

Classificação de Manganês e Cobre na Folha da Mexerica, Orientado por Redes Neurais

Classification of Manganese and Copper in Tangerine Leaves, Guided by Neural Networks

Fagundes. L { lucas.fagundes3@fatec.sp.gov.br }
Freitas. A { amanda.freitas14@fatec.sp.gov.br }
Freitas. V { valeria.freitas@fatec.sp.gov.br }
Medina. L { luiz.medina@fatec.sp.gov.br }

RESUMO

Este trabalho apresenta o desenvolvimento inicial do projeto NitrusLeaf, que utiliza técnicas de Inteligência Artificial (IA) para identificar deficiências nutricionais de cobre e manganês nas folhas da citrus reticulata (mexerica), alinhando-se com o Objetivo de Desenvolvimento Sustentável (ODS) 2 - Fome zero e agricultura sustentável da Agenda 2030 da ONU. O objetivo é reduzir as perdas na produção agrícola e promover a sustentabilidade. A aplicação visa facilitar aos agricultores a identificação desses problemas de forma rápida e precisa, utilizando visão computacional para analisar imagens das folhas, capturadas por drones ou enviadas pelos agricultores. A IA será treinada com o uso de redes neurais convolucionais (CNNs) utilizando um banco de dados de imagens de folhas com e sem deficiências. Espera-se que o NitrusLeaf se torne uma ferramenta eficaz para a agricultura sustentável após a conclusão desta pesquisa.

PALAVRAS-CHAVE: Citrus reticulata; Deficiência nutricional; Visão computacional; Manganês; Cobre.

ABSTRACT

This work presents the initial development of the NitrusLeaf project, which utilizes specific Artificial Intelligence (AI) techniques to identify copper and manganese nutritional deficiencies in citrus reticulata (tangerine) leaves, with the aim of following the UN's 2030 Agenda, specifically Sustainable Development Goal (SDG) 2 Zero Hunger and Sustainable Agriculture, seeking to reduce agricultural production losses and promote sustainability. This application aims to help farmers identify these problems more easily and quickly, reducing tangerine crop losses and increasing plant health. Through computer vision, the system analyzes images of leaves, taken by drones or sent by farmers, and provides an accurate diagnosis. Convolutional Neural Networks (CNNs) will be used to train the AI with a database of images of leaves with and without deficiencies. After further research, it is expected that NitrusLeaf will become an effective tool for sustainable agriculture.

KEYWORDS: Citrus reticulata; Nutritional deficiency; Computer Vision; Manganese; Copper.

INTRODUÇÃO

Vivemos em um mundo onde a comida não é suficiente para todos, e problemas como guerras e pobreza continuam a assolar diversas regiões. Esse mal perdura há muito tempo, e, em 1945, a Organização das Nações Unidas (ONU) foi criada para tentar combater esses desafios globais. Como parte dos esforços para enfrentar essas questões, a ONU lançou, em setembro de 2015, os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS), definidos na Agenda 2030. Esse movimento global tem como metas principais erradicar a pobreza, proteger o meio ambiente e o clima, acabar com a fome e promover paz e prosperidade em todo o mundo. No presente projeto, buscamos reduzir as possíveis perdas de Citrus reticulata (mexerica), o que se alinha ao ODS 2 — Fome Zero e Agricultura Sustentável. Nosso foco é garantir uma maior produtividade das mexericas, contribuindo assim para a segurança alimentar e a sustentabilidade agrícola.(Fundecitrus, 2018).

Atualmente, a produção de citros está em declínio em todo o mundo, devido a condições climáticas adversas, além de pragas e doenças que afetam essas culturas. Algumas dessas doenças têm alcance global, como Phytophthora citrophthora, Xylella fastidiosa, o cancro cítrico e o greening,

também conhecido como HLB (Huanglongbing). Nas Américas do Sul e do Norte, há uma alta incidência do greening. Nos Estados Unidos, por exemplo, a colheita do último ano foi menor do que o esperado, resultado da combinação de infestações por greening e furacões (Aregbe; Farnsworth; Simnitt, 2024).

No Brasil, a taxa de infecção por greening também é significativa. Essa doença ataca todas as variedades de citros e, uma vez infectada, a planta não tem cura. Plantas jovens contaminadas geralmente não chegam a produzir frutos, enquanto plantas adultas sofrem queda prematura de frutos e, eventualmente, definhamento. Uma das principais bactérias causadoras do greening no Brasil é a *Candidatus Liberibacter asiaticus*, responsável por 99% dos casos registrados no país. A bactéria é transmitida pelo psíldeo *Diaphorina citri*, também conhecido como psíldeo-asiático-dos-citros, um inseto de coloração branco-acinzentada com manchas escuras nas asas, que mede entre 2 e 3 mm. Esse inseto é especialmente frequente nos pomares durante as épocas de brotação das plantas. O estado de São Paulo é uma das regiões mais afetadas pelo greening, conforme evidenciado pelo Programa Nacional de Prevenção e Controle ao HLB (PNCHLB), que exige a eliminação de plantas com menos de oito anos contaminadas pelo HLB, o que inclui áreas como o Vale do Ribeira, também no estado de São Paulo (Fundecitrus, 2018).

O HLB, popularmente conhecido como greening, teve origem na Ásia há mais de 100 anos. No Brasil, a doença foi identificada em 2004, nas regiões Centro e Leste do Estado de São Paulo, e desde então se espalhou para todas as áreas citrícolas do estado, bem como para pomares em Minas Gerais e Paraná. Além disso, a doença se expandiu para outros países da América do Sul, como Argentina e Paraguai (Fundecitrus, 2018).

Como o greening é uma doença incurável, a remoção imediata das plantas infectadas é necessária após a detecção em um campo, a fim de reduzir o risco de contaminação para as plantas ao redor. Infelizmente, pouco pode ser feito para salvar plantas infectadas. Os sintomas do greening incluem folhas amareladas quando jovens, mosqueadas com pintas ou malhas escuras quando maduras. Além disso, as folhas afetadas tendem a cair, sendo substituídas por outras em posição vertical. Por isso, a distinção entre o greening e outras doenças ou condições com sintomas semelhantes é crucial, para evitar a eliminação de plantas que poderiam ser salvas. Duas das condições causadas por deficiência de nutrientes que apresentam semelhança com os sintomas do greening são a deficiência de cobre e a de manganês. A deficiência de cobre manifesta-se por folhas pequenas e deformadas no novo ciclo de crescimento, com nervuras verdes bem definidas sobre uma coloração mais clara. As plantas também podem apresentar folhas maiores que o normal, além de bolsas de goma nos ramos novos e na casca dos frutos. Já a deficiência de manganês se caracteriza por folhas novas de tamanho quase normal, perda de brilho e clorose — uma tonalidade amarelada entre as nervuras, que permanecem verdes (Fundecitrus, 2018; Bueno; Gasparotto, 1999).

Nosso projeto tem como objetivo analisar as deficiências de cobre e manganês nas folhas de *Citrus reticulata*. Essas duas condições foram selecionadas por apresentarem semelhanças com alguns dos sintomas do greening, como o amarelamento e o crescimento anormal das folhas. Utilizando a análise de imagens, buscamos identificar se uma folha apresenta sinais de uma dessas deficiências nutricionais. Com base no diagnóstico, o agricultor poderá adotar as medidas corretivas adequadas, como a verificação do estado nutricional do solo e a aplicação de fertilizantes de forma precisa e equilibrada, contribuindo para a saúde da planta e a maximização da produtividade.

Atualmente, a Inteligência Artificial (IA) é utilizada em diversas áreas do mercado de trabalho, desde o setor de saúde até os anúncios que vemos diariamente. Ela tem sido aplicada para aumentar a eficiência e a qualidade, proporcionando resultados mais precisos em uma ampla gama de situações. O objetivo da IA é operar de forma autônoma, oferecendo respostas exatas para cada contexto, sem

a necessidade de intervenção humana. Assim, a adoção da IA em grandes empresas, hospitais e em outros setores que buscam automação está se tornando cada vez mais comum e significativa.

O nosso sistema utilizará a Inteligência Artificial (IA) para identificar deficiências de manganês e cobre nas folhas da mexerica. A IA analisará as imagens das folhas em busca de sintomas associados a essas deficiências, como clorose ou coloração verde intensa. Com base nessa análise, o sistema poderá determinar se a folha apresenta uma das duas deficiências ou se está saudável.

