linhas de texto rotuladas com seis emoções distintas. A escolha desse conjunto se deve à sua robustez e amplitude, proporcionando uma base sólida para o treinamento e a avaliação dos modelos. Os textos foram traduzidos do inglês para o português utilizando a biblioteca deep translator e o Google Translator. Essa tradução foi essencial para garantir que o modelo pudesse processar dados no idioma em que os usuários interagem com o aplicativo.

Após a tradução, os dados passaram por um processo de limpeza e preparação, que incluiu a remoção de stopwords e a aplicação de técnicas de stemming para reduzir

⁹Emotions. *Emotions Dataset*. Disponível em: [kaggle.com/datasets/bhavikjikadara/emotions-dataset](https://www.kaggle.com/datasets/bhavikjikadara/emotions-dataset). Acesso em: 10 set. 2024.

as palavras às suas raízes. Para representar os dados, foi utilizada a técnica de “bag of words”(saco de palavras), que transforma o texto em uma forma vetorial que permite que os algoritmos de ML identifiquem padrões e relações entre palavras e suas emoções associadas. A técnica TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) amplamente utilizada para representar texto numericamente, foi empregada para converter o texto em uma forma numérica que reflete a importância de cada palavra em relação ao corpus.

Na tarefa de classificação de sentimentos, foi usado o algoritmo de classificação Naive Bayes, implementado com a biblioteca Natural Language Toolkit (NLTK). A avaliação dos modelos foi realizada por meio da divisão dos dados em conjuntos de treino e teste, com a acurácia sendo uma das principais métricas de desempenho. Após o modelo treinado, foi desenvolvida uma função capaz de receber uma frase como entrada e devolver as probabilidades associadas a cada sentimento identificado. Esta função processa o texto fornecido e aplica o modelo treinado para calcular a probabilidade de cada sentimento estar presente na frase analisada.

Para integrar essa análise ao aplicativo, foi implementado um serviço que consome um endpoint para a análise de sentimentos através de requisições HTTP. O backend da aplicação foi desenvolvido utilizando Flask, funcionando como intermediário entre a interface do usuário e o modelo de Machine Learning. Para facilitar o desenvolvimento e a comunicação entre o aplicativo e o servidor local, foi utilizado o ngrok, para criar túneis seguros com servidores locais, permitindo que o aplicativo móvel acesse o backend de forma segura e eficiente durante o processo de desenvolvimento e viabilizando a interpretação automática dos sentimentos dos usuários em tempo real.

4.3.1. O aplicativo Imunus

A fase de implementação resultou na criação do aplicativo Imunus, que incorporou as principais funcionalidades planejadas: login, registro de sentimentos e sintomas, e a tela “Minha Caminhada”. A implementação utilizou o framework Flutter para desenvolvimento, Firebase para armazenamento e autenticação, e técnicas de Machine Learning para análise de sentimentos, conforme detalhado anteriormente. Na Figura 4 é exibida algumas telas da primeira versão do aplicativo destacando as funcionalidades desenvolvidas e a interface do usuário. Elas ilustram o estado inicial do aplicativo, funcional passível de testes e refinamentos visando melhorar a usabilidade, performance e a adequação buscando atender às expectativas dos usuários.

Tendo como foco a experiência do usuário, foram implementadas diversas tarefas de ajuste no protótipo para melhorar sua performance e usabilidade. Entre eles a reformulação do relatório intitulado “Minha Caminhada”. A proposta revisada incluiu um design mais intuitivo com uma visualização mensal dos sentimentos e emoções, além da adição de gráficos que ilustram a oscilação dos sentimentos e a implementação de um alerta na tela quando a maioria das emoções registradas forem negativas, ocasionalmente quando a porcentagem de emoções negativas atinge 70%. Adicionalmente, foi introduzida a funcionalidade de geração de documentos de relatório em formato PDF. Esses documentos contêm informações detalhadas sobre os sintomas e sentimentos registrados em cada dia do mês, juntamente com os respectivos comentários. Essa funcionalidade visa auxiliar o acompanhamento da jornada do usuário e fornece à equipe médica uma

