



UNifeob
| ESCOLA DE NEGÓCIOS



2024

PROJETO INTEGRADO



UNIFEOB

CENTRO UNIVERSITÁRIO DA FUNDAÇÃO DE ENSINO

OCTÁVIO BASTOS

ESCOLA DE NEGÓCIOS

CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

PROJETO INTEGRADO

AUTOMAÇÃO ROBÓTICA: SOLUÇÕES SUSTENTÁVEIS

E INCLUSIVAS

TECNOAGRO

SÃO JOÃO DA BOA VISTA, SP

NOVEMBRO 2024

UNIFEOB

CENTRO UNIVERSITÁRIO DA FUNDAÇÃO DE ENSINO

OCTÁVIO BASTOS

ESCOLA DE NEGÓCIOS

CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

PROJETO INTEGRADO

AUTOMAÇÃO ROBÓTICA: SOLUÇÕES SUSTENTÁVEIS

E INCLUSIVAS

TECNOAGRO

MÓDULO DE ROBÓTICA

Cálculo Diferencial e Integral – Prof. Carlos Alberto Collozzo de Souza

Robótica – Prof. Marcelo Ciacco de Almeida

Machine Learning – Prof. Rodrigo Marudi de Oliveira

Álgebra Linear e Geometria Analítica – Prof. Carlos Alberto Collozzo de Souza

Projeto de Robótica – Profª. Mariângela M. Santos

Estudantes:

Caio Grilo da Cunha, RA 23001243

Gian Carlos de Freitas Moroni, 22000843

Haryel Araújo de Oliveira Caliari, 22001470

Jackeline Ayumi Kanekiyo, 22001803

SÃO JOÃO DA BOA VISTA, SP

NOVEMBRO 2024

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	4
2	DESCRIÇÃO DA EMPRESA	7
3	PROJETO INTEGRADO	8
3.1	CÁLCULO DIFERENCIAL E INTEGRAL	8
3.1.1	CÁLCULO DE VELOCIDADE E ACELERAÇÃO	8
3.1.2	PLANEJANDO CAMINHOS	9
3.1.3	ESTABILIDADE	9
3.2	ROBÓTICA	10
3.2.1	CONCEITO DO SISTEMA	11
3.2.2	DESENVOLVIMENTO DAS SOLUÇÕES	12
3.2.3	INTEGRAÇÃO E CONTROLE	15
3.3	MACHINE LEARNING	15
3.3.1	IMPLEMENTANDO ALGORITMOS DE MACHINE LEARNING EM SOLUÇÕES SUSTENTÁVEIS	16
3.3.2	PROTÓTIPO ROBÓTICO: INTEGRAÇÃO DE MACHINE LEARNING E VISÃO COMPUTACIONAL	17
3.3.3	ABORDAGENS DE VALIDAÇÃO E OTIMIZAÇÃO DE MODELOS DE MACHINE LEARNING	17
3.4	ÁLGEBRA LINEAR E GEOMETRIA ANALÍTICA	19
3.4.1	VETORES	19
3.4.2	TRANSFORMAÇÕES LINEARES	20
3.4.3	TRANSFORMAÇÕES RÍGIDAS	21
3.5	CONTEÚDO DA FORMAÇÃO PARA A VIDA: DESENVOLVENDO IDEIAS	22
3.5.1	DESENVOLVENDO IDEIAS	22
3.5.1.1	TÓPICO 1: IDEIAS E OPORTUNIDADES	22
3.5.1.2	TÓPICO 2: EQUIPE	22
3.5.1.3	TÓPICO 3: FATORES-CHAVE DE SUCESSO PARA O DESENVOLVIMENTO DAS IDEIAS	23
3.5.1.4	TÓPICO 4: DEFININDO UMA IDEIA EMPREENDEDORA	23
3.5.2	ESTUDANTES NA PRÁTICA	24
4.	CONCLUSÃO	26
	REFERÊNCIAS	27
	ANEXOS	30

1 INTRODUÇÃO

O objeto deste projeto consiste no desenvolvimento de um robô assistente de agricultura sustentável, um sistema autônomo inovador que visa otimizar as práticas agrícolas por meio de tecnologias avançadas. Alinhado ao Objetivo de Desenvolvimento Sustentável (ODS), um apelo mundial a fim de tornar o planeta Terra próspero (ONU, 2015). A proposta atende as seguintes ODS's: Fome Zero e Agricultura Sustentável (ODS 2), Consumo e Produção Responsáveis (ODS 12) e Vida Terrestre (ODS 15).

O robô será capaz de identificar e remover plantas doentes com alta precisão, reduzindo a necessidade de intervenções manuais e o uso de insumos químicos, promovendo assim uma abordagem mais sustentável e eficiente na gestão de plantações.

A busca por inovações no campo é uma alternativa para aumento da produtividade, promoção da segurança alimentar e maior oferta de produtos. Porém, o agronegócio ainda se utiliza de métodos poucos sustentáveis como o abuso dos defensivos agrícolas, sem respeitar seus limites de uso e aplicação, acarretando riscos à saúde e sustentando a elevação no preço final dos produtos. (Farias; Santos; Pereira, 2022, p. 200)

A automação na agricultura tem se beneficiado de tecnologias de aprendizado de máquina e robótica para aprimorar processos e otimizar o manejo de plantas. Um exemplo é o desenvolvimento de robôs com capacidades avançadas para identificar e remover plantas doentes. Esse sistema segue uma abordagem em duas etapas: identificação de plantas doentes e remoção precisa dessas plantas.

Na primeira etapa, o sistema é projetado para identificar doenças em plantas específicas, utilizando aprendizado de máquina. As redes neurais convolucionais (CNNs) são especialmente eficientes para esse propósito devido à sua capacidade de aprender e reconhecer padrões visuais complexos (LeCun et al., 2015). Essas redes têm sido amplamente utilizadas na agricultura para tarefas como a detecção de doenças em culturas, em que conseguem analisar características visuais de doenças, como manchas e alterações na coloração das folhas (Ferentinos, 2018). As câmeras do robô capturam imagens em tempo real das plantas, que são então analisadas pelas CNNs para identificar sinais de doenças com precisão. A base de dados de treinamento utilizada contém imagens de plantas saudáveis e doentes, o que permite ao sistema distinguir com alta acurácia entre plantas saudáveis e plantas com sinais de doenças como folhas amareladas, manchas e murchamento (Mohanty et al., 2016).

Após a identificação, o robô entra em ação para a remoção precisa das plantas doentes. Essa etapa envolve um sistema de manipulação, composto por uma garra controlada por algoritmos que garantem precisão nos movimentos. A configuração do sistema de movimentação é inspirada na mecânica de impressoras 3D, operando em um sistema de coordenadas cartesianas com três eixos (X, Y, Z), o que permite ao robô posicionar-se de forma precisa ao redor da planta doente. Essa estrutura cartesiana facilita a movimentação suave e controlada da garra, permitindo o ajuste em cada eixo para alcançar diferentes alturas e posições (Mahalik, 2003).

O movimento preciso da garra é viabilizado por técnicas de planejamento de trajetórias, com o uso de interpolação linear e interpolação de spline. Essas técnicas permitem que o robô planeje um caminho otimizado até a planta doente, minimizando o risco de contato indesejado com plantas saudáveis ou o solo (Whitney, 2019). A trajetória da garra é calculada com base nas coordenadas tridimensionais (X, Y, Z) da planta doente, garantindo que o movimento seja feito de forma suave e eficiente.