A parte da Inteligência Artificial (IA) que nosso projeto utilizará será a visão computacional, que permite que a máquina "veja" visualmente e identifique diversos dados a partir das imagens. Para aplicar a visão computacional, são necessárias duas tecnologias-chave: redes neurais convolucionais e aprendizado de máquina profundo, conhecido como Deep Learning. Essas ferramentas possibilitam que a máquina reconheça padrões específicos. A rede neural convolucional é utilizada em contextos que exigem visão computacional e é inspirada na organização hierárquica do córtex visual humano, sendo composta por camadas interconectadas de neurônios (Qin *et al.*, 2018). Por outro lado, o Deep Learning é uma evolução do aprendizado de máquina, consistindo em uma rede neural com múltiplas camadas. Com o Deep Learning, basta indicar se uma imagem contém uma folha de Citrus reticulata saudável ou com deficiência, e, ao fornecer muitas imagens rotuladas, a máquina aprenderá a identificar os padrões. Em contraste, no aprendizado de máquina tradicional, é necessário descrever de forma programática como é a folha saudável, especificando as características dos pixels na imagem do padrão que se deseja que a máquina reconheça (Christin; Hervet; Lecomte, 2019).

OBJETIVO

A agricultura de citros enfrenta diversos tipos de doenças, que podem ser identificadas a partir da observação de deformidades físicas e alterações de pigmentação em suas folhas, cascas e frutos, além da presença de pragas que afetam a qualidade final do alimento. A análise foliar é uma técnica comum utilizada para diagnosticar deficiências nutricionais em plantas, que consiste na coleta de folhas seguida pela análise química para determinar a concentração de determinados nutrientes. No entanto, esse processo pode ser demorado e requer habilidades técnicas especializadas. A utilização de inteligência artificial (IA) para buscar padrões visuais pode facilitar a determinação desse diagnóstico.

O projeto tem como objetivo desenvolver um sistema capaz de reconhecer deficiências de manganês e cobre em folhas de mexerica a partir da análise de fotos de manchas, utilizando IA para facilitar um diagnóstico direto ao agricultor. Os objetivos principais são:

1. **Aprofundar na coleta de informações sobre os sintomas das deficiências nutricionais específicas da mexerica.**
2. **Desenvolver um banco de imagens com uma variedade de níveis de deficiência de manganês e cobre para análise do problema.**
3. **Realizar o treinamento da IA utilizando uma arquitetura de rede Neural Convolucional (CNNs).**
4. **Implementar um sistema que possibilite a identificação técnica das deficiências por meio de Inteligência Artificial, utilizando imagens digitais capturadas pelos próprios agricultores.**

Além dos objetivos principais, este projeto também busca atingir os seguintes objetivos específicos:

1. **Desenvolver um sistema de visão computacional para identificar sintomas de deficiências nutricionais em imagens de folhas de mexericas.**
2. **Criar a funcionalidade de analisar a folha da mexerica apontando a câmera do**

celular para ela e deixar a IA verificar o estado da planta.

3. **Após analisar o estado da planta, permitir o usuário cadastrar o diagnóstico, escolhendo em qual talhão o pé pertence, e o número do pé.**
4. **Fazer uma opção para ver o histórico e verificar o estado dos pés e talhões ao longo do tempo, podendo voltar para rever como era antes e como está atualmente.**
5. **Será feito se possível também uma tela para possibilitar a utilização de drones para tirarem fotos da plantação e verificar os pontos que tem locais menos saudáveis e mais saudáveis para facilitar a verificação de locais com possíveis frutas doentes.**
6. **Terá também um mapa mostrando todas as plantas em seus devidos locais com legenda mostrando qual sua situação, número do pé e número do talhão**
7. **Criar um mapa de calor que mostrará os pontos de foco dos tipos, para cada situação com uma legenda mostrando qual o tipo de cada cor, deficiência de manganês, deficiência de cobre e outros**
8. **Realizar uma análise de precisão do sistema desenvolvido em comparação com análises tradicionais de solo e folhas.**
9. **Fornecer recomendações práticas e úteis baseadas nos resultados obtidos, permitindo que os agricultores tratem as deficiências, quando necessário.**

ESTADO DA ARTE

Entre os muitos desafios enfrentados pelos agricultores, a deficiência de minerais nas plantas é uma preocupação significativa, pois pode resultar em perdas de produtividade e qualidade dos cultivos. A mexerica (*Citrus reticulata*) é uma das culturas suscetíveis a deficiências minerais, o que pode afetar seu crescimento, desenvolvimento e produção.

Recentemente, a inteligência artificial (IA) está sendo uma ferramenta poderosa para a detecção e diagnóstico de doenças e deficiência minerais em plantas. Com o uso de técnicas de aprendizado de máquina, visão computacional e análise de dados, surgiram aplicativos como o Plantix um aplicativo gratuito, desenvolvido por pesquisadores alemães, que faz a identificação de doenças em vários tipos de culturas com o uso da IA, o aplicativo foi referenciado no artigo Eliel e Dias (2021), como uma forma de identificar possíveis fitopatologias, que foi justamente a proposta do sistema que ele propôs. Um aplicativo mobile que auxilia na identificação de fitopatologias em diversas culturas, através de inteligência artificial.

Apesar de diversas semelhanças com o nosso projeto, há diferenças de objetivo, com o NitrusLeaf sendo focado na identificação de ausência de minerais na planta de mexerica através de uma análise por IA das folhas da planta, e a do artigo Eliel e Dias (2021) sendo focado na identificação de fitopatologias em diversas culturas.

Pesquisadores têm utilizado câmeras de alta resolução e técnicas avançadas de processamento de imagens. Essas imagens são então analisadas por algoritmos de visão computacional para identificar padrões característicos associados a diferentes funções. O projeto de Santiago *et al.* (2019) busca fazer uma classificação de laranjas através de visão computacional para auxiliar na separação de laranjas ao comércio, invés do uso de peneiras que fazem a separação de laranjas grandes e pequenas. O sistema teve uma taxa de exatidão de 82%, errando bastante na classificação de laranjas médias, porem mostra que a tecnologia tem uma grande eficácia.

Já o nosso projeto é mais focado no cultivo e tratamento da planta, enquanto o projeto de Santiago *et al.* (2019) tem um foco no setor econômico e do comércio de laranjas, porem o nosso

projeto também pode refletir nesses setores através de uma consequência dos nossos resultados, já que as árvores terão a produtividade esperada. Além do uso de visão computacional na identificação de deficiências minerais, que foi a mesma tecnologia utilizado no projeto de Santiago *et al.* (2019), e seus resultados mostram que a eficácia dessa tecnologia é muito promissora.

O projeto de Pereira (2021) utiliza também visão computacional com aprendizagem profunda, onde a proposta deles é detectar e classificar imagens de frutas, com o objetivo de fornecer informações nutricionais precisas com o uso de tabelas de composição alimentar. Utilizando um modelo inteligente baseado em CNN (Convolutional Neural Network) e Deep Learning.

O projeto teve resultados excelentes com uma média de taxa de acerto de 96,5% na identificação de bananas, maçãs e laranjas.

Com esses resultados mostra que um bom uso das tecnologias citadas, podemos chegar em um resultado satisfatório com o nosso projeto, onde grande parte dessas tecnologias vão ser a base do nosso projeto que busca, diferentemente dos outros projetos, dar uma função bastante complexa a máquina, que é a identificação da deficiência de minerais como o manganês e o cobre através da análise de imagens entregues pelos usuários.

METODOLOGIA

1 METODOLOGIA

O desenvolvimento do projeto será conduzido em etapas que seguem a metodologia de desenvolvimento ágil (Scrum), permitindo uma adaptação flexível aos requisitos ao longo do processo. As etapas principais incluem:

1.1 COLETA DE REQUISITOS E DESIGN

Usaremos o Figma para desenvolver protótipos de baixa e alta fidelidade das interfaces da aplicação, garantindo uma visualização clara dos requisitos funcionais e de usabilidade.

1.2 DESENVOLVIMENTO FRONT-END

O código será estruturado com HTML e CSS para a definição de layout e estilo, enquanto o JavaScript será utilizado para proporcionar interatividade. O *Node.js* será empregado para a criação de componentes reutilizáveis, melhorando a eficiência e a modularidade do código.

1.3 DESENVOLVIMENTO BACK-END E BANCO DE DADOS

O banco de dados será modelado no *brModelo* e implementado no *HeidiSQL* para garantir a correta estruturação dos dados. A interação entre *front-end* e *back-end* será implementada usando *Python* para a integração da visão computacional e *Node.js* no computador, enquanto o *React Native* será utilizado para criar uma API no *mobile*, com foco na criação de uma API eficiente.