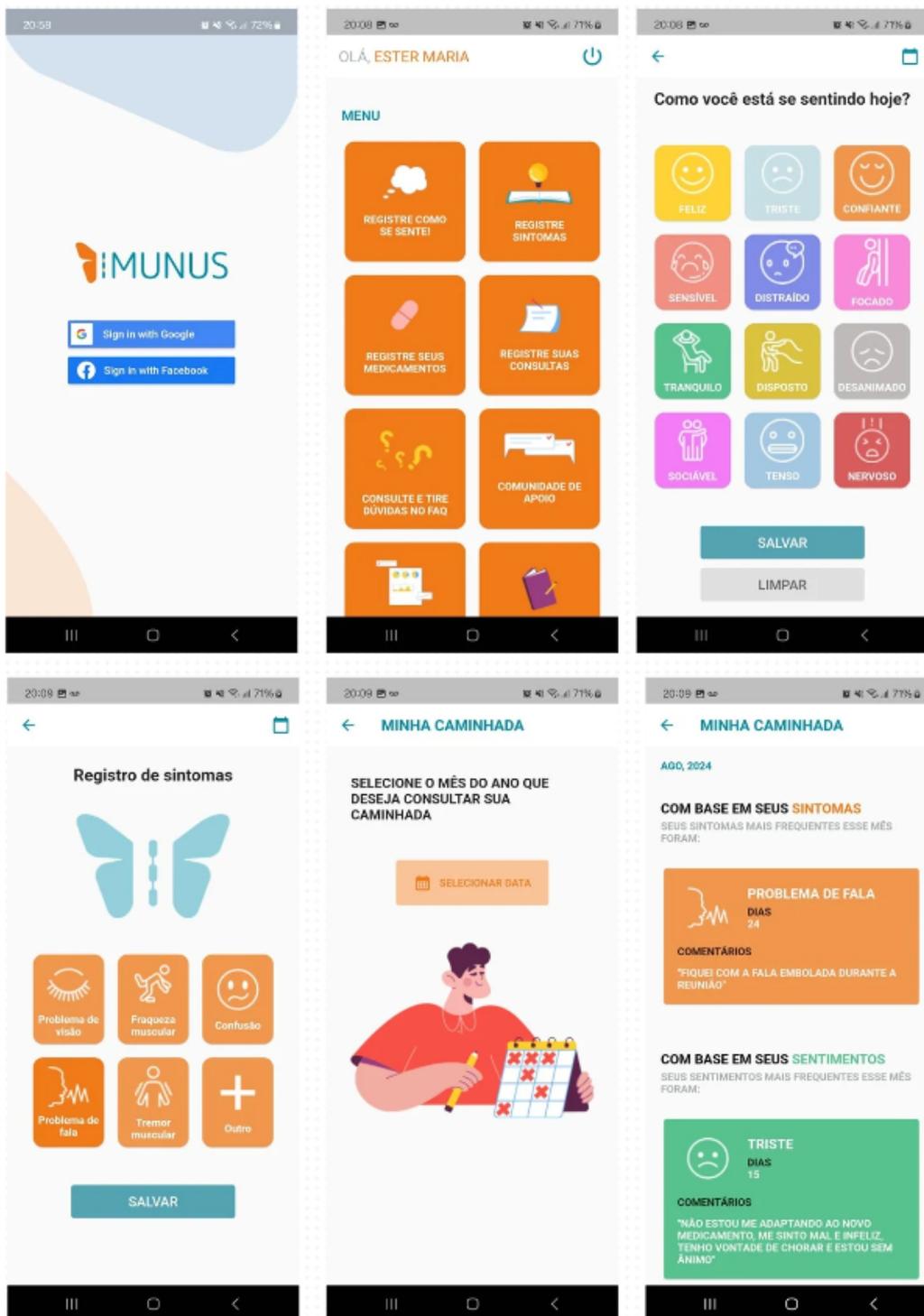


Figura 4. Telas da primeira versão do app - Fonte: autores, 2024

ferramenta valiosa para monitorar novos surtos e oscilações na saúde mental do paciente. Para a implementação das novas funcionalidades, foram conduzidas duas sprints de desenvolvimento.

O foco inicial foi o ajuste no cadastro de emoções, especificamente na funcionalidade de sentimentos. O objetivo era assegurar que todas as emoções registradas fos-

sem associadas a um sentimento específico, utilizando tanto a análise automatizada por Machine Learning (ML) quanto as entradas fornecidas pelos usuários. Para simplificar e padronizar a análise, foi decidido reduzir o número de sentimentos a seis categorias principais: medo, nojo, raiva, surpresa, felicidade e tristeza. As atividades realizadas incluíram a atribuição da análise ao sentimento, a implementação da opção para que o usuário pudesse inserir o sentimento a ser analisado pela ML, e a restrição para permitir apenas um sentimento por dia. Adicionalmente, foi incorporado um feedback binário para sentimentos, categorizando-os como positivos, negativos ou neutros.