Durante o processo de remoção, a garra do robô é programada para controlar a velocidade e a força de seus movimentos, permitindo um deslocamento inicial mais rápido até a proximidade da planta e uma desaceleração ao se aproximar, para garantir a precisão necessária (Siciliano & Khatib, 2016). Esse tipo de controle é amplamente utilizado em sistemas de robôs industriais e impressoras 3D, que exigem alta precisão em suas operações e coordenam múltiplos eixos de maneira sincronizada.

Assim, a integração de aprendizado de máquina e sistemas de controle de precisão permite que o robô opere de maneira eficaz e segura na identificação e remoção de plantas doentes, contribuindo para práticas agrícolas mais sustentáveis e eficientes.

Este projeto propõe um avanço significativo no uso de tecnologia autônoma no setor agrícola, promovendo uma agricultura mais sustentável, produtiva e ecologicamente correta. Ao permitir a identificação e remoção autônoma de plantas doentes, o robô contribuirá para a redução do uso de pesticidas e fertilizantes químicos, ao mesmo tempo em que minimiza o impacto ambiental e maximiza a produtividade das plantações. Em última análise, este robô visa transformar a maneira como o manejo agrícola é realizado, trazendo benefícios tanto para o meio ambiente quanto para os agricultores, em alinhamento com os objetivos globais de sustentabilidade.

2 DESCRIÇÃO DA EMPRESA

A empresa alvo deste projeto no módulo de Robótica e Inteligência Artificial têm razão social TecnoAgro, CNPJ 27.908.009/0001-28, localizada na Rua Riachuelo, 157, Centro, São João da Boa Vista - SP. A TecnoAgro é uma organização que acredita que a inovação tecnológica está ao alcance de todos, especialmente no setor agrícola. Dedicados a fornecer soluções de automação robótica de alta qualidade, com foco na agricultura sustentável e na eficiência operacional de fazendas e plantações.

Com o compromisso de capacitar agricultores e produtores rurais, oferecem tecnologias avançadas que visam melhorar a produtividade, a saúde das plantações e promover uma compreensão mais profunda das práticas agrícolas sustentáveis. Usa-se inteligência artificial robusta e qualificada para oferecer orientação personalizada e prática em uma ampla gama de áreas, desde o monitoramento de plantas doentes até a gestão de recursos e otimização de insumos agrícolas.

O robô assistente é projetado para auxiliar na detecção de doenças em plantas e na remoção precisa de plantas doentes, com o objetivo de reduzir o uso de insumos químicos e aumentar a eficiência das práticas agrícolas. A TecnoAgro está comprometida em integrar tecnologia de ponta e sustentabilidade para transformar o setor agrícola e promover a prosperidade no campo.

3 PROJETO INTEGRADO

Para o semestre atual, foram selecionadas quatro unidades de estudo fundamentais para o desenvolvimento do projeto, que são: Cálculo Diferencial e Integral, Robótica, Machine Learning e Álgebra Linear e Geometria Analítica. Cada uma dessas unidades desempenha um papel crucial no desenvolvimento do projeto de automação robótica. O objetivo é desenvolver um robô agricultor que será capaz de reconhecer plantas e identificar aquelas que estão mortas ou comprometidas, removendo-as do solo.

3.1 CÁLCULO DIFERENCIAL E INTEGRAL

Para desenvolver algoritmos que controlam o movimento do robô agricultor em um sistema tridimensional, é fundamental integrar cálculos avançados que consideram parâmetros como posição, velocidade e aceleração. Segundo Murray, Li e Sastry (1994), esses parâmetros são essenciais para a modelagem de manipuladores robóticos, pois permitem que o robô ajuste dinamicamente sua posição ao longo dos eixos, mantendo uma trajetória eficiente e precisa. Em robôs que operam em ambientes restritos, como uma estrutura tubular fixa, os cálculos de cinemática direta e inversa desempenham papel central no planejamento de movimentos. Esses cálculos garantem que o robô possa atingir um ponto específico no campo com a orientação e ângulo corretos, respeitando as limitações físicas e a precisão necessária para evitar danos às mudas saudáveis.

Além disso, a aplicação de algoritmos de controle dinâmico, que utilizam tanto a modelagem de equações diferenciais quanto de integrais, é essencial para o robô operar de forma estável. Como explicado por Spong e Vidyasagar (2021), a dinâmica robótica exige uma análise contínua das forças atuantes no sistema, o que permite a adaptação dos movimentos às condições variáveis do ambiente de cultivo. Ao integrar equações diferenciais que representam a relação entre as forças e o movimento do robô, o algoritmo é capaz de prever e corrigir oscilações indesejadas, assegurando que a trajetória planejada seja executada com mínima variação e alto nível de precisão. Essa abordagem não apenas promove a estabilidade do robô, mas também contribui para a eficiência energética, um fator crucial em robótica agrícola onde a autonomia e o consumo de energia são fatores limitantes.

3.1.1 CÁLCULO DE VELOCIDADE E ACELERAÇÃO

O cálculo de velocidade e aceleração em robôs é frequentemente feito com o uso de equações diferenciais, essenciais para modelar movimentos precisos de componentes móveis. Essas equações permitem a determinação da velocidade e da aceleração de forma a otimizar o

deslocamento do robô, promovendo movimentos suaves e ajustados. Em ambientes onde a precisão é crítica, como na identificação e remoção de mudas mortas, esses cálculos reduzem oscilações e minimizam erros, garantindo que o robô possa operar sem afetar mudas saudáveis. Segundo Khatib (1986), o uso de equações diferenciais é indispensável para a modelagem de movimentos precisos e para o controle dinâmico de robôs, especialmente em ambientes que exigem alta coordenação e minimização de erros. Essa abordagem assegura a confiabilidade dos movimentos, que se tornam essenciais em contextos industriais e agrícolas onde a precisão e a eficiência operacional são fundamentais.

3.1.2 PLANEJANDO CAMINHOS

O uso de integrais no planejamento de trajetórias ideais permite que o robô execute operações de maneira otimizada, contemplando a minimização de energia e o tempo de execução. Por meio da integração, calcula-se com precisão a distância que o robô deve percorrer em cada segmento do trajeto, o que possibilita uma cobertura completa da área de trabalho sem sobreposições ou repetições de movimentos. Esse processo é essencial para evitar o consumo excessivo de energia e prolongar a vida útil do robô. Segundo Murray, Li e Sastry (1994), a eficiência energética e a eficácia do tempo de operação são considerações centrais no desenvolvimento de robôs móveis, onde trajetórias ideais contribuem diretamente para o desempenho geral do sistema.

Além disso, a utilização de integrais para otimizar curvas e rotações permite ao robô realizar movimentos suaves e precisos, minimizando o desgaste mecânico e a necessidade de manutenção frequente. Esse ajuste de trajetórias é fundamental para ambientes agrícolas, onde o robô deve ser capaz de percorrer um campo de cultivo sem afetar as plantas saudáveis ou desperdiçar energia em movimentos desnecessários. Arkin (1998) reforça que a suavização de trajetórias através de cálculos integrais é crucial para garantir que os robôs móveis mantenham um desempenho consistente e econômico ao longo do tempo, especialmente em tarefas repetitivas e de grande escala. Com esses princípios de otimização, o robô não apenas alcança alta eficiência operacional, mas também cobre a área de cultivo com precisão e eficácia, garantindo o máximo de produtividade e sustentabilidade.