1.4 TESTES E VALIDAÇÃO

Após a implementação, serão realizados testes automatizados e manuais para validar o funcionamento correto de cada parte do sistema. Ferramentas como Selenium poderão ser utilizadas para automatizar os testes de interface.

1.5 PUBLICAÇÃO E ACOMPANHAMENTO

O sistema será implementado na plataforma Web, sendo feito com *front-end* e *back-end* primeiramente, e em uma versão futura, algumas das funções disponíveis na Web serão adaptadas para *mobile*, com o objetivo inicial de permitir o uso do aplicativo no campo para escanear a folha em tempo real e receber o feedback instantâneo. A fácil escalabilidade e manutenção serão garantidas, e ajustes serão feitos com base no feedback dos usuários após a implantação.

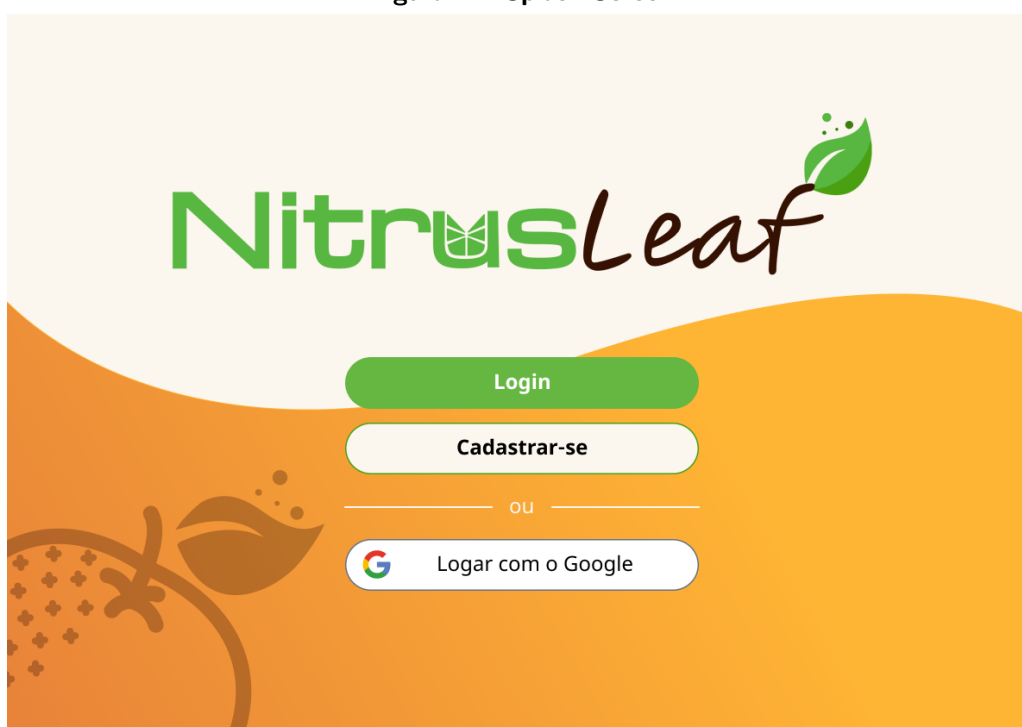
RESULTADOS PRELIMINARES

Após aplicar os métodos descritos, foram alcançados os seguintes resultados: a prototipação das telas para dispositivos móveis utilizando o Figma, a criação do site com o Oracle APEX, a elaboração do Diagrama de Caso de Uso (DCU), o Escopo de Redes, a modelagem relacional e lógica do banco de dados (MBD), e o desenvolvimento do Modelo de Negócios Canvas.

Prototipação do aplicativo no Figma

A Figura 1 mostra a tela de splash screen do projeto, tendo a logo, a paleta de cores da identidade visual e a escolha do modo de entrada ou cadastro. Após logar ou se cadastrar você será levado à tela do início.

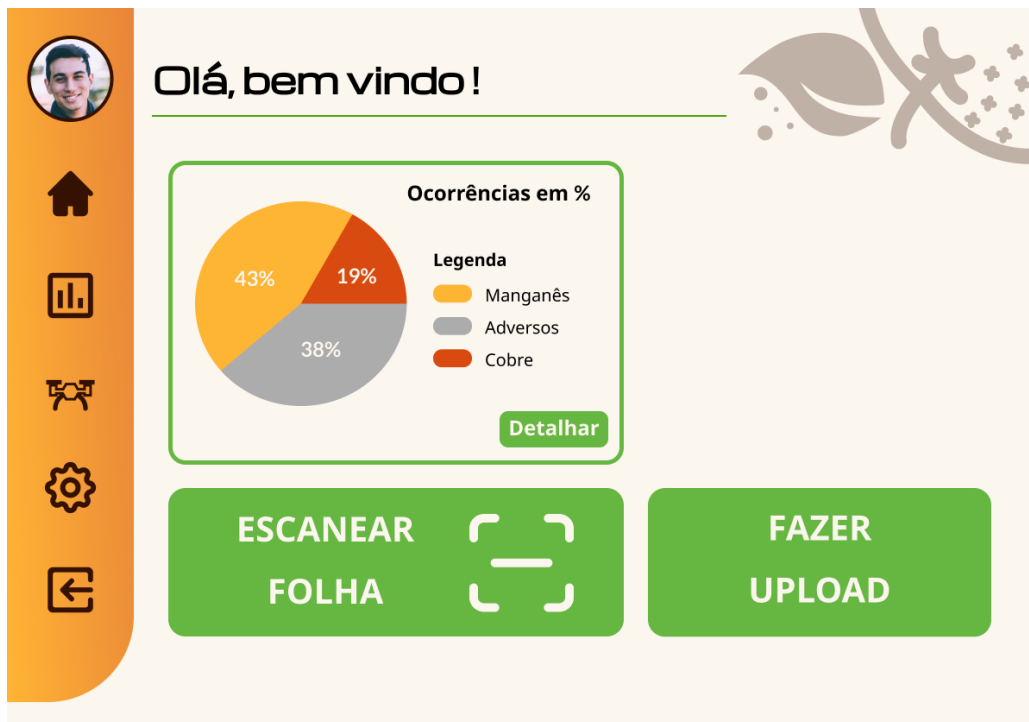
Figura 1 – Splash Screen



Fonte: Autoria Própria (2024)

A tela do início Figura 2 oferece a opção de escanear a folha com o celular ou fazer o upload de uma imagem para escaneamento. Acima dessas duas opções encontra-se um quadrado contendo um gráfico de pizza que mostra a porcentagem da ocorrência das incidências, sendo amarelo manganês, laranja-avermelhado cobre e cinza adversos, que ocorre quando não há incidência de cobre nem de manganês. Um menu no canto esquerdo permite acessar outras telas do aplicativo, como histórico, drone e configurações gerais.

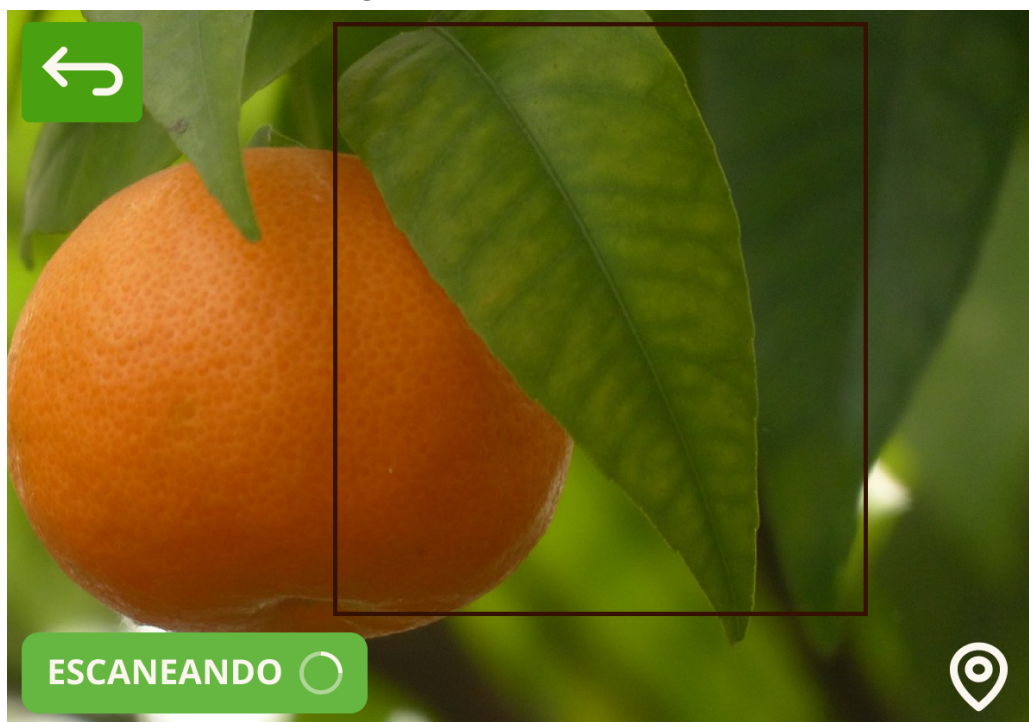
Figura 2 – Tela Início



Fonte: Autoria Própria (2024)

Ao apertar em escanear folha Figura 3 será necessário apontar a câmera do celular para a folha escolhida e o aplicativo vai começar a escaneá-la e após terminar abrirá uma tela para você salvar a identificação da folha.