Seguiu-se com a criação da representação mensal das emoções, uma funcionalidade do relatório Minha Caminhada. Esta funcionalidade visava exibir os sentimentos registrados de forma mensal, utilizando um formato similar ao de aplicativos de calendário menstrual. Ao clicar em um dia específico, o usuário deveria ter acesso a informações detalhadas, incluindo o sentimento registrado e quaisquer sintomas associados. Para essa tarefa, foi utilizada a biblioteca do Flutter Calendar Carousel, decidindo-se pela exibição dos ícones de sentimentos próximos à data para otimizar a experiência do usuário. As atividades incluíram a criação do calendário, o preenchimento com os sentimentos e o desenvolvimento da página de detalhes do dia.

Em seguida o foco foi na criação de um gráfico de emoções, parte da funcionalidade de relatório. O objetivo era exibir um gráfico simplificado que representasse as emoções ao longo do mês, categorizando-as em positivas, neutras e negativas. Emoções com uma probabilidade de tristeza maior foram marcadas como negativas. A criação do gráfico foi realizada utilizando a biblioteca 'flutter charts', e as emoções diárias foram listadas e convertidas em uma visualização gráfica, preferencialmente em um gráfico de linhas. A validação envolveu transformar os sentimentos em categorias emocionais e testar a funcionalidade com diferentes usuários e conjuntos de emoções.

A lógica de classificação de sentimentos integrada ao serviço de ML envolve os sentimentos disponíveis a serem marcados no aplicativo, o tom emocional da mensagem como positiva, negativa ou neutra e os sentimentos usados no treinamento do modelo. Caso o usuário selecione umas das emoções positivas como feliz, contente ou ativo, a análise é marcada como positiva. Caso o usuário escolha emoções negativas como nervoso ou triste é marcado como negativo. Outras opções são marcadas como neutras. Porém se o usuário preferir escrever, o relato dele é analisado e casos as emoções com maior probabilidade forem tristeza, raiva ou medo é marcada com negativa a análise, em outros casos é marcada como positiva. Se 70 % ou mais das emoções num mês tiverem a análise negativa é apresentado um alerta ao usuário no relatório "minha caminhada".

Em seguida, foi ajustada a representação mensal das emoções, uma parte da funcionalidade de relatório. Esta funcionalidade foi projetada para exibir uma mensagem de alerta quando o percentual de sentimentos negativos em um mês exceder 70 % . Para atingir esse objetivo, foi necessário ajustar o algoritmo de ML, comparando o desempenho dos algoritmos Naive Bayes e a implementação de um novo algoritmo o Xg Boost a fim de garantir a melhor precisão. A função para exibir a mensagem de alerta também foi ajustada para ser acionada quando os sentimentos negativos ultrapassassem o limiar definido. Por fim, foi implementada a funcionalidade de geração de relatórios mensais para o paciente. O objetivo era permitir que o usuário visualizasse e baixasse um relatório em PDF contendo informações sobre sentimentos e sintomas do mês. O relatório foi estrutu-

rado de forma semanal e incluiu um gráfico resumo das emoções no final. Para essa tarefa, foi utilizada a biblioteca PDF Creation, e as atividades envolveram a coleta e organização dos dados do usuário, bem como a inclusão do gráfico resumo no documento. Além disso foram feitas correções menores e testes de usabilidade em diferentes cenários, assegurando que todas as funcionalidades fossem revisadas e ajustadas conforme necessário para proporcionar a melhor experiência ao usuário.

5. Resultados

Para avaliar a eficácia e a usabilidade do Imunus, foi realizada uma simulação com uma persona fictícia, o senhor João Silva, representando um paciente com Esclerose Múltipla Remitente-Recorrente (EMRR). João, com 40 anos de idade e oito anos desde o diagnóstico, enfrenta desafios diários como fadiga intensa, dificuldades de mobilidade, visão turva, lapsos de memória e alterações de humor. A criação dessa persona permitiu avaliar como um usuário típico poderia interagir com o aplicativo em diferentes cenários, proporcionando *insights* valiosos sobre a adequação das funcionalidades desenvolvidas.

Para esclarecer como as informações eram armazenadas e como o serviço de ML retornava os resultados, o fluxo apresentado na Figura 5 oferece uma representação visual do processo de análise de sentimentos do aplicativo. Quando um usuário registra um sentimento, o sistema avalia se ele expressou diretamente suas emoções, caso sim, armazena o sentimento e classifica por grupo como positivo, neutro ou negativo.. Se o usuário preferiu discorrer sobre, o sentimento é analisado por meio de um algoritmo de ML que identifica a emoção predominante, retornando dados em um formato estruturado. Por exemplo, se o usuário insere a frase “Hoje me senti extremamente cansado, a fadiga foi quase insuportável”o sistema processa essa entrada e retorna uma análise detalhada, com as porcentagens que essa frase pode representar essa classe “tristeza”: “74.52%”, “raiva”: “0.09%”, “amor”: “0.00%”, “surpresa”: “0.00%”, “temer”: “0.00%”, “alegria”: “25.39%”. Como entre essas a maior porcentagem foi a de tristeza, é classificada o sentimento como tristeza e a análise como negativa.