3.1.3 ESTABILIDADE

A estabilidade do robô é fundamental para garantir sua operação precisa e segura, especialmente em estruturas tridimensionais que exigem controle rigoroso. A análise de equações diferenciais permite prever e corrigir desvios de trajetória e oscilações, garantindo

que o robô mantenha uma postura estável e alinhada com os objetivos operacionais. Em estruturas complexas, como tubulações e sistemas de cultivo vertical, pequenas oscilações podem gerar grandes impactos no desempenho do robô, interferindo na precisão e até resultando em danos ao sistema ou às mudas. Segundo Spong e Vidyasagar (2021), a análise de estabilidade é indispensável para robôs em ambientes dinâmicos, pois um sistema instável não só compromete a precisão das tarefas, mas também representa riscos operacionais e de segurança.

Essa estabilidade é garantida por meio de algoritmos de controle que ajusta a movimentação do robô em tempo real, reduzindo o impacto de perturbações externas, como variações de peso ou mudanças no terreno. Dessa forma, a análise contínua das condições de operação permite que o robô ajuste automaticamente sua posição e postura em resposta a desafios imprevisíveis, como pequenas deformações da estrutura ou forças externas. Segundo Craig (2018), a estabilidade dinâmica é essencial para robôs móveis e manipuladores, principalmente em aplicações que demandam precisão tridimensional e segurança no contato com o ambiente. Com essas correções automáticas, o sistema consegue operar de forma confiável, sem interrupções ou riscos, garantindo a eficiência e a durabilidade em ambientes agrícolas que exigem alta coordenação entre estabilidade e precisão.

3.2 ROBÓTICA

A robótica apresenta-se como fundamento no desenvolvimento da proposta, como trazido por Hackenhaar, Hackenhaar e Abreu (2015), uma vez que o uso da robótica se tornou uma das principais técnicas para aprimorar e aumentar a produção de alimentos. Como dito anteriormente, a proposta consiste em tornar o cultivo mais eficiente e econômico, pontos importantes para um posicionamento sustentável.

Essa abordagem sustentável está alinhada ao conceito de "*triple bottom line*" apresentado por Elkington (1998), o qual enfatiza a importância de considerar o impacto ambiental, social e econômico nas atividades produtivas. O uso da robótica na agricultura permite reduzir o desperdício de recursos e minimizar os impactos ambientais, promovendo uma produção mais eficiente e responsável, conforme os pilares da sustentabilidade.

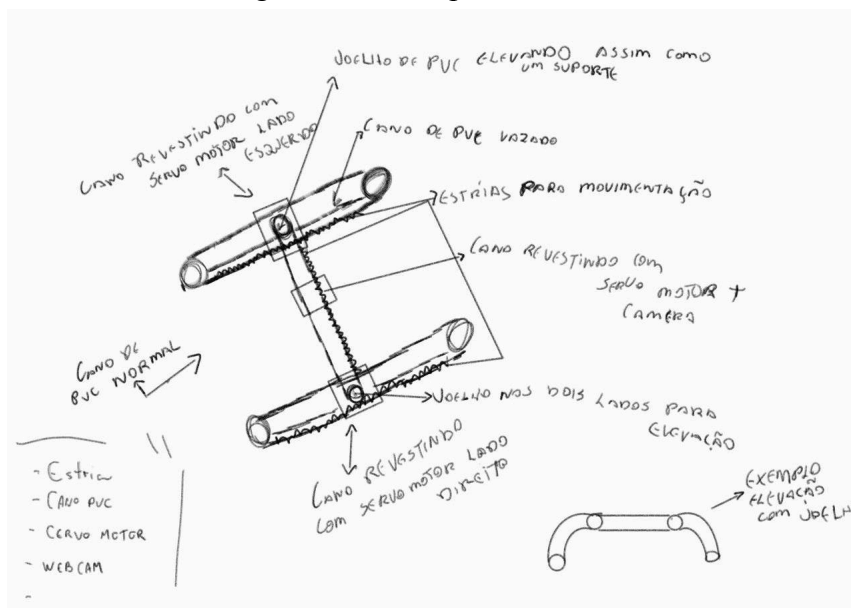
O modelo de robô escolhido foi inspirado no funcionamento de uma impressora 3D. Ao invés de mover-se diretamente pelo solo, o que poderia danificar a plantação e compactar o solo, ele desloca-se sob uma estrutura de canos em um eixo X do plano cartesiano. A utilização do sistema de coordenadas cartesianas para controle de precisão em robótica é amplamente discutida por Siciliano e Khatib (2016), sendo uma abordagem eficaz para

aumentar a exatidão nos deslocamentos e reduzir impactos ambientais em aplicações agrícolas.

3.2.1 CONCEITO DO SISTEMA

O sistema proposto visa aumentar a eficiência do plantio para produtores de médio e pequeno porte, utilizando uma estrutura feita de tubos de PVC, que futuramente será substituída por tubos de aço para maior resistência e durabilidade. A figura 1 apresenta o mockup idealizado pela equipe, representando a estrutura básica do robô.

Figura 1 - Protótipo da estrutura



Fonte: Autoria própria

Além da estrutura tubular que compõe o esqueleto, a construção envolveu uma parte adicional essencial para o funcionamento: o braço robótico. Este braço foi montado com um corpo de acrílico de 20 x 15 x 9 cm, proporcionando leveza e resistência. A movimentação é controlada por servomotores conectados a um Arduino Mega 2560, garantindo precisão e coordenação dos movimentos específicos necessários para as operações agrícolas.

Para coleta de dados visuais, uma câmera Webcam Redragon Streaming Fobos foi integrada ao sistema, capturando imagens que serão processadas posteriormente para análises e aprimoramentos futuros, assim como traz Johnson, Stewart e Garcia (2020) ao dizerem que o uso de sensores de imagem, como câmeras RGB, têm sido amplamente utilizados na agricultura de precisão para capturar dados visuais que auxiliam na análise de saúde e crescimento das plantas.

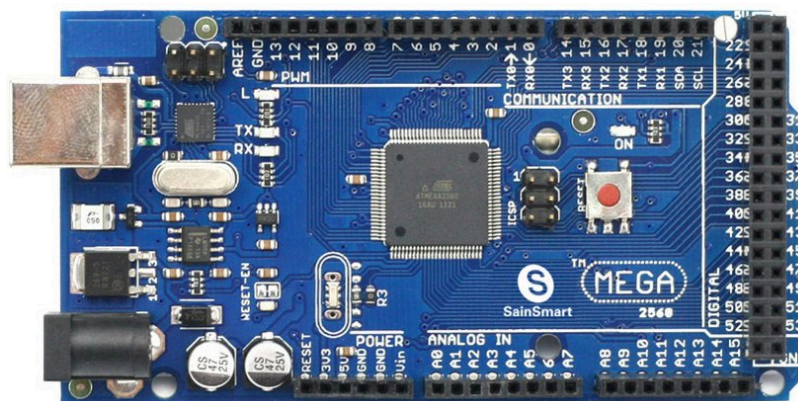
Em versões futuras, a estrutura de PVC será substituída por tubos de aço, aumentando a durabilidade e possibilitando a operação do robô em terrenos acidentados e sob condições climáticas adversas. Além disso, planeja-se a integração de sensores e algoritmos de inteligência artificial mais avançados, permitindo diagnósticos mais precisos da saúde das plantas e maior autonomia nas operações em campo.