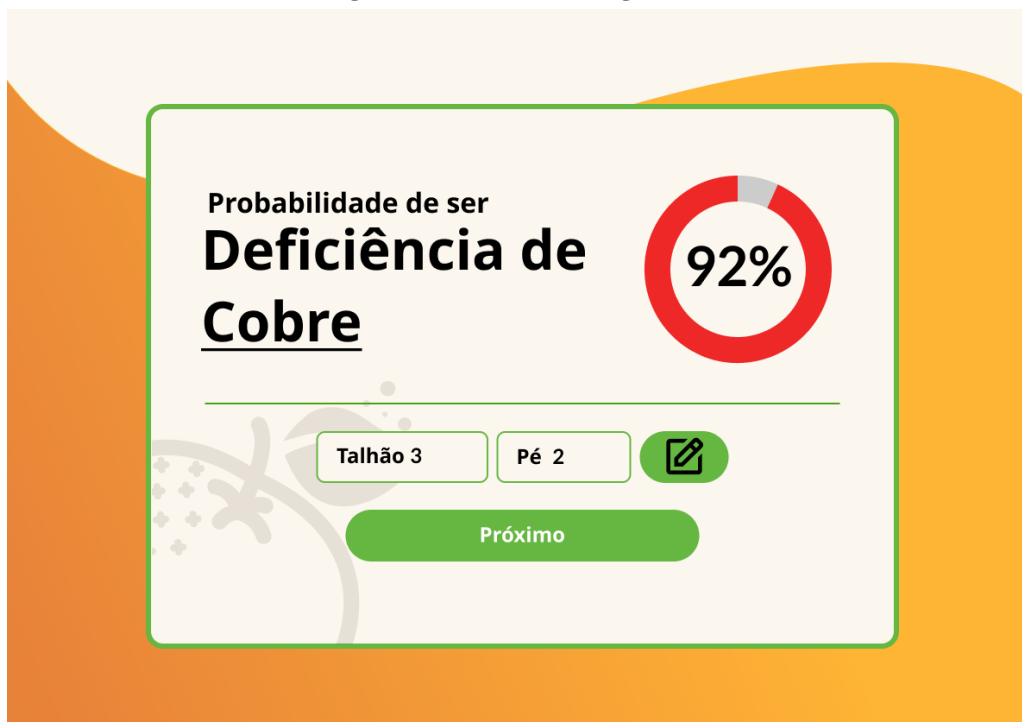
Figura 3 – Tela Escaneamento



Fonte: Autoria Própria (2024)

Após concluir o processo de escaneamento, o usuário será direcionado para uma tela onde poderá identificar o talhão correspondente à área escaneada, bem como o pé da folha que foi escaneada. Um talhão é uma área delimitada destinada ao plantio agrícola. Além disso, a tela mostrará a probabilidade de ser determinada uma deficiência, como ilustrado na Figura 4. A opção de identificar da uma forma de controle para o usuário ter as informações de qual o pé que foi escaneado e o local em que ele foi escaneado salvas, possibilitando um maior controle para verificar se está tendo um grande número de incidências em um local específico.

Figura 4 – Cadastro Diagnóstico



Fonte: Autoria Própria (2024)

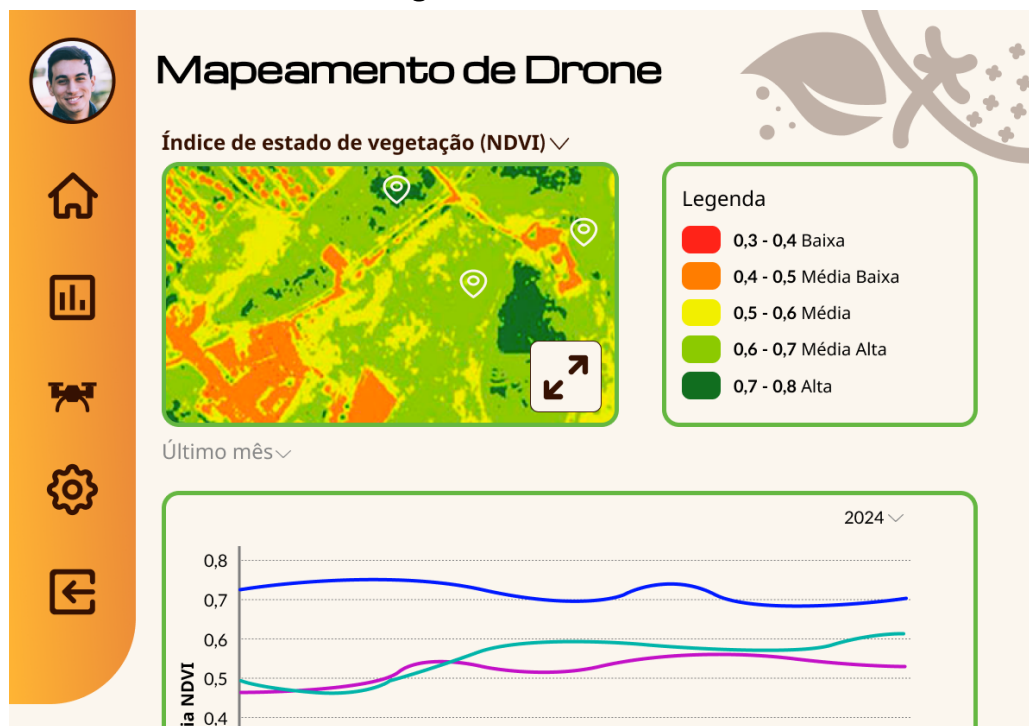
Também a a tela com as informações tiradas dos drones Figura 5, que seria o Índice de estado de vegetação (NDVI) que é criado pelo drone ao tirar uma foto do local escolhido e um gráfico de linhas mostrando o nível do NDVI de cada talhão ao longo de 12 meses. O NDVI visa medir a quantidade de energia refletida e absorvida pelas plantas, fornecendo informações sobre sua saúde com base nessa reflectância. Na planta a parte de energia que é absorvida é o espectro da luz visível que vai de 400 a 720 nm (nanômetros), a parte que não é absorvida é a do espectro infravermelho próximo a luz visível, 720 a 1100 nm. As plantas saudáveis absorvem boa parte da luz visível e refletem fortemente o infravermelho próximo a luz visível. Já uma planta que está desidratada, sofrendo de alguma doença ou algo que afete a sua saúde, absorvera mais da luz infravermelha. Logo o NDVI verificará a saúde das plantas por meio da refletividade das plantas. E de acordo com esse conhecimento terá uma fórmula que utilizará dos espectros que a planta reflete e absorve, (NIR) como a refletividade do infravermelho próximo e (VIS) como a refletividade vermelha. A fórmula é NIR menos o VIS dividido por NIR mais o VIS (Trindade; Volk; Rocha, 2021; Aegro, 2020).

$$NDVI = \frac{NIR - VIS}{NIR + VIS}$$

A partir dessa fórmula, é obtido o valor do NDVI, que varia de -1 a 1. Variações com pequenos

valores, como por exemplo os valores negativos, são geralmente associados a corpos d'água, enquanto valores acima de zero, que estão próximos dos valores negativos, representam nuvens. Os valores acima de 0,4 indicam a saúde das plantas, sendo os valores entre 0,6 e 0,8 considerados como representativos de plantas saudáveis. Essas informações são apresentadas na legenda na tela do mapeamento do drone.