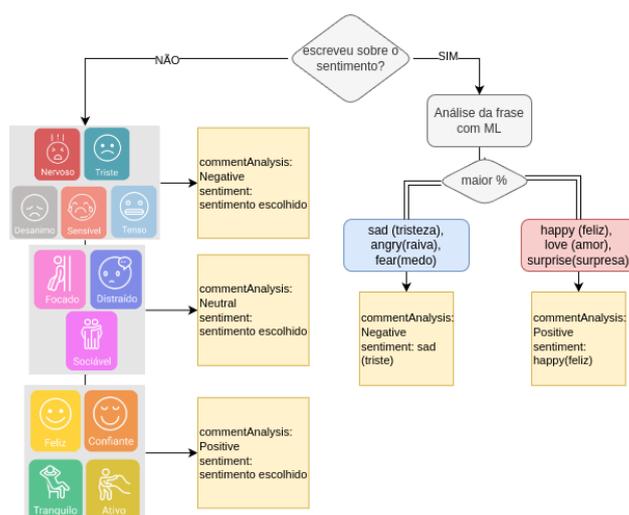


Figura 5. Mapa de classificação do sentimentos no IMUNUS - Fonte: autores, 2024

A jornada fictícia de João foi dividida em vários dias de um mês aleatório, durante

os quais ele utilizou o Imunus App para registrar seu estado emocional, sintomas, e atividades diárias. No dia 9, quando ele registrou um sentimento de gratidão por conseguir realizar uma breve caminhada, este sentimento foi analisado como 99 % de chance de ser uma emoção de alegria. Nos dias seguintes, João continuou a utilizar o aplicativo para expressar tanto emoções negativas quanto positivas, como no dia 12, João relatou uma fadiga extrema, resultando em uma análise do aplicativo que identificou 77 % de tristeza associada ao seu estado.

Esses registros permitiram avaliar como o aplicativo processa e analisa diferentes tipos de entradas, seja por meio de texto livre ou seleção de emoções predefinidas. Por exemplo, no sexto dia, João relatou estar distraído ao escolher esse sentimento, sendo marcado como neutro na análise de sentimentos. Ao longo da semana, o aplicativo demonstrou ser capaz de identificar corretamente emoções complexas e fornecer feedbacks precisos, como a análise de apatia de comentários como “Consegui assistir a um filme, mas não consegui me concentrar direito,”o que retornou 88 % de alegria e 11 % de tristeza. Na Figura 6 é mostrada as telas de evidências do teste da persona e sua jornada fictícia.

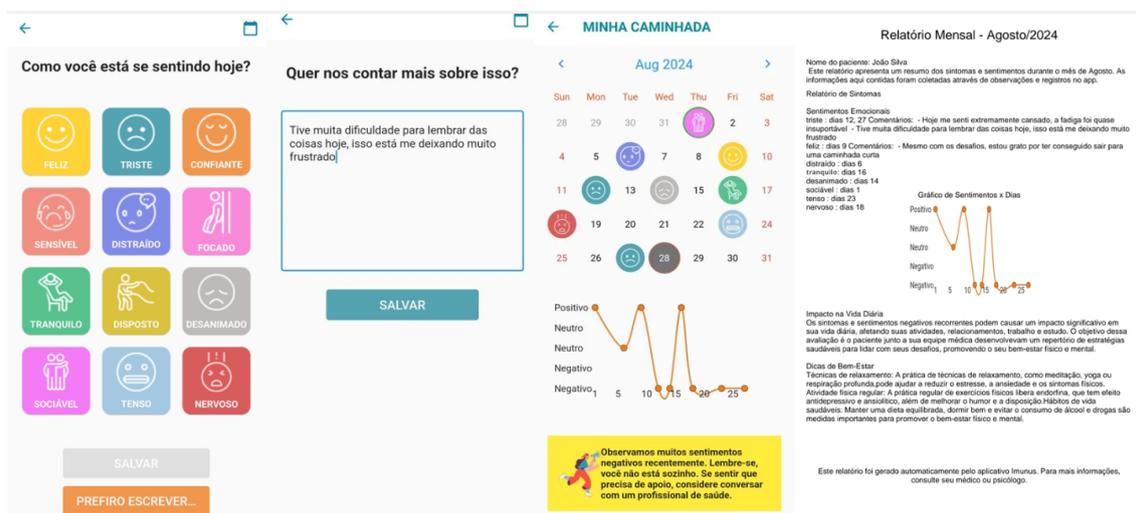


Figura 6. Telas com jornada fictícia após o refinamento do app. - Fonte: autores, 2024

