UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS - UNICAMP

Faculdade de Tecnologia - FT

Doutorado em Tecnologia

**Projeto de Pesquisa**

**Estudo da Viabilidade da Utilização de Visão Computacional Empregada à Identificação de Variedades de Cana-de-açúcar**

**Julio Cesar de Lemos**

Orientador: Prof. Dr. André F. de Angelis

Limeira – SP 2023

# Objetivos

O objetivo deste trabalho é avaliar a aplicabilidade da visão computacional no contexto agrícola, visando otimizar o processo de identificação das variedades de cana-de-açúcar.

São objetivos específicos:

* Realizar uma revisão sistemática da literatura científica para identificar os algoritmos de visão computacional mais utilizados e com melhores resultados na identificação de variedades de cana-de-açúcar.
* Selecionar os algoritmos de visão computacional mais adequados para o contexto específico da identificação de variedades de cana-de-açúcar, considerando critérios como acurácia, velocidade de processamento, eficiência computacional e facilidade de implementação.
* Desenvolver uma base de dados de imagens de cana-de-açúcar representativas das duas variedades diferentes, contemplando uma diversidade de imagens de alta qualidade, com diferentes ângulos de captura, condições de iluminação e variações nas características das plantas.
* Realizar experimentos controlados utilizando a base de dados de imagens de cana-de-açúcar, treinando e testando os algoritmos de visão computacional selecionados. Avaliar a acurácia e a eficiência dos algoritmos em relação à identificação das variedades de cana-de-açúcar.,
* Comparar os resultados obtidos pelos algoritmos de visão computacional com as informações fornecidas por especialistas agrícolas, validando a eficácia da visão computacional no contexto agrícola específico da identificação de variedades de cana-de-açúcar.
* Apresentar avaliação da viabilidade da utilização da visão computacional para a identificação de variedades de cana-de-açúcar.
* Fornecer recomendações para aprimorar e otimizar o uso da visão computacional nessa aplicação específica, visando contribuir para o avanço do conhecimento científico e tecnológico na agricultura..

# Introdução e Revisão de Literatura

A Inteligência Artificial (IA) tem se estabelecido como uma revolucionária disciplina que desempenha um papel crucial em diversos setores, inclusive na agricultura. . Esta vertente da IA, a Visão Computacional, dedica-se ao desenvolvimento de algoritmos e técnicas que permitem aos computadores entenderem e interpretarem informações visuais do mundo real com notável precisão. Isso possibilita que as máquinas reconheçam objetos, padrões e características em imagens e vídeos com notável precisão. Na agricultura, a Visão Computacional tem sido amplamente aplicada para identificar e analisar aspectos relevantes, como prever a produtividade da cana-de-açúcar em diferentes ambientes [3] , reconhecimento de doenças em folhas de cana [5] [6] [7] [8] [9] [10] , identificação de plantas[11] [12] [13] [14] ,entre outras .

Os trabalhos a respeito de identificação de plantas apontam para a crescente utilização da visão computacional como uma abordagem inovadora e eficaz utilizada em contra-ponto ao processo de identificação realizado por especialistas humanos. Tais especialistas, como botânicos e taxonomistas, possuem amplo conhecimento e experiência para reconhecer sutis diferenças entre as plantas e espécies específicas, com base em suas características morfológicas. No entanto, tal abordagem possui algumas desvantagens, como por exemplo a limitação de escala, frente ao número limitado de profissionais qualificados e a subjetividade inerente à interpretação humana [11]. Combinando técnicas de processamento de imagem, aprendizado de máquina e inteligência artificial, a visão computacional oferece algumas vantagens quando comparada ao processo tradicional relatado. Algoritmos de visão computacional são capazes de extrair características visuais únicas de plantas, como padrões de folhas, forma de flores e textura de caules. Através de algoritmos de aprendizado de máquina, sistemas de visão computacional são treinados para identificar plantas com base em conjuntos de dados contendo imagens rotuladas [15]. Quanto à limitação de escala, a utilização de dispositivos móveis e interfaces amigáveis, permite a identificação de plantas acessível mesmo para pessoas sem formação especializada em botânica [16].