Figura 5 – Tela Drone



Fonte: Autoria Própria (2024)

Para verificar os pés cadastrados no aplicativo, acesse a tela de histórico Figura 6. Nessa tela, você pode ver quantos pés estão cadastrados em cada talhão, bem como quantos pés do talhão foram analisados até o momento. No lado direito do histórico, uma janela de registros exhibe o número total de talhões e pés registrados, assim como o número de pés analisados e diagnosticados.

Figura 6 – Tela Relatórios



Fonte: Autoria Própria (2024)

Oracle APEX

Na aplicação desenvolvida no Oracle APEX, existem três telas principais. A primeira delas é a tela com o mapa, conforme ilustrado na Figura 7. Esta tela exibe a localização exata de cada pé dentro dos talhões, fornecendo informações detalhadas sobre a incidência de condições, como deficiência de cobre, deficiência de manganês, ou nenhuma das duas, e identificando qual pé específico está sendo afetado.

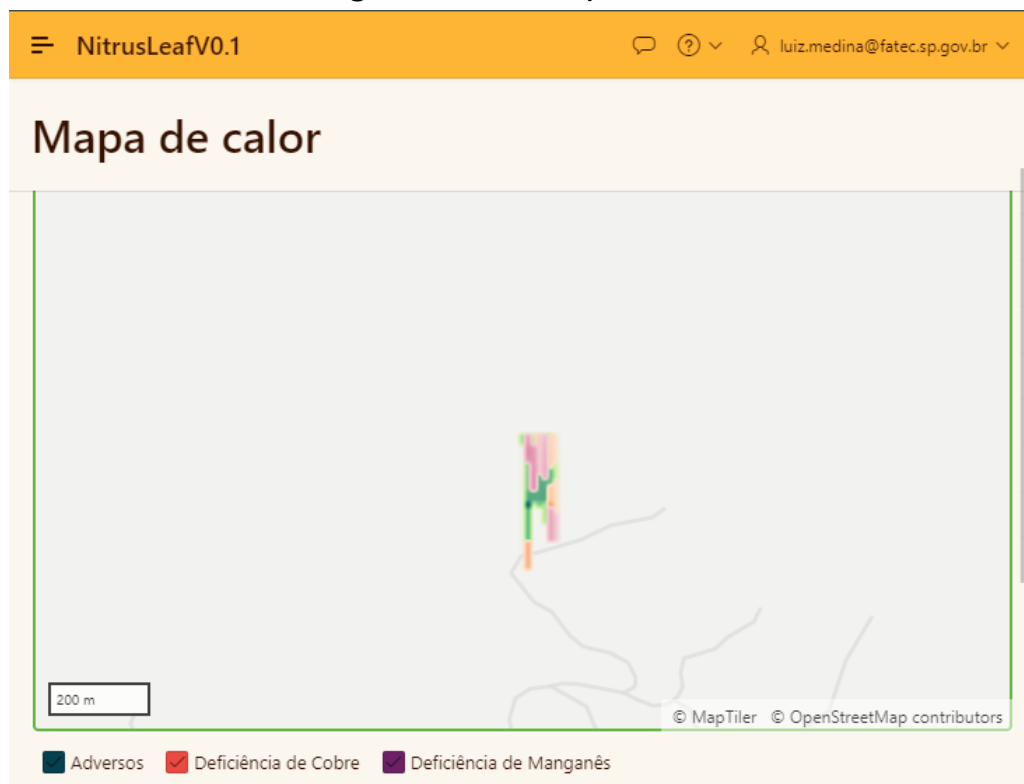
Figura 7 – APEX Mapa



Fonte: Autoria Própria (2024)

A segunda tela da aplicação é a tela do mapa de calor, conforme ilustrado na Figura 8. Esta tela mostra a cor que identifica cada tipo de incidência e o nome correspondente. A concentração das cores aumenta conforme a proximidade das incidências. Por exemplo, se houver muitos casos de deficiência de manganês, eles estarão mais visíveis no mapa, permitindo a fácil identificação de grandes concentrações de deficiências nos locais.

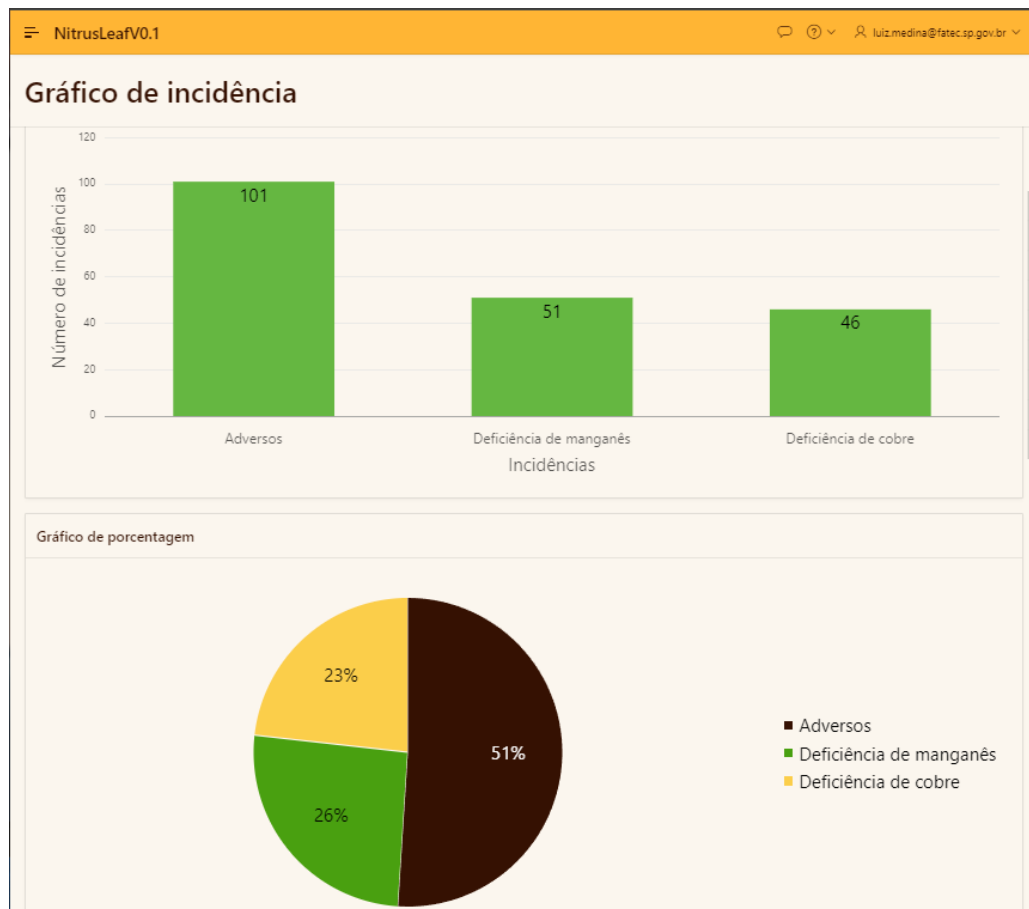
Figura 8 – APEX Mapa de calor



Fonte: Autoria Própria (2024)

A última tela é a tela dos gráficos, conforme ilustrado na Figura 9. Há dois gráficos: um gráfico de barras mostrando o número total de cada incidência e o número de pés que não apresentaram nenhuma das duas deficiências, categorizados como Adversos. O segundo gráfico é um gráfico de pizza, mostrando a porcentagem de cada incidência e a proporção de pés que não apresentam nenhuma das deficiências.