3.2.2 DESENVOLVIMENTO DAS SOLUÇÕES

O desenvolvimento do robô agrícola exigiu a seleção de componentes eletrônicos que possibilitasse o controle e a integração das funcionalidades planejadas. A seguir, detalham-se os elementos eletrônicos empregados, destacando-se suas características técnicas e justificativas de escolha.

Para o controle central do robô, foi utilizado o Arduino Mega 2560 (ver figura 2), um microcontrolador amplamente adotado em projetos de robótica e automação. O Arduino Mega 2560 destaca-se por sua capacidade de processamento e pela quantidade de pinos de entrada e saída digitais e analógicos, características que permitem a integração simultânea de diversos sensores e atuadores essenciais para a realização das múltiplas funções planejadas (SILVA; SOUZA; OLIVEIRA, 2020). Além disso, este microcontrolador é compatível com bibliotecas de código aberto, facilitando no desenvolvimento e na implementação dos algoritmos de controle (PEREIRA; ANDRADE, 2019). Para realizar as conexões entre os dispositivos, foram utilizados fios macho-fêmea (ver figura 3), que conferem praticidade e facilitam a modularidade e a manutenção do sistema (MENDONÇA; MARTINS, 2021).

Figura 2 - Arduino Mega 2560



Fonte: Autoria Própria

Figura 3 - Fios Macho-Fêmea



Fonte: Autoria Própria

O braço robótico foi construído utilizando servomotores (ver figura 4), componentes eletromecânicos que permitem o controle preciso da posição angular de suas articulações. Andrade et al (2021) descreve que o controle possível com servomotores é essencial para operações de alta precisão, como manipular objetos, uma das funcionalidades esperadas de um robô agrícola. O Arduino Mega 2560 envia os sinais de controle necessários aos servomotores, ajustando a posição de cada junta do braço robótico conforme a tarefa executada (PEREIRA et al., 2020).

Figura 4 - Servos Motores



Fonte: Autoria própria

A movimentação da estrutura do robô é garantida pela utilização de polias de varal (ver figura 5) e motores DC (ver figura 6) anexados a rodas de plástico ver figura 7). As polias foram integradas ao sistema como suporte para direcionamento do movimento em trajetórias predeterminadas, o que proporciona uma locomoção contínua e suave (BRAGA;

MAGNAGO, 2019). Já os motores DC foram selecionados para fornecer a força motriz necessária ao deslocamento do robô, causando o giro da corda presa às polias. Esses motores são amplamente utilizados em sistemas de movimentação devido à simplicidade de operação e eficácia na conversão de energia elétrica em movimento rotacional, permitindo o controle direto da velocidade e da direção (SCAPIN et al., 2018). A variação de velocidade de rotação dos motores é enviada pelo Arduino.

Figura 5 - Polias de Varal



Fonte: Autoria própria

Figura 6 - Motor DC



Fonte: Autoria própria

Figura 7 - Rodas de Plástico



Fonte: Autoria própria

3.2.3 INTEGRAÇÃO E CONTROLE

A integração e o controle dos componentes são feitos de forma a garantir a coordenação precisa entre a navegação manual e a movimentação do braço robótico. Os servomotores conectados ao Arduino Mega 2560 recebem comandos diretamente para mover os membros do braço, executando as operações necessárias, como dito por Lee e Wang (2019), que o uso de servomotores em robótica permite maior controle sobre movimentos específicos, aumentando a precisão da máquina.

O sistema de controle remoto permite ao operador direcionar o robô para pontos específicos no campo, onde o braço pode ser acionado para realizar atividades como o plantio ou o manejo das plantas. No futuro, o controle poderá ser expandido para incluir sensores de proximidade e algoritmos de navegação autônoma, permitindo que o robô execute tarefas de forma independente em ambientes mais desafiadores (ZHOU; KIM; CHANG, 2022).

3.3 MACHINE LEARNING

Machine Learning, ou aprendizado de máquina, é uma subárea da Inteligência Artificial (IA) que nos permite criar modelos que aprendem a partir de dados históricos, viabilizando que sistemas e robôs tomem decisões baseadas nesses padrões. Como explica Bishop (2006), o aprendizado de máquina ajuda algoritmos a “generalizarem” comportamentos e identificarem padrões a partir de dados, o que é especialmente útil na análise de imagens agrícolas para identificar pragas, doenças e padrões de crescimento.

Nosso projeto tem se beneficiado muito do uso de algoritmos de Machine Learning (ML), que vêm revolucionando o setor agrícola. Com essa tecnologia, conseguimos que robôs realizem tarefas complexas, como monitoramento da saúde das plantas e navegação autônoma

em terrenos irregulares, como destacado por Fountas et al. (2020). Ao equipar nossos robôs com câmeras e outros sensores, e ao utilizar ML, estamos explorando uma nova fronteira na automação agrícola, elevando a eficiência e a precisão das operações.

Na prática, os algoritmos de ML são aplicados principalmente em sistemas de Visão Computacional, ajudando a reconhecer e classificar plantas com precisão. Um exemplo são as redes neurais convolucionais (CNNs), uma técnica bastante difundida para o reconhecimento visual de culturas e análise da saúde das plantas (Redmon et al., 2016). Com o uso de ML, conseguimos realizar um controle mais preciso e específico, o que nos permite reduzir o desperdício de recursos e promover práticas agrícolas mais sustentáveis.

Estamos animados com o potencial que o ML oferece para o nosso projeto, especialmente em um setor tão dinâmico quanto o agrícola. Com o apoio desses algoritmos, nosso sistema é capaz de identificar problemas em estágios iniciais e responder de forma eficiente, contribuindo para uma agricultura mais sustentável e tecnológica.

3.3.1 IMPLEMENTANDO ALGORITMOS DE MACHINE LEARNING EM SOLUÇÕES SUSTENTÁVEIS

Para desenvolver nossos algoritmos de visão computacional, escolhemos o OpenCV como a ferramenta principal. Como ressaltam Bradski e Kaehler (2008), o OpenCV é uma biblioteca de código aberto de alta performance e amplamente usada tanto em projetos industriais quanto acadêmicos. No nosso caso, usamos essa biblioteca para implementar algoritmos que reconhecem cores e rastreiam objetos, funcionalidades essenciais para que nosso robô agricultor possa identificar e remover mudas doentes de forma autônoma.

Focamos em uma abordagem de aprendizado supervisionado para o reconhecimento de cores, uma opção mais direta e acessível que nos permite diferenciar visualmente plantas saudáveis das doentes. Embora essa metodologia não seja tão complexa quanto o uso de redes neurais profundas, ela oferece uma combinação de precisão e rapidez que se encaixa perfeitamente nas necessidades do projeto. Além disso, essa escolha ajuda a simplificar o desenvolvimento e a reduzir os custos computacionais, o que é uma grande vantagem.