A cana-de-açúcar é uma planta gramínea que é cultivada em todo o mundo, principalmente em regiões tropicais e subtropicais. Uma de suas características é a versatilidade, ela pode ser usada para a produção de diversos produtos, incluindo açúcar, etanol, biocombustíveis, papel, celulose e alimentos para animais. No Brasil, é uma das culturas mais importantes, ocupando cerca de 14 milhões de hectares, representando cerca de 17% do valor total da produção agrícola brasileira. Estimativas para a safra 2023/24, apontam para uma produção de 40,8 milhões de toneladas de açúcar e 27,7 milhões de litros de etanol [1]. Trata-se, portanto, de uma cultura muito importante para a economia brasileira, gerando empregos, renda e divisas para o país.

Existem diversas variedades de cana-de-açúcar, cada uma com características próprias. A escolha da variedade mais adequada para uma determinada região depende de diversos fatores, incluindo o clima, o solo e o sistema de cultivo. É importante plantar as variedades de acordo com seu ambiente de produção[[1]](#footnote-3) para que assim possa apresentar maior produtividade, melhor qualidade e menor suscetibilidade a pragas e doenças [2][3] Uma vez plantada, a cana somente será identificada ou por um olhar atento de um especialista humano ou por meio de uma técnica chamada de identificação molecular por meio de uma análise de seu DNA [4].

Tendo em vista as limitações apresentadas à atividade de identificação de plantas por especialistas humanos e a análise de DNA depender de equipamento de laboratório especializado, buscou-se por uma solução baseada em visão computacional. Na literatura pesquisada, foram encontrados alguns trabalhos correlatos. Em um deles, pesquisadores utilizaram a visão computacional para a identificação de espécies de bambu localizados na região nordeste da Índia [17] . Outro trabalho apresentou os resultados da classificação de 4 variedades de cana plantada em canaviais empregando técnicas de IA em imagens de satélite [18]. No entanto, nenhum deles tratou especificamente de identificação de variedades de cana in loco, como é realizada, por exemplo com o bambu [17] e outras plantas [11] .

Assim, este projeto tem como objetivo investigar a viabilidade da utilização de Visão Computacional empregada à identificação de variedades de cana-de-açúcar. Por meio da análise de algoritmos avançados e da adaptação de técnicas de Visão Computacional para esse contexto específico, busca-se compreender a capacidade desses sistemas em acertar na identificação das variedades. Acredita-se que essa abordagem tecnológica inovadora poderá superar as limitações atuais do processo manual apresentado, permitindo uma identificação mais eficiente e inclusiva (não restrita à especialistas).

# Trabalhos Relacionados

Serão apresentados a seguir, trabalhos que possuem alguma relação com os objetivos desta pesquisa.

1. Molecular Identification and Genetic Diversity Analysis of Chinese Sugarcane (Saccharum spp. Hybrids) Varieties using SSR Markers

<https://link.springer.com/article/10.1007/s12042-017-9195-6>

Estabeleceram as identidades moleculares (ID) baseadas em marcadores de DNA SSR (microssatélite) para 91 variedades de cana-de-açúcar chinesas lançadas desde 2005. Além disso, os autores compararam dois métodos de detecção - eletroforese capilar (CE) e eletroforese em gel de poliacrilamida (PAGE) - para avaliar a utilidade dessas abordagens na identificação de variedades e análise da diversidade genética da cana-de-açúcar.

1. Plant Species Identification Using Computer Vision Techniques-A Systematic Literature Review

<https://link.springer.com/article/10.1007/s11831-016-9206-z>

*(artigo antigo, abrange tecnologia até 2015, melhor desconsiderar)*

Realizaram uma revisão e analisaram de forma sistemática as pesquisas feitas no campo da identificação automatizada de espécies de plantas utilizando técnicas de visão computacional. A revisão focou principalmente em métodos tradicionais de visão computacional e processamento de imagens. As principais técnicas abordadas no artigo foram: os descritores de imagem para extração de características como forma, texto e cor (SIFT, SURF, histogramas, momentos, etc); classificadores como k-NN, SVM e redes neurais para reconhecimento de padrões; segmentação de imagem e extração de contornos; análise de textura e dimensão fractal e fusão de múltiplas características para melhoraria de desempenho. Algumas dessas técnicas, como redes neurais e SVM, fazem parte do campo da inteligência artificial, porém o artigo não chegou a discutir abordagens modernas de IA como aprendizado profundo ou redes neurais convolucionais. Provavelmente isso pode ter ocorrido devido a revisão sistemática ter focado em estudos publicados entre 2005 e 2015, antes do recente avanço e popularização das modernas técnicas de inteligência artificial. No entanto, embora contenha discussões limitadas sobre IA, o artigo fornece um bom mapeamento histórico de como os métodos de visão computacional eram aplicados para identificação de plantas baseada em imagens até meados da década passada.