Figura 9 – APEX Gráficos

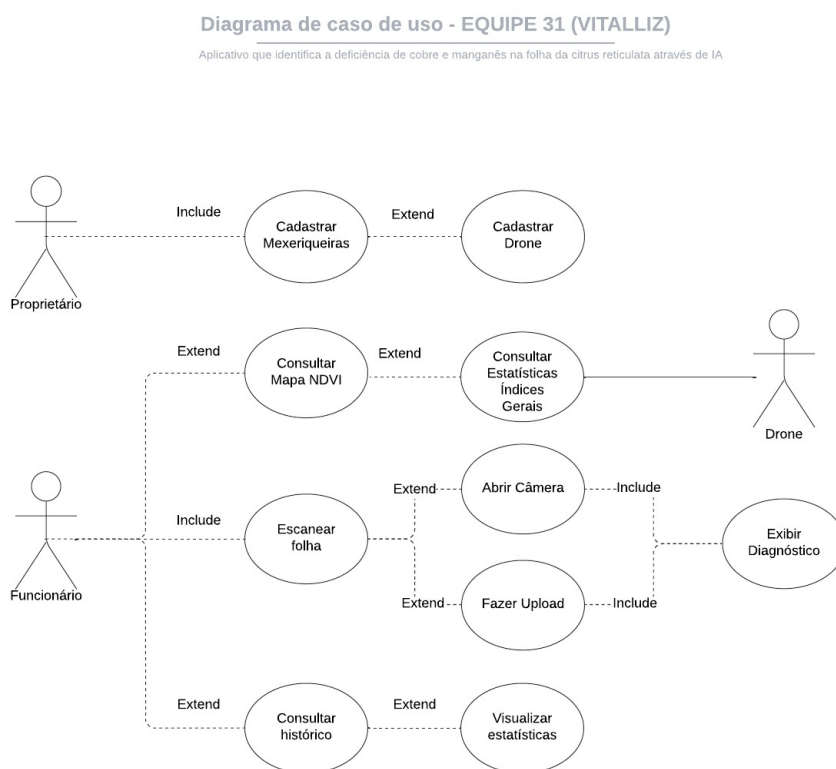


Fonte: Autoria Própria (2024)

Diagrama de caso de uso (DCU)

O DCU do projeto, ou Diagrama de Caso de Uso, é um diagrama utilizado para explicar as relações entre os atores (utilizadores do sistema) e as funcionalidades disponibilizadas pelo projeto. Conforme ilustrado na Figura 10, ele mostra que o proprietário deve cadastrar as mexeriqueiras e, se desejar, cadastrar os drones. O funcionário é responsável por escanear as folhas, podendo fazer isso tanto com a câmera quanto fazendo upload das imagens. O aplicativo fornecerá o diagnóstico baseado nas imagens. Além disso, o funcionário pode consultar o mapa NDVI gerado pelo drone, bem como consultar o histórico e visualizar estatísticas. As funções do drone incluem tirar fotos do local e enviar um mapa NDVI.

Figura 10 – Diagrama de caso de uso (DCU)



Fonte: Autoria Própria (2024)

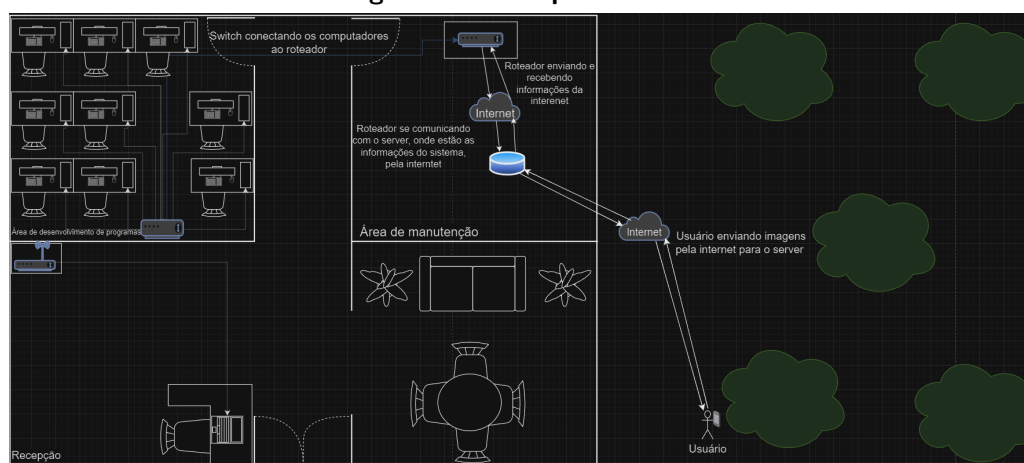
Escopo de Redes

A representação das ligações de rede do projeto é mostrada no escopo de redes, conforme ilustrado na Figura 11. Esta figura demonstra onde os programas são desenvolvidos e mantidos, sua conexão com a internet e o servidor, e a conexão do usuário com a internet. Quando o usuário envia fotos, estas passam pela internet e são armazenadas no servidor, que guarda as informações no banco de dados.

Os computadores estão todos conectados a um switch, que os conecta a um roteador. O roteador, por sua vez, os conecta à internet e, conseqüentemente, ao servidor. O roteador está localizado na área de manutenção.

Há também uma recepção, equipada com uma mesa para atender possíveis clientes. Nesta mesa, há um notebook conectado à internet via Wi-Fi, por meio de um modem com Wi-Fi que está situado na recepção.

Figura 11 – Escopo de Redes



Fonte: Autoria Própria (2024)

Modelagem relacional e lógica do banco de dados

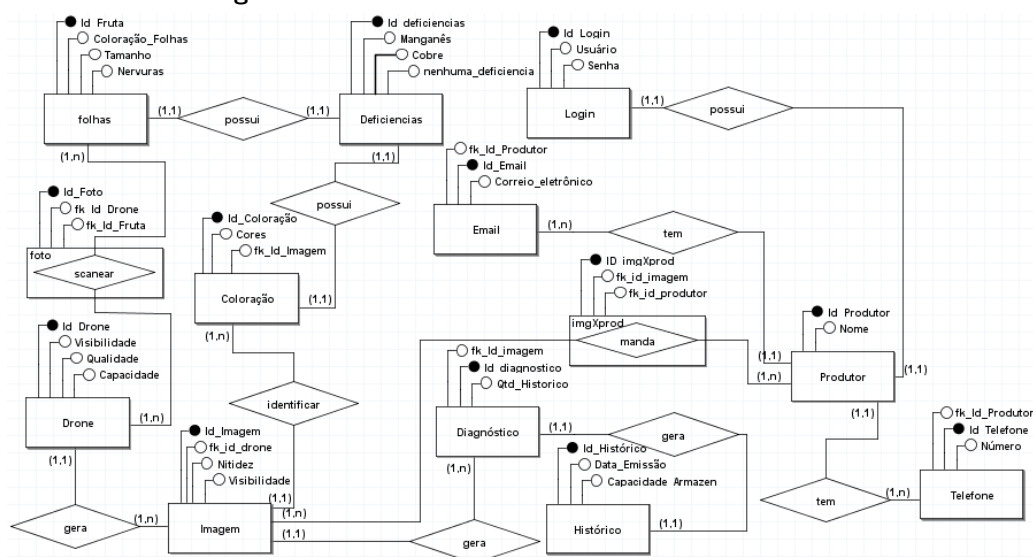
A modelagem relacional do banco de dados [Figura 12](#) do projeto NitrusLeaf tem como principal objetivo explicar a estrutura de dados utilizada para identificar deficiências nutricionais em folhas de mexeriqueira (*Citrus reticulata*). Este banco de dados é composto por várias entidades e seus respectivos relacionamentos, garantindo a integridade e a eficiência no armazenamento e consulta dos dados.

A entidade *Folha* contém os atributos Id Fruta, Coloração Folhas, Tamanho e Nervuras, além de poder possuir três tipos de deficiência: manganês, cobre ou nenhuma deficiência. A entidade *Foto* é considerada uma entidade fraca, utilizada para ligar a entidade *Drone* e *Folha*. *Foto* possui os atributos Id_Foto, Fk Id_Drone (chave estrangeira que faz referência o drone), e Fk_Id_Fruta (chave estrangeira que referencia a folha).

A entidade *Drone* tem os atributos Id_Drone, Visibilidade, Qualidade e Capacidade. *Drone* é responsável por gerar a entidade *Imagem*, que possui os atributos Id_Imagem, fk_id_Drone, Nitidez e Visibilidade. *Imagem* é utilizada para identificar a coloração da folha através da entidade *Coloração* e também gera a entidade *Diagnóstico*. *Diagnóstico* possui os atributos Id_Diagnóstico, Fk_Id_Imagem (chave estrangeira que faz referência a imagem) e Qtd_Historico. Em seguida, *Diagnóstico* gera a entidade *Histórico*, que contém os atributos Id_Histórico, Data_Emissão e Capacidade_Armazem.

A entidade *Imagem x Produtor* serve para relacionar a imagem com o produtor, possuindo os atributos Id_ImgXProd, Fk_Id_Imagem e Fk_Id_Produtor. A entidade *Produtor* tem os atributos Id_Produtor e Nome, e interage com as entidades *Email*, *Telefone* e *Login*. *Email* possui os atributos Id_Email, Fk_Id_Produtor e Correio_eletrônico. *Telefone* contém os atributos Id_Telefone, Fk_Id_Produtor e Número, permitindo que o produtor tenha múltiplos números de contato. Por fim, a entidade *Login* possui os atributos Id_Login, Usuário e Senha.