Outro ponto importante é que o OpenCV nos permite rastrear a posição da garra do robô enquanto ela se movimenta pelo campo. Esse recurso é fundamental para ajustar o movimento da garra, garantindo que apenas as mudas doentes sejam removidas de forma precisa e cuidadosa, sem afetar as plantas ao redor.

3.3.2 PROTÓTIPO ROBÓTICO: INTEGRAÇÃO DE MACHINE LEARNING E VISÃO COMPUTACIONAL

Para que o protótipo execute operações agrícolas complexas de forma eficaz, a integração entre Machine Learning (ML) e visão computacional, usando ferramentas como o OpenCV, é indispensável. Essa combinação permite ao robô identificar e processar características visuais que indicam o estado de saúde das plantas em tempo real. Segundo Szeliski (2010), a visão computacional fornece as ferramentas necessárias para a extração de informações visuais com alta precisão e adaptabilidade, características fundamentais para o desempenho do robô em campo. O OpenCV, especificamente, oferece uma gama de algoritmos e técnicas para manipulação e análise de imagens, facilitando a segmentação, o reconhecimento de padrões e a detecção de objetos, funções essenciais para classificar a condição das plantas.

A classificação de plantas doentes é realizada com algoritmos de aprendizado supervisionado, que se beneficiam do pré-processamento de imagens que o OpenCV realiza. Para isso, a biblioteca permite ajustar o contraste, redimensionar e normalizar as imagens, otimizando os dados visuais antes de alimentá-los nos modelos de Machine Learning. Técnicas de segmentação de cor, fornecidas pelo OpenCV, permitem que o robô destaque características como manchas ou descoloração, que podem indicar doenças. Após o pré-processamento, os modelos de aprendizado, treinados para distinguir entre características visuais de plantas saudáveis e doentes, analisam as imagens e classificam rapidamente as plantas que precisam de intervenção. Esse processo automatizado, robusto e eficiente mantém a saúde geral do campo, promovendo uma operação sustentável e adaptativa que responde rapidamente às necessidades de manejo agrícola.

3.3.3 ABORDAGENS DE VALIDAÇÃO E OTIMIZAÇÃO DE MODELOS DE MACHINE LEARNING

Para garantir a robustez e eficácia dos modelos de Machine Learning (ML) desenvolvidos para o protótipo robótico, foram utilizadas diversas abordagens de validação e otimização que asseguram um desempenho confiável em condições reais de campo. A validação cruzada foi um dos métodos escolhidos, dada sua capacidade de avaliar a estabilidade dos modelos. Nesse processo, o conjunto de dados é dividido em múltiplas partes, ou “folds”, onde o modelo é treinado em algumas dessas partes e testado nas restantes. Essa abordagem permite uma análise sólida e minimiza o risco de *overfitting*, particularmente

útil em conjuntos de dados menores (Kohavi, 1995). Além disso, foi realizada a divisão clássica entre dados de treinamento e teste, separando 70% dos dados para o treinamento e 30% para testes, o que permite uma avaliação precisa da capacidade do modelo em condições representativas.

A otimização de hiperparâmetros foi essencial para refinar os modelos e maximizar seu desempenho. Para isso, foi utilizado o Grid Search e o Random Search como principais métodos. O Grid Search avalia exaustivamente todas as combinações possíveis de hiperparâmetros, enquanto o Random Search explora amostras aleatórias desse espaço, uma alternativa mais eficiente para algoritmos complexos e que pode economizar tempo (Bergstra & Bengio, 2012). Esses métodos foram particularmente úteis para ajustar configurações de algoritmos como redes neurais convolucionais (CNNs), garantindo que o robô agrícola fosse capaz de operar em tempo real com precisão e eficácia.

Ao longo do processo de validação, foram realizados ajustes contínuos nos modelos para aprimorar a acurácia e a eficiência computacional. A cada nova iteração, baseando-nos nas métricas de desempenho e nos resultados obtidos na validação cruzada, foi possível refinar os modelos, otimizando-os para operação em campo com menor consumo de recursos. Essas práticas, aliadas a um rigor acadêmico na escolha das técnicas e métricas, aumentam a confiabilidade e aplicabilidade do projeto, destacando seu potencial para uma automação agrícola eficiente e sustentável.

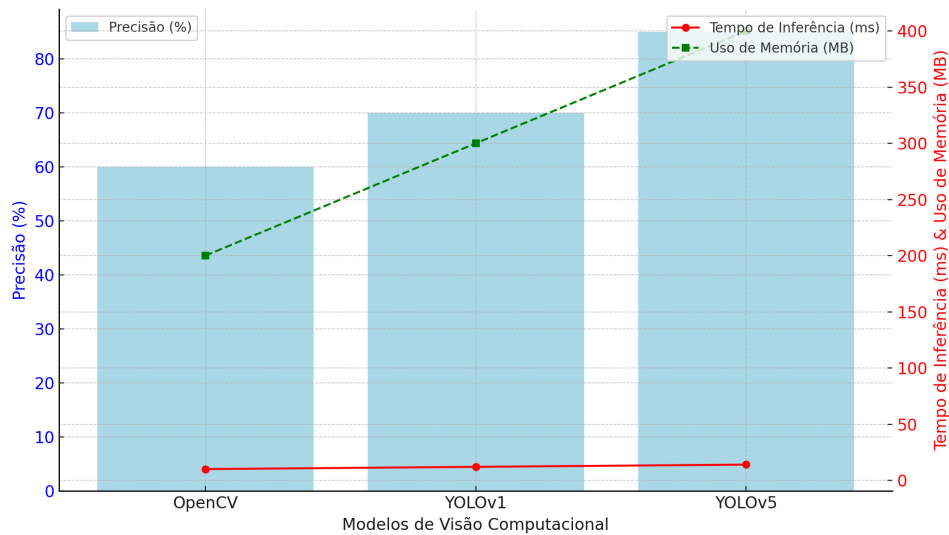
Para complementar a análise, é importante reconhecer as limitações de hardware e software no desenvolvimento dos modelos para o protótipo robótico. O hardware escolhido apresenta restrições em termos de capacidade de processamento e memória, o que limita a execução de modelos mais complexos em tempo real. Isso exige uma abordagem de otimização cuidadosa, especialmente na escolha de algoritmos de visão computacional que possam operar de maneira eficaz, apesar das limitações de recursos.

O uso do OpenCV, uma biblioteca de visão computacional amplamente adotada, trouxe algumas limitações. Embora seja eficiente em operações básicas de processamento de imagem e em técnicas tradicionais de visão computacional, o OpenCV pode não ser o ideal para tarefas mais avançadas de detecção de objetos e reconhecimento em cenários complexos. Em contraste, modelos modernos como o YOLO v1, especialmente em suas versões mais recentes como o YOLO v5, têm demonstrado uma maior capacidade de detecção em tempo real, com maior precisão e robustez em diversas condições de iluminação e cenário.

Para ilustrar as diferenças de desempenho entre os modelos de visão computacional utilizados, a figura 8 apresenta métricas como precisão, velocidade de inferência e consumo

de memória para o OpenCV em comparação com o YOLO v1 e versões subsequentes, como o YOLO v5.