1. Applications of Computer Vision for Defect Detection in Fruits: A Review

<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=9498393>

Forneceram uma perspectiva abrangente sobre o uso de técnicas de visão computacional para detecção de defeitos e doenças em frutas. Foi discutido o uso de vários modelos de machine learning tradicionais para a classificação de defeitos em frutas, que foram treinados com base nas características extraídas das imagens e são apresentados a seguir:

SVM (Support Vector Machines): É o classificador mais amplamente utilizado e que tem se mostrado eficaz nesta aplicação de acordo com o artigo. O SVM cria um hiperplano otimizado para separar as classes.

KNN (K-Nearest Neighbors): Classifica com base na distância para os k vizinhos mais próximos, requer menor treinamento mas é sensível a ruído.

Árvores de Decisão: Segmentam os dados em regiões baseadas em condições if-then-else aplicadas às features, são fáceis de interpretar mas podem ocorrer *overfit*.

Redes Neurais Artificiais: Modelos constituidos de camadas de neurônios interconectados, treinados via backpropagation, podem aprender representações complexas.

Florestas Aleatórias: Ensemble de árvores de decisão treinadas em subconjuntos aleatórios dos dados, tende a ter bom desempenho.

O artigo não descreva em detalhes a arquitetura de um modelo específico de deep learning, mas aponta que as CNNs pré-treinadas estão sendo crescentemente utilizadas em trabalhos recentes sobre detecção de defeitos em frutas, superando resultados de métodos tradicionais em muitos casos. Mas não há discussão aprofundada sobre esses modelos de deep learning.

1. Fruits, Vegetable and Plants Category Recognition Systems Using Convolutional Neural Networks : A Review

<https://www.academia.edu/download/69139461/CSEIT1953114.pdf>

Apresentaram uma extensa revisão bibliográfica de pesquisas recentes sobre a classificação de plantas, frutas e vegetais usando técnicas de deep learning, com foco em CNNs. A revisão cobre diversos conjuntos de dados de imagens do domínio agrícola e abordagens como Faster R-CNN, redes totalmente convolucionais, aprendizado por transferência, entre outros métodos baseados em CNNs. Os principais usos por tecnologia são destacados a seguir:

Faster R-CNN: usado para detecção de frutas como maçãs, laranjas, mangas, etc. em ambientes naturais como pomares e estufas.

Redes totalmente convolucionais (FCN): utilizadas para localização e contagem pixel-a-pixel de frutas agrupadas/sobrepostas como maçãs e laranjas.

Transfer learning: modelo pré-treinados como GoogLeNet, AlexNet, VGGNet são ajustados para classificação de espécies de plantas usando conjuntos de dados como LeafSnap, Foliage, Flavia etc.

Redes neurais convolucionais (CNNs): utilizadas para reconhecimento de folhas, detecção de ervas daninhas, segmentação de safras/solo, predição de rendimento e outras tarefas de visão computacional agrícola.

Modelos como ResNet: alcançaram alta acurácia no conjunto de dados BJFU100 para classificação de 100 espécies ornamentais.

TensorFlow: usado para classificar 60 tipos de frutas a partir do conjunto de dados Fruits-360.

O estudo apontou que as CNNs têm se mostrado uma tecnologia versátil e poderosa para ampliar a automação e análise de dados em várias tarefas no domínio agrícola. Sua capacidade de aprendizado de características a partir de dados permite excelentes resultados em problemas complexos de visão computacional.