Os testes com a persona João Silva revelaram que o Imunus App é eficaz na identificação e categorização de emoções, fornecendo uma plataforma útil para pacientes com EM monitorarem suas condições emocionais e físicas ao longo do tempo. O uso da persona destacou os benefícios do aplicativo em termos de oferecer suporte psicológico e emocional, auxiliando na gestão de doenças crônicas como a Esclerose Múltipla. Além disso, esses testes permitiram a identificação de possíveis áreas de melhoria, como a personalização ainda maior da análise emocional para refletir nuances mais sutis na jornada diária dos pacientes.

Durante a fase de desenvolvimento do sistema de classificação emocional do Imunus, dois algoritmos de aprendizado de máquina foram implementados e avaliados usando a base de dados Emotions: o XGBoost e o Naive Bayes. O objetivo principal foi identificar qual desses modelos seria mais eficaz na análise e categorização das emoções dos usuários, com base em um conjunto de dados previamente processados.

O algoritmo XGBoost, conhecido por sua robustez e alta capacidade de generalização, foi treinado utilizando-se o método TF-IDF ferramenta fundamental em NLP que permite transformar texto em representações numéricas, facilitando a análise e o processamento de grandes volumes de dados textuais. Ao atribuir pesos diferentes a palavras, ele ajuda a identificar as palavras mais importantes em um documento e a estabelecer relações entre documentos. O modelo alcançou uma precisão de 87.56% demonstrando uma habilidade considerável em distinguir entre as diferentes emoções expressas. Além disso, o F1-score ponderado de 0,8764 evidenciou um bom equilíbrio entre precisão e recall, o que sugere que o XGBoost conseguiu minimizar de forma eficaz tanto os falsos positivos quanto os falsos negativos, tornando-o uma escolha sólida para a tarefa em questão.

Por outro lado, o Naive Bayes, um classificador probabilístico baseado no teorema de Bayes, foi avaliado em um conjunto de dados de emoções categorizadas, resultando em uma precisão geral de 62.25%. Embora inferior ao XGBoost, o Naive Bayes apresentou uma análise interessante das características mais informativas, revelando a forte correlação de certos termos com emoções específicas. No entanto, essa sensibilidade a termos específicos também pode indicar uma limitação na capacidade do modelo de generalizar para novos dados, o que pode comprometer a eficácia em um ambiente de produção.

A análise dos algoritmos de classificação emocional revelou que o desempenho depende não apenas da robustez do modelo, mas também da qualidade e representatividade da base de dados utilizada. A base Emotions é desbalanceada, cerca de 35% dos sentimentos são de alegria, enquanto há apenas 3.6% de sentimentos de surpresa. Na Tabela 2 é apresentado um resumo quantitativo do desempenho de ambos algoritmos, o escolhido na versão atual do app foi o XGBoost por demonstrar superioridade em suas métricas em comparação ao Naive Bayes, principalmente por seu valor de recall baixo, indicado que pode apresentar falhas de indentificar exemplos positivos.

Tabela 2. Comparação de Desempenho entre Naive Bayes e XGBoost

Métrica	XGBoost	Naive Bayes
Acurácia (%)	87,56	62,25
F1-Score	0,8764	0,5246
Precisão	0,8796	0,7187
Recall	0,8756	0,6225
Tempo de Treinamento (s)	51,35	0,0076

A hipótese de independência entre as features, característica do Naive Bayes, pode ser uma das razões para seu desempenho inferior. Para melhorar o desempenho do Naive Bayes em tarefas de classificação de emoções, seria interessante explorar técnicas de balanceamento de dados, como oversampling ou undersampling. Além disso, a utilização de modelos mais sofisticados, como redes neurais, poderia capturar as complexidades das interações entre as palavras e melhorar a capacidade de generalização do modelo.

Outra análise realizada foi a curva AUC-ROC, que permite entender e comparar a

eficácia de modelos de classificação, especialmente em cenários com múltiplas classes. A Figura 7 apresenta os resultados do modelo treinado com o algoritmo XGBoost, revelando valores de AUC entre 97% e 99% para as diferentes classes de emoções. Esses resultados indicam que o modelo é eficaz na previsão de sentimentos, o que é fundamental para a ferramenta que você está desenvolvendo para ajudar pacientes com esclerose múltipla a monitorar suas emoções.