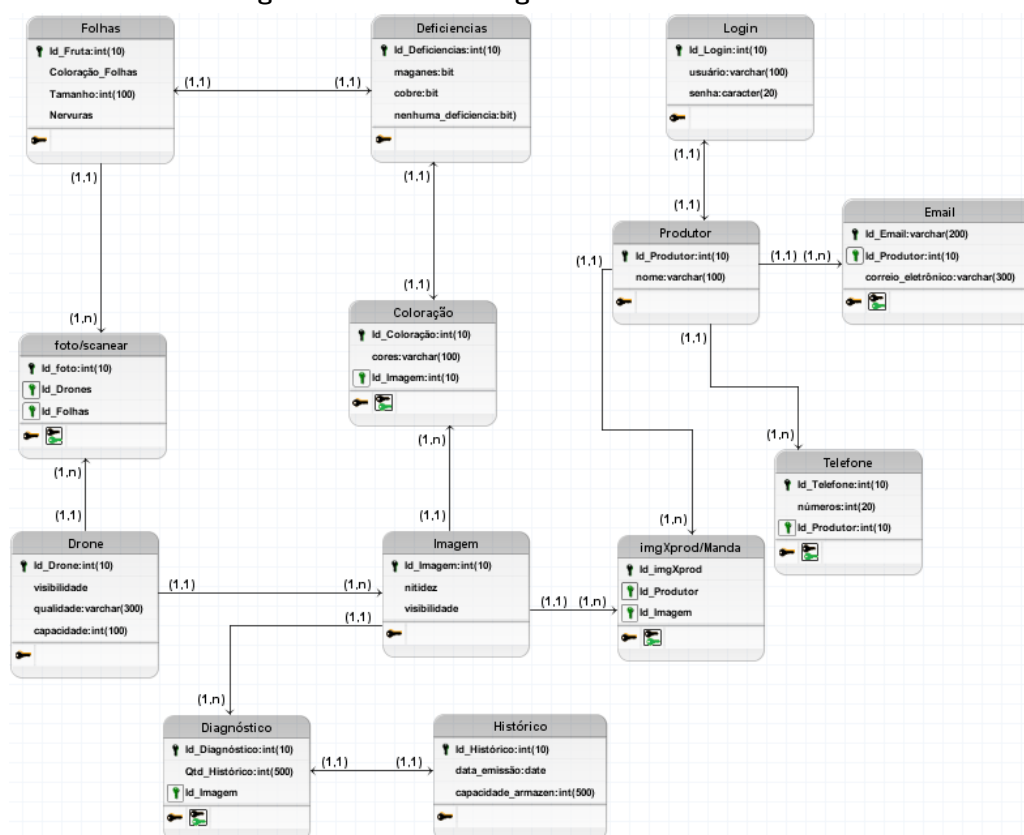
Figura 12 – Modelo Relacional do Banco de Dados



Fonte: Autoria Própria (2024)

Esse modelo relacional detalha como o banco de dados é estruturado para garantir a gestão eficiente das informações no aplicativo NitrusLeaf. Ele permite a identificação precisa de deficiências nutricionais nas folhas de mexeriqueira, suportando as funcionalidades do aplicativo, desde a captura de fotos pelos drones até a geração de diagnósticos e armazenamento de históricos. A estrutura relacional assegura que as informações sejam bem organizadas e facilmente acessíveis, otimizando o processo de recuperação das plantas e ajudando os produtores a evitar a perda de frutos. Além do modelo relacional, também há o modelo lógico mostrado na Figura 13.

Figura 13 – Modelo Lógico do Banco de Dados



Fonte: Autoria Própria (2024)

Modelo de negócios Canvas

O modelo de negócios Canvas do projeto NitrusLeaf Figura 14 tem como principal objetivo delinear os elementos cruciais para o sucesso do nosso empreendimento. Esse modelo abrange várias áreas essenciais, incluindo nossos parceiros, proposta de valor, relacionamento com o cliente, recursos e atividades chave, canais, estrutura de custos e fontes de renda.

Parceiros Chave

Nosso foco principal em parceiros chave são os locais e entidades envolvidas no setor agrícola, especialmente aqueles interessados em inovação tecnológica. Esses parceiros incluem cooperativas agrícolas, universidades, centros de pesquisa, empresas de tecnologia agrícola, secretarias de agricultura dos municípios do Vale do Ribeira e associações de fazendeiros. A colaboração com esses parceiros é fundamental para ampliar o alcance do projeto e assegurar suporte técnico e científico.

Proposta de Valor

A proposta de valor do NitrusLeaf gira em torno da capacidade de identificar deficiências nutricionais nas plantas, especificamente a falta de manganês e cobre nas folhas de mexerica, de maneira eficiente e em tempo real. Além disso, o projeto visa manter um padrão elevado de qualidade dos frutos, ajudando os agricultores a otimizar a saúde das plantas e a produtividade.

Relacionamento com o Cliente

O relacionamento com o cliente é focado em oferecer um suporte abrangente. Isso inclui suporte técnico para a utilização do aplicativo via WhatsApp e feedback do cliente pelo app, além de canais de comunicação para feedback e resolução de dúvidas. Nosso objetivo é garantir que os clientes se sintam apoiados e possam maximizar os benefícios do nosso sistema.

Recursos Chave

Os recursos chave para o desenvolvimento e operação do NitrusLeaf incluem infraestrutura tecnológica (servidores, drones, câmeras de alta resolução), conhecimento técnico em agronomia e TI, uma equipe de suporte dedicada, programadores, instaladores do sistema físico, funcionários para suporte online e host para hospedar o site. Esses recursos são essenciais para o funcionamento eficaz do sistema.

Atividades Chave

As atividades chave do projeto incluem o desenvolvimento contínuo do software, a calibração dos algoritmos de IA para identificar deficiências nutricionais, a manutenção dos drones e outros equipamentos, e a realização de testes de campo para validar os diagnósticos fornecidos pelo sistema.

Canais

Os canais através dos quais promovemos e oferecemos nossos serviços incluem nosso website, redes sociais, feiras agrícolas, eventos de tecnologia, newsletters, parcerias com distribuidores agrícolas e anúncios pelas secretarias de agricultura dos municípios do Vale do Ribeira.

Estrutura de Custos

A estrutura de custos engloba despesas com desenvolvimento e manutenção do software, compra e manutenção de equipamentos (drones e câmeras), marketing e promoção, salários da equipe, custos operacionais gerais como servidores e infraestrutura de TI, manutenção dos itens que realizam o monitoramento das mexericas, compra dos produtos necessários para o monitoramento, host para hospedar as informações, aluguel do sistema e itens necessários, e mão de obra para instalação e manutenção.

Fontes de Renda

A principal fonte de renda do NitrusLeaf provém da venda de assinaturas para o uso do aplicativo, serviços de análise de solo e plantas, consultoria técnica, parcerias com empresas e aluguel do sistema.

Em resumo, o modelo de negócios Canvas do NitrusLeaf oferece uma visão abrangente de como estruturamos nosso projeto para atingir nossos objetivos e atender às necessidades dos nossos clientes. Nossa abordagem integrada garante que todos os aspectos do negócio estejam alinhados para promover a saúde e produtividade das plantações de nossos usuários.

CONCLUSÃO

Inicialmente, o projeto tem por objetivo buscar uma solução para as deficiências de minerais encontradas na mexeriqueira (*Citrus reticulata*), especificamente na variedade conhecida como mexerica, e, conseqüentemente, apresentar uma alternativa ao problema utilizando tecnologia. Dessa forma, elaboramos um projeto cuja ideia central é criar uma aplicação capaz de identificar, em tempo real, a deficiência de minerais pela qual a planta está passando. Isso permitirá produzir um diagnóstico preciso, facilitando o processo de recuperação da planta, evitando a perda de frutos e otimizando o tempo dos produtores.

Diante disso, nos deparamos com algumas limitações ao longo da pesquisa, pois ela é restrita a apenas alguns países e às condições do solo. A falta de minerais na planta possui relação direta com a acidez do solo. Nosso estudo tem por objetivo identificar especificamente deficiências de manganês e cobre em plantas de *Citrus reticulata* (mexerica) através da análise foliar. Pesquisas mostram que uma planta com deficiência de manganês geralmente não apresenta deficiência de cobre e vice-versa. Uma análise mais aprofundada revela que a deficiência está diretamente ligada ao pH do solo. A carência de manganês pode ser identificada em um solo mais ácido, enquanto a deficiência de cobre pode se manifestar em um solo alcalino (Bruna, 2019; Machado, 2022).