1. An Improved Vision Transformer Network with a Residual Convolution Block for Bamboo Resource Image Identification

<https://www.mdpi.com/2079-9292/12/4/1055>

Avaliaram um algoritmo de transformer de visão residual (ReVI) para a classificação de imagens de espécies de bambu. Especificamente, desenvolveram o algoritmo ReVI combinando mecanismos convolucionais e residuais com redes transformer de visão (ViT). Foi coletado e preparado um conjunto de dados com imagens de 19 espécies de bambu para avaliar o ReVI. As 19 espécies de bambu contaram com um total de 3220 imagens que foram coletadas e divididas em um conjunto de treinamento, um conjunto de validação e um conjunto de teste. Foi comparado o desempenho do ReVI com o ViT e outros modelos convolucionais (CNN) no conjunto de dados de bambu. O algoritmo ReVI proposto alcançou uma precisão média de 90,21% na classificação das espécies de bambu, superando os modelos ViT e CNNs como ResNet, VGG16 e DenseNet. O ReVI generalizou melhor que o ViT com quantidade limitada de dados de treinamento, mantendo uma precisão mais estável à medida que os dados de treinamento foram reduzidos. O ReVI também obteve desempenho superior ao ViT em métricas como recall, F1-score, especificidade e mAP (do inglês means Average Precision) no conjunto de dados de bambu. A análise das matrizes de confusão revelou que erros se concentraram em classes com poucas imagens, indicando que mais dados melhorariam o desempenho. As características convolucionais e residuais do ReVI permitiram extrair melhor as informações das imagens e generalizar em pequenos conjuntos de dados.

1. Common Bamboo Species Identification using Machine Learning and Deep Learning Algorithms

<https://www.ijitee.org/wp-content/uploads/papers/v9i4/D1609029420.pdf>

Compararam diferentes algoritmos de aprendizado de máquina e aprendizado profundo para identificar e classificar 5 espécies comuns de bambu encontradas no norte da Índia. Os autores testaram algoritmos como Random Forest, Naive Bayes, SVM, Regressão Logística, Redes Neurais Convolucionais (CNN) e ResNet em um conjunto de dados de imagens coletadas do Instituto de Pesquisa Florestal em Dehradun com o objetivo de determinar qual abordagem teria a maior precisão na classificação das espécies de bambu. O algoritmo ResNet obteve a maior acurácia na classificação das 5 espécies de bambu, com 86% de acerto. Já o Naive Bayes apresentou o pior desempenho, com apenas 40% de acurácia. Outros algoritmos testados obtiveram acurácia intermediária: Random Forest 57%, SVM 60%, Regressão Logística 75% e Rede Neural Convolucional (CNN) 80%. Análises dos scores F1 para cada classe mostraram que o ResNet teve o melhor desempenho em todas as classes, em comparação aos outros algoritmos.

1. Machine learning in the prediction of sugarcane production environments

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168169921004695?fr=RR-2&ref=pdf_download&rr=7eee4d09aacf82cc>

Resaltaram a importância de definir ambientes de produção na cultura da cana-de-açúcar para possibilitar o manejo localizado da lavoura, para orientar a aplicação diferenciada de insumos, manejo da cultura e expectativa de produtividade em cada talhão. No estudo, os ambientes de produção da cana foram determinados principalmente com base em atributos do solo como textura (teor de areia), classes de solo e suscetibilidade magnética. Cinco ambientes de produção foram identificados na área de estudo utilizando a abordagem de aprendizado de máquina.

1. Sugarcane crop identification from LISS IV data using ISODATA, MLC, and indices based decision tree approach

<https://link.springer.com/article/10.1007/s12517-016-2815-x>

Apresentaram um estudo sobre a classificação de imagens usando diferentes abordagens de árvores de decisão para identificar e discriminar a cultura de cana-de-açúcar em dados obtidos por sensoriamento remoto, mais especificamente, usando a imagem do satélite Indian Remote Sensing Satellite (IRS-P6) LISS IV, com uma resolução espacial de 5,8 metros, na vila de Chhapar, distrito de Muzaffarnagar, Índia. A classificação de dados de satélite é essencial para a extração de informações para a identificação de terras agrícolas e a identificação precisa e rápida da área cultivada é de extrema importância para projetar a produção agrícola anual e decidir políticas agrícolas. Os métodos de árvore de decisão baseados em índices de vegetação (ISODATA, MLC e outros) são comparados e o método de árvore de decisão com base em índices de vegetação mostrou o melhor desempenho na classificação da cultura de cana-de-açúcar. Além disso, o artigo apresenta os resultados da avaliação do método escolhido, mostrando as medidas de acurácia do usuário, acurácia do produtor, acurácia geral e coeficiente Kappa obtidos a partir da classificação da imagem da cultura de cana-de-açúcar.