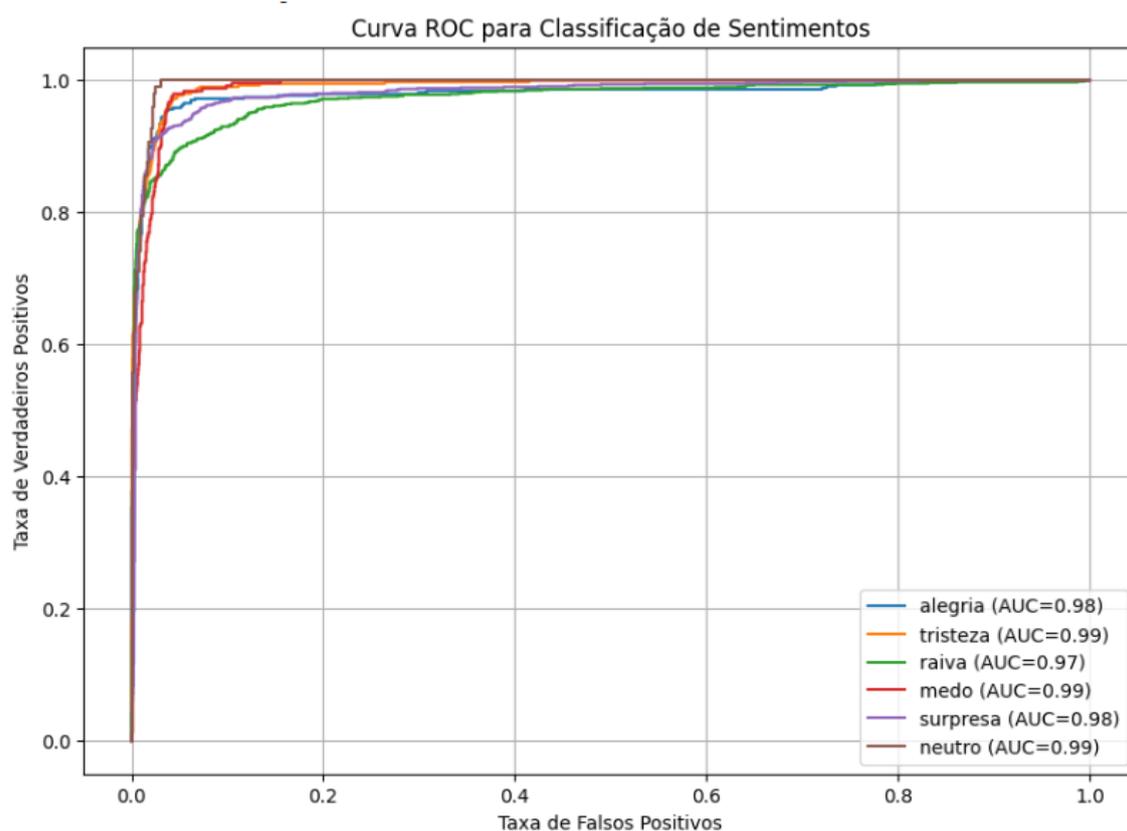


Figura 7. Curva AUC-ROC. - Fonte: autores, 2024

Considerando isso, é provável que, com uma base de dados mais balanceada e focada nos sentimentos específicos de pessoas com Esclerose Múltipla, tanto o Naive Bayes quanto o XGBoost poderiam apresentar um desempenho significativamente melhor. Um dataset mais focado e representativo poderia capturar de maneira mais precisa as nuances emocionais dessas vivências, levando a um sistema de classificação mais sensível e útil no contexto da Esclerose Múltipla.

6. Considerações finais

O presente estudo demonstrou que a análise de emoções em pacientes com esclerose múltipla (EM) oferece um avanço significativo na compreensão das experiências subjetivas da doença e no acompanhamento de intervenções personalizadas. A implementação de técnicas de Machine Learning e a ferramenta de design thinking, Toolkit HCD, possibilitaram a criação de um sistema inovador que integra a perspectiva emocional ao acompanhamento clínico, promovendo uma abordagem mais centrada no paciente.

Apesar dos desafios enfrentados, como a dificuldade de obter um vocabulário emocional específico para pacientes com EM, a escassez de bases de dados públicas e padronizadas, tanto em português quanto em inglês, que abordassem esse tema com rigor científico e ético exigiu a busca por soluções alternativas. Uma dessas soluções foi a utilização de uma base de dados genérica, que permitiu a análise preliminar das emoções e ofereceu *insights* promissores para o futuro do desenvolvimento tecnológico na área da saúde.