REFERÊNCIAS

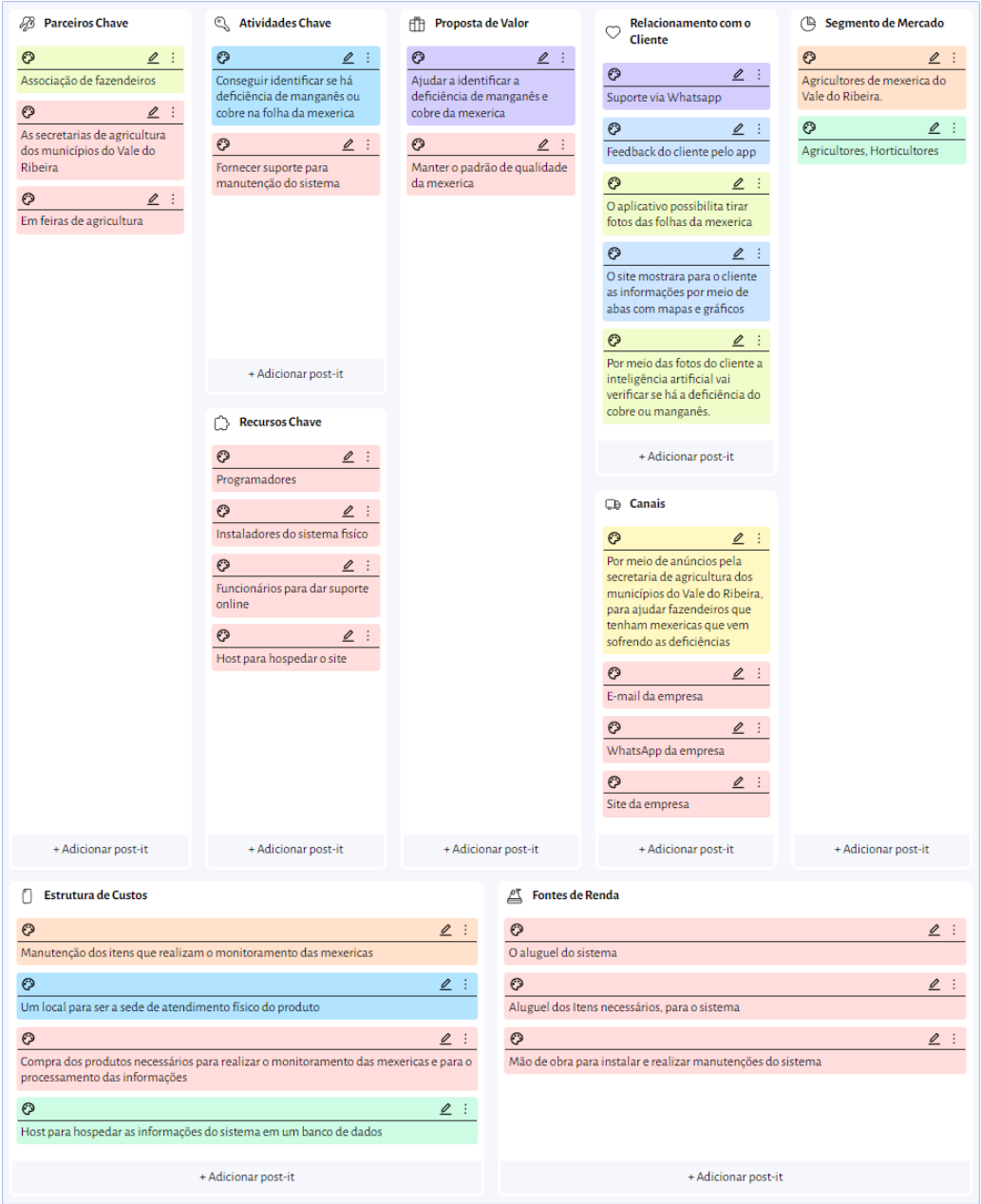
- AEGRO. **O que são mapas NDVI e como utilizá-los na fazenda**. Porto Alegre, RS: [s. n.], 2020. Blog aegro. Disponível em: <<https://blog.aegro.com.br/ndvi/>>. Acesso em: 29 mai. 2024.
- AREGBE, Ikeoluwa; FARNSWORTH, Derek; SIMNITT, Skyler. **Citrus Greening, Hurricanes, and the Decline of the Florida Citrus Industry**. [S. l.: s. n.], 2024. Southern Ag Today. Disponível em: <<https://southernagtoday.org/2024/01/05/citrus-greening-hurricanes-and-the-decline-of-the-florida-citrus-industry/>>. Acesso em: 4 mai. 2024.
- BRUNA, Jackellyne. **9 micronutrientes das plantas: como e quando utilizá-los**. Porto Alegre, RS: [s. n.], 2019. Blog aegro. Disponível em: <<https://blog.aegro.com.br/micronutrientes/#:~:text=Os%20sintomas%20de%20defici%C3%Aancia%20de%20mangan%C3%AAs%20podem%20frequentemente%20ser%20confundidos,do%20solo%20%C3%A9%20t%C3%A3o%20cr%C3%ADtico.&text=0%20pH%20do%20solo%20mais,folhas%20amareladas%20na%20sua%20lavoura.>>>. Acesso em: 30 mai. 2024.
- BUENO, Newton; GASPAROTTO, Luadir. Sintomas de deficiências nutricionais em citros. **Embrapa**, Embrapa Amazônia Ocidental, p. 19, dez. 1999. ISSN 1517-2449. Disponível em: <<https://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/64450/1/CircTec-06-1999.pdf>>. Acesso em: 19 abr. 2024.
- CHRISTIN, Sylvain; HERVET, Éric; LECOMTE, Nicolas. Applications for deep learning in ecology. **Methods in Ecology and Evolution**, British Ecological Society(BES), p. 1632–1644, out. 2019. DOI: 10.1111/2041-210X.13256. Acesso em: 5 mai. 2024.
- ELIEL, Regiani; DIAS, Gustavo Valentim. **Identificador de doenças em plantas por rede neural convolucional**. São Paulo, SP: [s. n.], 2021. 58 p. Disponível em: <https://pcs.usp.br/pcspf/wp-content/uploads/sites/8/2021/12/Monografia_PCS3560_SEM_2021_Grupo_S15.pdf>. Acesso em: 26 abr. 2024.
- FUNDECITRUS. **Greening**. Araraquara, SP: [s. n.], 2018. Fundecitrus, ciência e sustentabilidade para a citrucultura. Disponível em: <<https://www.fundecitrus.com.br/doencas/greening>>. Acesso em: 26 abr. 2024.
- MACHADO, Anderson Wolf. **Cobre - tudo o que você precisa saber sobre este adubo**. [S. l.: s. n.], 2022. Agrolink. Disponível em: <https://www.agrolink.com.br/fertilizantes/nutrientes/cobre---tudo-o-que-voce-precisa-saber-sobre-este-adubo_468470.html>. Acesso em: 30 mai. 2024.
- PEREIRA, Janne Kelly Oliveira. **Uso de visão computacional para reconhecimento de imagens de frutas em imagens RGB**. Russas, CE: [s. n.], 2021. 34 p. Disponível em: <https://repositorio.ufc.br/bitstream/riufc/64490/1/2022_tcc_jkopereira.pdf>. Acesso em: 26 abr. 2024.
- QIN, Zhuwei *et al.* How convolutional neural networks see the world — A survey of convolutional neural network visualization methods. **Mathematical Foundations of Computing**, American Institute of Mathematical Sciences, v. 1, n. 2, p. 149–180, mai. 2018. DOI: 10.3934/mfc.2018008.

SANTIAGO, Wesley Esdras *et al.* Classificação de laranjas por meio de processamento digital de imagens. **Acta Iguazu**, Universidade Estadual do Oeste do Paraná Programa de Mestrado em Energia na Agricultura(UNIOESTE), v. 8, n. 2, p. 49–58, jul. 2019. ISSN 2316-4093. DOI: 10.48075/actaiguaz.v8i2.19227.

TRINDADE, José Pedro Pereira; VOLK, Leandro Bochi da Silva; ROCHA, Danilo Serra da. Avaliação do índice normalizado de vegetação no monitoramento de sistema de unidades de manejo. **Bagé**, Embrapa Pecuária Sul, p. 31, mai. 2021. ISSN 1983-0467. Disponível em: <<https://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/223511/1/BPD-47-online.pdf>>. Acesso em: 29 mai. 2024.

APÊNDICE A — MODELO DE NEGÓCIOS CANVAS

Figura 14 – Modelo de negócios Canvas



Fonte: Autoria Própria (2024)