1. Deep Learning-Based Method for Classification of Sugarcane Varieties

<https://www.mdpi.com/2073-4395/12/11/2722>

Propuseram um método baseado em redes neurais profundas para a classificação de variedades de cana-de-açúcar utilizando imagens de satélite Sentinel-2. Os autores desenvolveram uma rede neural densa juntamente com índices de vegetação e combinações de bandas RGB como entrada para discriminar entre quatro variedades de cana-de-açúcar. O método proposto é comparado com técnicas tradicionais de aprendizado de máquina como SVM e Random Forest. A abordagem de rede neural alcançou 99,48% de acurácia na discriminação das variedades. As principais descobertas indicam que as bandas Sentinel-2 relacionadas à clorofila são as mais úteis.

# Metodologia

A princípio serão realizados experimentos em duas variedades de cana-de-açúcar pertencentes a uma empresa-parceira da pesquisa

Será conduzida uma pesquisa sistemática e organizada para analisar a viabilidade da utilização da visão computacional aplicada à identificação de variedades de cana-de-açúcar. O tema abordado é de grande relevância no contexto agrícola atual, considerando a importância econômica do setor sucroalcooleiro e a necessidade de otimizar a identificação precisa das diferentes variedades de cana-de-açúcar. A aplicação da visão computacional nesse cenário pode proporcionar avanços significativos no manejo das culturas, na seleção de características genéticas favoráveis e no aumento da produtividade, tornando-se uma ferramenta estratégica para enfrentar os desafios da agricultura moderna.

## Recursos

## Métodos

As imagens dos recursos de cana neste artigo serão tiradas no ………., que é um local significativo para os recursos nacionais de germoplasma de cana. Uma câmera Canon EOS 6D será empregada, e os recursos incluirão um sensor Canon EF 24–105 mm, semicondutor de óxido de metal complementar (CMOS) de 26,2 megapixels com foco automático (AF) CMOS de pixel duplo. Para tornar os resultados da classificação mais gerais, imagens de cana de diferentes ângulos, como a altura da cana, espessura dos colmos e textura das folhas de cana. As imagens de cana-de-açúcar serão então rotuladas, após o que foram agrupadas em um conjunto de dados de cana com um total de 3220 imagens de 19 espécies.

Para conduzir esta pesquisa, serão utilizadas diferentes fontes de dados, incluindo literatura científica, publicações acadêmicas, relatórios técnicos, bases de dados de imagens de cana-de-açúcar e informações fornecidas por especialistas da área agrícola. A coleta de informações será realizada por meio de buscas em bancos de dados acadêmicos e plataformas de pesquisa, além de consultas a especialistas em agronomia e tecnologia, a fim de garantir uma abordagem abrangente e atualizada sobre o tema.

O próximo passo consistirá na análise e seleção dos algoritmos de visão computacional mais adequados para a identificação de variedades de cana-de-açúcar. Será realizada uma revisão sistemática da literatura para identificar os algoritmos mais utilizados e com melhores resultados nessa área. Serão consideradas características como acurácia, velocidade de processamento, eficiência computacional e facilidade de implementação. Além disso, será dada atenção à capacidade de adaptação dos algoritmos a diferentes condições de cultivo, variações morfológicas e estágios de crescimento das plantas.

Com o intuito de testar e validar os algoritmos selecionados, será desenvolvida uma base de dados de imagens de cana-de-açúcar representativas de duas variedades. Essa base de dados será construída de forma a contemplar uma diversidade de imagens de alta qualidade, incluindo diferentes ângulos de captura, condições de iluminação e variações nas características das plantas. Essa base de dados será essencial para realizar os experimentos e treinar os algoritmos de visão computacional.

Os experimentos serão conduzidos em um ambiente controlado, utilizando a base de dados de imagens de cana-de-açúcar previamente construída. Os algoritmos de visão computacional selecionados serão treinados e testados utilizando diferentes técnicas de validação cruzada para garantir a robustez dos resultados obtidos. Serão avaliadas a acurácia e a eficiência dos algoritmos em relação à identificação das variedades de cana-de-açúcar, comparando os resultados obtidos com as informações fornecidas por especialistas agrícolas.

Os resultados obtidos nos experimentos serão analisados e discutidos em detalhes, considerando a capacidade dos algoritmos em identificaras variedades de cana-de-açúcar. Será dada ênfase à confiabilidade dos resultados, apontando as limitações e desafios encontrados durante o processo de identificação. A análise também incluirá a comparação dos resultados com o método manual de identificação

As conclusões obtidas a partir dos experimentos e análises serão apresentadas de forma clara e objetiva, destacando a viabilidade da utilização da visão computacional para a identificação de variedades de cana-de-açúcar.