Inicialmente, considerou-se a possibilidade de criar uma base de dados original em parceria com hospitais-escola e organizações não governamentais especializadas em esclerose múltipla, como a Associação Brasileira de Esclerose Múltipla (ABEM) e a Amigos Múltiplos pela Esclerose (AME). Ambas são entidades de grande relevância no cenário brasileiro, dedicadas a promover a qualidade de vida de pessoas com EM e seus familiares, desempenhando um papel fundamental na pesquisa, no apoio aos pacientes e na defesa de seus direitos.

A ABEM¹⁰ atua como uma voz unificada dos pacientes com EM no Brasil, promovendo a conscientização sobre a doença e incentivando a pesquisa científica. A associação oferece suporte aos pacientes e seus familiares através de grupos de apoio e informações sobre tratamento. A AME¹¹ trabalha para melhorar a qualidade de vida das pessoas com esclerose múltipla progressiva, divulgando informações, combatendo fake news e promovendo a pesquisa nessa área. Contudo, a complexidade do processo de coleta e tratamento dos dados, aliada às limitações éticas e legais, impediu que essa iniciativa fosse concretizada dentro do prazo estabelecido para a conclusão da pesquisa.

Para viabilizar essa iniciativa, foi estabelecido contato com um Comitê de Ética em Pesquisa (CEP) para obter aprovação para a coleta de dados diretamente de pacientes, conforme exigido pela Resolução 466/12 do Conselho Nacional de Saúde. No entanto, as complexidades das exigências legais e o tempo necessário para a aprovação do estudo, aliados às limitações de prazo da pesquisa, impediram a coleta de dados de pacientes com EM dentro do cronograma proposto.

Diante disso, optou-se por utilizar uma base de dados genérica disponível no Kaggle. Embora essa base não tenha sido projetada especificamente para o contexto da EM, ela permitiu realizar uma análise preliminar das emoções expressas em linguagem natural. A escolha dessa base foi justificada pela necessidade de avançar com a pesquisa, considerando as limitações de tempo e recursos. Entretanto, é importante ressaltar que a utilização de dados sintéticos poderia complementar a base de dados real e auxiliar na construção de modelos mais robustos e representativos da realidade dos pacientes com EM.

Como direções futuras, recomenda-se a criação de uma base de dados linguística mais robusta e específica para a EM, com dados coletados de forma ética e transparente. Além disso, a implementação da captura de dados por áudio e a criação de uma nova base

¹⁰Associação Brasileira de Esclerose Múltipla (ABEM). *ABEM*. Entidade sem fins lucrativos que representa os interesses dos pacientes com esclerose múltipla no Brasil. Disponível em: www.abem.org.br. Acesso em: 4 set. 2024.

¹¹Amigos Múltiplos pela Esclerose (AME). *AME*. ONG que reúne pessoas e instituições relacionadas à causa da esclerose múltipla e outras doenças crônicas. Disponível em: amigosmultiplos.org.br. Acesso em: 4 set. 2024.

de dados com informações multimodais, como expressões faciais e padrões de fala, enriqueceria a compreensão das emoções dos pacientes. A continuidade deste trabalho em um ambiente acadêmico mais amplo, como um programa de mestrado, permitiria aprofundar as investigações e atender às necessidades da comunidade científica. Outra possibilidade seria expandir a pesquisa para outras doenças crônicas ou áreas educacionais, bem como minerar informações de sites, blogs e redes sociais.

Conclui-se que, apesar dos desafios técnicos e éticos enfrentados, o potencial para inovações tecnológicas no cuidado de pacientes com esclerose múltipla (EM) é imenso. Este estudo demonstrou que o uso de metodologias centradas no ser humano, como o Toolkit HCD, oferece uma abordagem eficaz para o desenvolvimento de soluções colaborativas, como o sistema móvel projetado para auxiliar no acompanhamento contínuo desses pacientes. As soluções propostas, baseadas nas necessidades e experiências dos pacientes, mostraram-se promissoras e permitirão capturar nuances mais profundas nas emoções expressas, potencialmente aprimorando o cuidado e a qualidade de vida de quem convive com a esclerose múltipla.

Referências

BIENES, Gabriel; OLIVEIRA, Enedina Maria Lobato; BICHUETTI, Denis Bernardi. Esclerose múltipla. *RBM rev. bras. med.*, p. 49-59, 2015.

ORGANIZAÇÃO MUNDIAL DA SAÚDE. *Multiple sclerosis: the atlas of MS, 3rd edition*. Geneva: WHO, 2020. Disponível em: <https://www.who.int>. Acesso em: 9 out. 2024.

CHWASTIAK, Lydia et al. Depressive symptoms and severity of illness in multiple sclerosis: epidemiologic study of a large community sample. *American journal of Psychiatry*, v. 159, n. 11, p. 1862-1868, 2002.