Figura 8 - Gráfico Modelos de Visão Computacional



Fonte: Autoria Própria

3.4 ÁLGEBRA LINEAR E GEOMETRIA ANALÍTICA

A precisão necessária para o funcionamento de um robô só se torna possível com a realização de cálculos específicos, mais especificamente a álgebra linear e a geometria analítica. Como afirma Lima (2021), a álgebra linear e a geometria analítica são fundamentais para a robótica, fornecendo as ferramentas matemáticas necessárias para a compreensão e manipulação de dados espaciais.

Esses campos matemáticos foram usados no processamento de informações coletadas, possibilitando mapear o terreno e calcular a movimentação do robô. Através da combinação de vetores, transformações lineares e rígidas, o robô é capaz de identificar e remover mudas doentes com alta precisão, otimizando o processo de cultivo, contribuindo para um cultivo mais sustentável e produtivo. Além disso, a precisão do movimento proporcionada por essas ferramentas matemáticas minimiza o risco de danos ao ambiente ao redor, promovendo uma abordagem inovadora e eficiente para a agricultura moderna.

3.4.1 VETORES

No desenvolvimento de robôs agrícolas, a aplicação de vetores é crucial para a análise e a execução de movimentos no espaço tridimensional. Vetores permitem representar não apenas a direção e a magnitude das forças e dos movimentos necessários, mas também facilitam a análise do ambiente em que o robô opera. Segundo Craig (2020), a representação

de posições e direções através de vetores possibilita que o robô se localize no campo e determine rotas otimizadas, essenciais para a realização de tarefas agrícolas com precisão. A utilização de vetores, em conjunto com transformações lineares, permite ao robô definir sua orientação e ajustar sua trajetória de acordo com as necessidades do ambiente.

Além disso, operações como o produto escalar e o produto vetorial são fundamentais para orientar o braço robótico, determinando o ângulo adequado para alcançar e manipular mudas com segurança e precisão. Conforme Strang (2016), o produto escalar permite medir ângulos entre vetores, auxiliando no cálculo de direções e na orientação espacial. Já o produto vetorial, como detalhado por Spong (2021), é usado para calcular vetores perpendiculares, o que ajuda a estabilizar movimentos específicos no robô. Essas operações matemáticas contribuem para um sistema de navegação robusto, onde o robô consegue evitar obstáculos e se movimentar com agilidade em terrenos desafiadores.

Dessa forma, os vetores não apenas representam a base matemática para a orientação e o deslocamento do robô no campo, mas também desempenham um papel fundamental em suas capacidades de análise ambiental e manipulação de objetos. A utilização de vetores e transformações vetoriais no controle do robô agrícola possibilita a realização de tarefas complexas de maneira segura e eficiente, contribuindo diretamente para a sustentabilidade e a produtividade no cultivo automatizado.

3.4.2 TRANSFORMAÇÕES LINEARES

As transformações lineares são usadas para processar os dados dos sensores, o que é fundamental para que o robô compreenda o ambiente em que está operando. Esses sensores capturam informações sobre a posição das plantas, a localização de obstáculos, como pedras ou estruturas, e a posição das plantas saudáveis em relação às plantas doentes. Segundo Angeles (2003), as transformações lineares aplicadas aos dados dos sensores permitem ao robô obter uma visão precisa do ambiente, integrando as informações coletadas para facilitar a tomada de decisões em tempo real.

Ao aplicar transformações como rotações e translações, podemos converter as coordenadas dos sensores para o sistema de coordenadas do robô, o que permite que ele "veja" o campo de cultivo em termos de sua própria localização. Siciliano et al. (2008) explicam que essas operações são essenciais para mapear o ambiente com precisão, ajustando a posição do robô em relação a plantas e obstáculos próximos. Isso é fundamental, pois o robô precisa entender sua posição exata em relação aos obstáculos ao seu redor para planejar o caminho mais eficiente até a planta doente, sem colidir com outras plantas ou objetos.

Essas transformações também são aplicadas para ajustar a trajetória da garra mecânica do robô, que precisa se mover de forma muito precisa até a planta identificada para que possa removê-la. Cada ponto de movimento ao longo da trajetória da garra é calculado usando transformações lineares, o que garante que o robô possa ajustar seus movimentos em tempo real, reagindo a qualquer mudança no ambiente de cultivo. Segundo Spong e Vidyasagar (2021), o uso de transformações lineares no cálculo das trajetórias permite que o braço robótico se mova com precisão e eficácia, garantindo o sucesso das operações de manipulação e remoção de plantas.

3.4.3 TRANSFORMAÇÕES RÍGIDAS

As transformações rígidas são essenciais para a movimentação e orientação do robô no espaço tridimensional, sem alterar sua estrutura ou comprometer sua precisão. Como o robô agricultor se desloca sobre uma estrutura tubular fixa, semelhante a uma impressora 3D, ele opera em um sistema de coordenadas tridimensional, onde os movimentos ao longo do eixo X devem ser calculados com extrema precisão. De acordo com Paul (1981), transformações rígidas garantem que os manipuladores robóticos mantenham suas dimensões e forma inalteradas durante o movimento, assegurando a precisão necessária para realizar tarefas sensíveis, como a manipulação de plantas no campo agrícola.

Por exemplo, quando o robô identifica uma planta doente, ele precisa calcular a melhor maneira de mover sua garra até essa posição específica no campo. Isso envolve aplicar transformações rígidas para deslocar o robô no eixo X com precisão, permitindo alcançar a planta sem causar danos às mudas saudáveis ou ao solo. Segundo Murray, Li e Sastry (1994), o uso dessas transformações é fundamental para o controle de movimento em sistemas de robótica, pois assegura que os robôs possam operar em ambientes complexos com segurança e eficiência.

Outro aspecto importante das transformações rígidas é a orientação do robô. O robô precisa garantir que sua garra mecânica esteja corretamente posicionada em relação à planta doente para removê-la com a força e o ângulo adequados. Conforme Khatib (1986), a orientação exata e o controle preciso de manipuladores robóticos são cruciais para evitar colisões e realizar tarefas com segurança. As transformações rígidas asseguram que a garra mantenha a orientação correta durante o movimento, seja horizontal, vertical ou rotacional, permitindo a remoção precisa da planta doente, sem comprometer o ambiente ao redor.

3.5 CONTEÚDO DA FORMAÇÃO PARA A VIDA: DESENVOLVENDO IDEIAS

A Formação para a Vida é um dos eixos do Projeto Pedagógico de Formação por Competências da UNIFEQB.

Esta parte do projeto está diretamente relacionada com a extensão universitária, ou seja, o objetivo é que seja aplicável e que tenha real utilidade para a sociedade, de um modo geral.

3.5.1 DESENVOLVENDO IDEIAS

3.5.1.1 TÓPICO 1: IDEIAS E OPORTUNIDADES

Ideias são o ponto de partida para qualquer empreendimento, mas é crucial transformá-las em oportunidades viáveis. Uma oportunidade representa a chance de resolver um problema real ou atender a uma necessidade do mercado. Para identificar oportunidades, é preciso observar tendências, mudanças de comportamento e lacunas no mercado, e validar a ideia por meio de pesquisas com o público-alvo.