SINGH, Jashandeep et al. FLUTTER AND FIREBASE MAKING CROSS-PLATFORM APPLICATION DEVELOPMENT HASSLE-FREE, 2022.

SHARMA, Sadhana et al. Mobile technology: A tool for healthcare and a boon in pandemic. *Journal of Family Medicine and Primary Care*, v. 11, n. 1, p. 37, 2022.

MONARD, Maria Carolina and BARANAUSKA, Jose Augusto . Conceitos sobre aprendizado de máquina. *Sistemas inteligentes - Fundamentos e aplicações*, 1(1):32, 2003.

CARNEIRO, T., Medeiros Da NoBrega, R. V., Nepomuceno, T., Bian, G., De Albuquerque, V. H. C., and Filho, P. P. R. (2018). Performance analysis of google colab as a tool for accelerating deep learning applications. *IEEE Access*, 6:61677–61685.

CARVALHO, L. M.; NASCIMENTO, H. R. de C.; DE LIMA, J. P. M.; MEDEIROS, H. P. da S.; DANTAS, J. F.; ARAÚJO, J. N. de M.; DANTAS, R. A. N.; VITOR, A. F. Protótipo de aplicativo centrado no usuário para gestão do autocuidado em esclerose lateral amiotrófica. *CONTRIBUCIONES A LAS CIENCIAS SOCIALES, [S. l.]*, v. 16, n. 11, p. 27440–27460, 2023. DOI: 10.55905/revconv.16n.11-161. Disponível em: <https://ojs.revistacontribuciones.com/ojs/index.php/clcs/article/view/2720>. Acesso em: 6 out. 2024.

DAVIS, B. E. et al. Patient and Provider Insights into the Impact of Multiple Sclerosis on Mental Health: A Narrative Review. *Neurology and Therapy*, v. 10, p. 99–119, 2021. DOI: 10.1007/s40120-021-00240-9. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s40120-021-00240-9>. Acesso em: 6 out. 2024.

ANDREWS, J. A. et al. Making remote measurement technology work in multiple sclerosis, epilepsy and depression: survey of healthcare professionals. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, v. 22, p. 125, 2022. DOI: 10.1186/s12911-022-01856-z. Disponível em: <https://doi.org/10.1186/s12911-022-01856-z>. Acesso em: 6 out. 2024.

SCHLEIMER, E. et al. A Precision Medicine Tool for Patients With Multiple Sclerosis (the Open MS BioScreen): Human-Centered Design and Development. *Journal of Medical Internet Research*, v. 22, n. 7, e15605, 2020. DOI: 10.2196/15605. Disponível em: <https://www.jmir.org/2020/7/e15605>. Acesso em: 6 out. 2024.

PALOTAI, M. et al. Usability of a Mobile App for Real-Time Assessment of Fatigue and Related Symptoms in Patients With Multiple Sclerosis: Observational Study. *JMIR mHealth and uHealth*, v. 9, n. 4, e19564, 2021. DOI: 10.2196/19564. Disponível em: <https://mhealth.jmir.org/2021/4/e19564>. Acesso em: 6 out. 2024.

SCHNEIDER, Pedro Henrique. Análise preditiva de Churn com ênfase em técnicas de Machine Learning: uma revisão. PhD thesis, 2016.

BRITO, E. M. N. (2017). Mineração de Textos: detecção automática de sentimentos em comentários nas mídias sociais. Dissertação: Programa de Mestrado em Sistemas de Informação e Gestão do Conhecimento da Universidade Fundação Mineira de Educação e Cultura — FUMEC. Belo Horizonte.

CHIAVI, Deborah et al. The Real-World Experiences of Persons With Multiple Sclerosis During the First COVID-19 Lockdown: Application of Natural Language Processing. *JMIR medical informatics*, v. 10, n. 11, p. e37945, 2022.

GOLAN, Daniel et al. Mobile-phone-based e-diary derived patient reported outcomes: Association with clinical disease activity, psychological status and quality of life of patients with multiple sclerosis. *Plos one*, v. 16, n. 5, p. e0250647, 2021.

SITONIO, Tiago; FAGNER, Edson; GOUVEIA, Roberta. Desenvolvimento de uma Aplicação Mobile com base no Toolkit HCD para Auxílio ao Bullying. In: Anais dos Workshops do Congresso Brasileiro de Informática na Educação. 2017. p. 544.

IDEO (2014). Human Centered Design Toolkit. IDEO, 2nd edition.

MARTIN, R. C. Clean Architecture: A Craftsman's Guide to Software Structure and Design. Upper Saddle River: Prentice Hall, 2017.