Um exemplo prático é na criação de um aplicativo para organizar horários de estudo, percebe-se que a dificuldade dos estudantes vai além da organização, envolvendo também a priorização de matérias. Com base em feedbacks, a ideia é aprimorada para incluir recomendações personalizadas, tornando-se uma solução que atende melhor às necessidades reais do público.

3.5.1.2 TÓPICO 2: EQUIPE

Uma equipe competente e com habilidades complementares é essencial para o sucesso de qualquer ideia ou negócio. O alinhamento de objetivos, comunicação eficaz e comprometimento coletivo são elementos fundamentais. Cada membro da equipe deve contribuir com competências específicas que agreguem valor ao projeto, como tecnologia, marketing, ou gestão financeira.

Um exemplo prático é uma startup de inteligência artificial voltada para e-commerce, onde além do programador, é necessário contar com profissionais de marketing para promover o produto, um designer gráfico para otimizar a experiência do usuário e um gestor financeiro para manter a saúde financeira da empresa. Essa diversidade de talentos garante que o projeto seja bem executado e tenha maiores chances de sucesso.

3.5.1.3 TÓPICO 3: FATORES-CHAVE DE SUCESSO PARA O DESENVOLVIMENTO DAS IDEIAS

O sucesso de uma ideia empreendedora depende de fatores como inovação, conhecimento profundo do mercado, capacidade de adaptação e uma gestão financeira sólida. Também é essencial ter resiliência para superar obstáculos e continuar evoluindo. Além disso, a qualidade do produto ou serviço, junto com a satisfação dos clientes, são decisivos para criar uma base de consumidores fiéis.

Um exemplo prático é uma cafeteria especializada em café sustentável que, além de vender produtos de alta qualidade, investe em marketing digital para atrair clientes e em práticas de conscientização ambiental, como o uso de copos biodegradáveis. Ao enfrentar desafios como o aumento do custo dos insumos, a cafeteria adapta suas estratégias para continuar competitiva e sustentável.

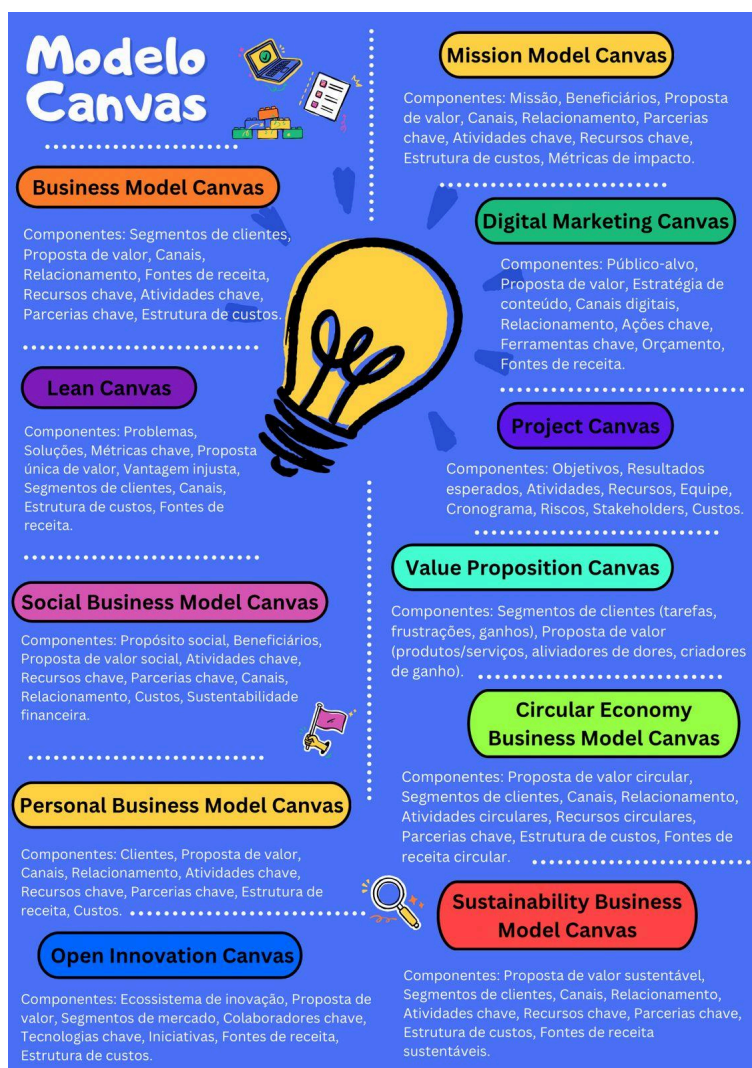
3.5.1.4 TÓPICO 4: DEFININDO UMA IDEIA EMPREENDEDORA

Definir uma ideia empreendedora envolve transformar uma ideia inicial em um negócio viável e sustentável. É necessário identificar se há uma demanda real para o que está sendo proposto, além de entender os recursos e desafios envolvidos na execução. A ideia deve se diferenciar da concorrência, oferecendo algo único.

A validação por meio de pesquisas e feedbacks é essencial para garantir que a proposta tenha relevância no mercado. Um exemplo prático é a abertura de uma loja de roupas sustentáveis. Antes de definir o negócio, é feita uma pesquisa de mercado que revela uma lacuna para esse tipo de produto na cidade. A loja, além de vender roupas ecológicas, educa seus clientes sobre a importância de compras conscientes, se diferenciando no mercado local e garantindo uma operação sustentável e lucrativa.

3.5.2 ESTUDANTES NA PRÁTICA

Imagem X: Modelo Canvas



Fonte: Autoria própria

Como parte da atividade prática de “Formação para a Vida”, a equipe desenvolveu um banner explicativo sobre diferentes modelos de Canvas, incluindo o Business Model Canvas, Lean Canvas, Mission Model Canvas, entre outros. O Modelo de Projeto de Canvas é uma ferramenta poderosa para facilitar o planejamento estratégico de ideias e projetos, ajudando a visualizar e estruturar os principais componentes que compõem um negócio ou iniciativa.

O objetivo desse banner é tornar o processo de planejamento mais acessível e intuitivo para a sociedade, ajudando pessoas a organizarem suas ideias de forma eficaz, evitando que boas iniciativas sejam desperdiçadas por falta de estrutura adequada. Ao apresentar cada modelo com seus respectivos blocos e componentes essenciais, esperamos que o conteúdo

ajude na concretização de ideias que podem trazer benefícios práticos tanto para o meio acadêmico quanto para a comunidade em geral.

A escolha do formato de banner visa proporcionar um material de fácil visualização e compartilhamento, que pode ser divulgado em redes sociais ou em outros meios digitais. Nosso compromisso é contribuir com a disseminação do conhecimento, permitindo que cada vez mais pessoas tenham acesso a ferramentas úteis de planejamento.

4. CONCLUSÃO

Este projeto integrou robótica e agricultura para desenvolver um robô autônomo capaz de identificar e remover plantas doentes com eficiência. A construção do protótipo permitiu aplicar conceitos avançados de matemática e engenharia, especialmente em relação à movimentação precisa do robô, alcançada com o uso de cálculo e equações diferenciais para otimizar energia e tempo. A álgebra linear e a geometria analítica foram fundamentais para resolver questões de posicionamento e evitar obstáculos, garantindo estabilidade em terrenos irregulares.

Inspirado no mecanismo de uma impressora 3D, o robô possui uma estrutura cartesiana com tubos, polias e uma garra equipada com câmera. Usando algoritmos de aprendizado de máquina, a câmera identifica plantas doentes com precisão, promovendo uma agricultura mais sustentável.

Ao longo do projeto, desafios na integração dos subsistemas exigiram testes rigorosos e ajustes finos para garantir o funcionamento coordenado e eficaz do robô. Em síntese, esta experiência foi enriquecedora, aprimorando o trabalho em equipe e a aplicação de conhecimentos multidisciplinares para uma solução que promete contribuir com uma agricultura mais ecológica e tecnológica.

REFERÊNCIAS

ANDRADE, A. O.; PEREIRA, E. R.; MARTINS, A. D. **Sistemas Integrados para Controle de Robôs**. Revista de Automação e Controle, v. 17, n. 2, p. 98-107, 2021.

ANGELES, J. **Fundamentals of Robotic Mechanical Systems**. [s.l.] Springer, 2013.

ARKIN, R. C. **Behavior-based robotics**. Cambridge, Mass.: Mit Press, 1998.

BRAGA, A.; MAGNAGO, C. **Aplicações de Motores DC em Robótica e Automação**.

Jornal de Engenharia de Sistemas, v. 24, n. 4, p. 201-209, 2019.

BERGSTRA, J.; BENGIO, Y. **Random search for hyper-parameter optimization**. Journal of Machine Learning Research, v. 13, p. 281-305, 2012.

BRADSKI, G.; KAEHLER, A. **Learning OpenCV**. [s.l.] O'reilly Media, 2015.

BISHOP, C. M. **Pattern Recognition and Machine Learning**. [s.l.] Springer, 2006.

CRAIG, J. J. **Introduction to robotics : mechanics and control**. Upper Saddle River, Nj: Pearson, 2018.

ELKINGTON, J. Cannibals with forks: **The triple bottom line of 21st-century business**. Gabriola Island, BC: New Society Publishers, 1998.

FARIAS, T. R. B.; SANTOS, F. A. O.; PEREIRA, U. M. **VERSPERTÍLIO 01 – ROBÔ SEMEADOR PARA AGRICULTURA FAMILIAR**. Ceará Científico, v. 1, n. 1, p. 200–208, 7 dez. 2022.

FERENTINOS, K. P. **Deep learning models for plant disease detection and diagnosis**. Computers and Electronics in Agriculture, v. 145, p. 311–318, fev. 2018.

FOUNTAS, S. et al. **Agricultural Robotics for Field Operations**. , 7 maio 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.3390/s20092672>>. Acesso em: 4 nov. 2024

HACKENHAAR, N. M.; HACKENHAAR, C.; ABREU, Y. V. DE. **Robótica na agricultura**. jun. 2015. Disponível em: <<https://doi.org/10.1590/1518-701220151110>>. Acesso em: 20 out. 2024

JOHNSON, T.; STEWART, P.; GARCIA, A. **Precision agriculture and imaging technologies**. Precision Agriculture Review, v. 7, n. 1, p. 45-59, 2020.

KHATIB, O. **Real-Time Obstacle Avoidance for Manipulators and Mobile Robots**. The International Journal of Robotics Research, v. 5, n. 1, p. 90–98, mar. 1986.

KOHAVI, R. **A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection**. In: INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE, 14., 1995, Montreal. Anais [...]. Montreal: Morgan Kaufmann, 1995. p. 1137-1145.

LECUN, Y.; BENGIO, Y.; HINTON, G. **Deep Learning**. Nature, v. 521, n. 7553, p. 436–444, maio 2015.

LIMA, E. L. **Geometria Analítica e Álgebra Linear**. 2a. ed. [s.l.] IMPA, 2015.

LEE, C.; WANG, H. **Remote control systems in prototype robotics**. Robotics Today, v. 15, n. 4, p. 98-107, 2019.

MENDONÇA, A. B.; MARTINS, R. M. C. R. A. S. **Conectividade e Modularidade em Sistemas Robóticos**. Boletim de Engenharia Eletrônica, v. 5, n. 3, p. 54-63, 2021.

MOHANTY, S. P.; HUGHES, D. P.; SALATHÉ, M. **Using Deep Learning for Image-Based Plant Disease Detection**. Frontiers in Plant Science, v. 7, 22 set. 2016.

MURRAY, R. M.; LI, Z.; S SHANKAR SASTRY. **A mathematical introduction to robotic manipulation**. Boca Raton: Crc, 1994.

ONU. **Objetivos de Desenvolvimento Sustentável | As Nações Unidas no Brasil**. Disponível em: <<https://brasil.un.org/pt-br/sdgs>>.

PAUL, R. P. **Robot manipulators : mathematics, programming, and control ; the computer control of robot manipulators.** Cambridge: Mit Press, 1992.

PEREIRA, E. R.; ANDRADE, R. M. **Aplicações do Arduino em Robótica.** Revista Brasileira de Automação e Controle, v. 10, n. 3, p. 124-136, 2019.

PEREIRA, E. R.; ANDRADE, R. M.; SCAPIN, S. et al. **Controle de Servomotores em Sistemas Robóticos.** Jornal de Engenharia Mecatrônica, v. 15, n. 5, p. 87-95, 2020.

REDMON, J.; FARHADI, A. **YOLOv3: An Incremental Improvement.** arXiv preprint arXiv:1804.02767, 2018.

SCAPIN, S.; ECHEVARRÍA-GUANILO, M. E.; FUCULO JUNIOR, P. R. B.; TOMAZONI, A.; GONÇALVES, N. **Virtual reality as complementary treatment in pain relief in burnt children.** International Journal of Virtual Technologies, v. 25, n. 8, p. 323-335, 2018.

SICILIANO, B.; KHATIB, O. **Springer handbook of robotics.** Berlin: Springer, 2016.

SICILIANO, B.; AL, E. **Robotics : modelling, planning and control.** London: Springer, Cop, 2010.

SILVA, L. B.; SOUZA, R. A.; OLIVEIRA, M. M. **Arduino: Aplicações e Desafios em Automação.** Revista de Tecnologia em Engenharia, v. 8, n. 4, p. 110-118, 2020.

SPONG, M. W. **Robot Modeling And Control.** [s.l.] John Wiley & Sons, 2012.

SPONG, Mark W.; VIDYASAGAR, M. **Robot Modeling and Control. 2. ed.** Hoboken: Wiley, 2021.

STRANG, G. **Linear algebra and its applications.** Belmont, Calif: Thomson Brooks/Cole, 2012.

SZELISKI, R. **COMPUTER VISION : algorithms and applications**. S.L.: Springer Nature, 2020.

THRUN, S.; BURGARD, W.; FOX, D. **PROBABILISTIC ROBOTICS**. , 2000. Disponível em: <<https://docs.ufpr.br/~danielsantos/ProbabilisticRobotics.pdf>>. Acesso em: 4 nov. 2024

WHITNEY, D. E. **Mechanical Assemblies: Their Design, Manufacture, and Role in Product Development**. Oxford: Oxford University Press, 2019.

ZHOU, Y.; KIM, M.; CHANG, T. **Deep learning for plant health diagnostics in robotics**. AI in Agriculture, v. 12, n. 3, p. 210-225, 2022.