Com base nos resultados, serão apresentadas recomendações para aprimorar e otimizar o uso da visão computacional nesta aplicação específica, bem como sugestões para futuras pesquisas e desenvolvimentos na área. A partir dessas conclusões e recomendações, espera-se contribuir para o avanço do conhecimento científico e tecnológico na agricultura e fornecer informações relevantes para o setor sucroalcooleiro, visando a melhoria da produtividade, sustentabilidade e competitividade no mercado agrícola.

## Parcerias de pesquisa e institucionais

A cooperação público-privada entre um aluno de doutorado e uma empresa privada pode trazer diversos benefícios, como acesso a recursos, experiência prática e possibilidade de aplicação dos resultados em um contexto real. A cooperação proposta tem como objetivo identificar ou mesmo criar uma metodologia que seja capaz de diferenciar e identificar variedades de cana VERTEX. Métodos e até mesmo aplicativos já existem para identificação de plantas através das características da folha. No entanto, raros são os estudos relativos à identificação de variedades de cana-de-açúcar.

A sinalização de uma empresa em financiar o projeto, tornando-se parceira (colaboração público-privada), permitirá uma maior abrangência da pesquisa no sentido de ter livre acesso às variedades in-loco (Maceió-Al) e acesso à equipamentos como câmera fotográfica e drone. Isto permitirá a construção de um banco de imagens, que possibilitará a criação de um estudo comparativo, capaz de responder às perguntas, como por exemplo, é melhor capturar a imagem no nível do solo ou aérea? Alta ou baixa resolução, com ou sem flash, durante o dia ou à noite? Utilizar infravermelho ou termografia?

A sinergia entre Universidade e Empresa poderá colher bons frutos futuramente, como os destacados a seguir:

* Caso a metodologia seja capaz de diferenciar as duas variedades, isso pode se transformar em uma patente.
* A tese pode se transformar em um grande projeto. Futuramente, poderá identificar todas as 11 variedades VERTEX e variedades de outros Institutos, como IAC, CTC, EMBRAPA, entre outros.
* A pesquisa pode tornar-se aplicada e sua relevância validada pelo mercado atraindo possíveis grandes empresas do mercado.

## Recursos Financeiros

Esta pesquisa deve contar, caso seja estabelecida a parceria, com apoio técnico e financeiro da Empresa. Estimativas iniciais são destacadas no quadro a seguir:

|  |  |
| --- | --- |
| **Item** | **Valor** |
| Viagem | R$ 8.000,00 (R$2.000,00 x 4 visitas) |
| Hospedagem | R$ 2.400,00 (R$600,00 x 4 visitas) |
| Drone | R$ 5.000,00 |
| Câmera | R$ 15.000,00 |
| Equipamento para rodar a rede | R$ 9.600,00 (notebook ou nuvem) |
| **Valor de referência** | **R$ 100.000,00** |

## Indicadores de Desempenho

## *(será estabelecido posteriormente..)*

## **Propriedade Intelectual**

Devido às características deste tipo de pesquisa. É desejável identificar possíveis conflitos de interesse. Para tanto, os itens a seguir podem atuar a fim de minimizar tais conflitos:

* Estabelecer um acordo claro de propriedade intelectual e dos resultados da pesquisa.
* Definir quem terá o direito de publicar os resultados da pesquisa.
* Garantir que a pesquisa seja realizada de forma imparcial e que os interesses da empresa não comprometam a qualidade da pesquisa

## **Riscos e** Contingências

O projeto acarreta riscos inerentes à uma pesquisa inédita no reconhecimento de variedades de cana-de-açúcar. Neste sentido, foram elencados possíveis riscos e suas respectivas contingências, listadas a seguir:

* + Risco 1: A pesquisa corre um alto risco, caso apareça uma publicação que trate do mesmo problema e solução proposta, abordados neste projeto, ocasionando a perda de seu ineditismo. A contingência adotada seria: *(conversar com André a respeito. Este risco é muito alto!!! Chineses e Indianos...)*
    - *André, tem um artigo que trata de reconhecimento de variedades, mas a proposta é outra. O reconhecimento se dá por talhão e através de imagens de satélite.*
  + Risco 2: Risco de a pesquisa não revelar resultados significativos, que indiquem que as ferramentas e técnicas utilizadas foram capazes de diferenciar variedades de cana-de-açúcar. Caso se incorra nesta condição em qualquer uma das fases do trabalho, o plano de contingência é:
  + Determinar os fatores que levaram aos resultados inconclusivos;
  + Para os fatores controláveis, eliminá-los e refazer os experimentos;
  + Para os fatores incontroláveis, investigar formas de contorno e refazer os experimentos. Caso ainda não seja possível obter resultados satisfatórios, então:
  + Determinar se é possível concluir que o método é inviável para a aplicação sob análise, encerrando com sucesso a pesquisa, ou propor estratégias de adaptação do método que possam embasar futuras investigações, encerrando com sucesso a pesquisa

Pensando em uma forma de acompanhar o projeto e seus riscos, decidiu-se por utilizar o critério “*Go/Nogo”* em todas as fases do projeto. Desta forma, tem-se a chance de abandonar o projeto, ou adotar outras medidas de contingência. Os riscos e possíveis contingências serão identificados ao longo de todo o projeto, à medida que avançamos nas fases.

# Resultados Esperados

proporcionando avanços significativos no manejo das culturas e contribuindo para o desenvolvimento de soluções sustentáveis no setor agrícola.

Esta pesquisa investiga a viabilidade de ferramentas computacionais identificarem e diferenciarem variedades de cana-de-açúcar, atividade desenvolvida atualmente só por humanos especializados. A comprovação de tal viabilidade, será de grande ajuda ao produtor de variedades de cana-de-açúcar quanto à fiscalização de áreas de plantio e controle de royalties das variedades plantadas. Outro agente envolvido no processo, o agricultor, ganha ao conseguir comprovar que o plantio planejado de variedades foi efetivamente realizado, sem ter que recorrer à especialistas humanos.

No campo da computação, esta pesquisa abre alas para novas pesquisas no sentido de aperfeiçoar os métodos e técnicas empregadas, caso a identificação e reconhecimento sejam possíveis.

# Cronograma\*

Segue-se o cronograma semestral proposto para este projeto de pesquisa, incluindo o Exame de Qualificação e a Defesa da Tese.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Fase/Atividade** | **2023** | **2024** | |
| **Semestres** | **2º** | **1º** | **2º** |
| Acompanhamento da literatura | X | X | X |
| Seleção e configuração da IA | X |  |  |
| Identificação e aquisição dos equipamentos necessários à pesquisa | X |  |  |
| Exame de Qualificação |  | X |  |
| Desenvolvimento da metodologia de captação de imagens |  | X | X |
| Desenvolvimento do experimento de reconhecimento de 2 variedades |  | X |  |
| Análise dos resultados |  |  | X |
| Defesa da Tese |  |  | X |

\* Conversar a possibilidade de antecipar ao máximo a conclusão do Douturado!

# **Referências Bibliográficas**

[1] “Conab - Safra Brasileira de Cana-de-açúcar”. https://www.conab.gov.br/info-agro/safras/cana (acesso em 17 de agosto de 2023).

[2] D. E. Cursi *et al.*, “History and Current Status of Sugarcane Breeding, Germplasm Development and Molecular Genetics in Brazil”, *Sugar Tech*, vol. 24, no 1, p. 112–133, fev. 2022, doi: 10.1007/s12355-021-00951-1.

[3] “Machine learning in the prediction of sugarcane production environments”, *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 190, p. 106452, nov. 2021, doi: 10.1016/j.compag.2021.106452.

[4] A. Ali *et al.*, “Molecular Identification and Genetic Diversity Analysis of Chinese Sugarcane (Saccharum spp. Hybrids) Varieties using SSR Markers”, *Tropical Plant Biol.*, vol. 10, no 4, p. 194–203, dez. 2017, doi: 10.1007/s12042-017-9195-6.

[5] S. V. Militante, B. D. Gerardo, e R. P. Medina, “Sugarcane Disease Recognition using Deep Learning”, em *2019 IEEE Eurasia Conference on IOT, Communication and Engineering (ECICE)*, out. 2019, p. 575–578. doi: 10.1109/ECICE47484.2019.8942690.

[6] I. Ordine Pires da Silva Simões, R. G. de Freitas, D. E. Cursi, R. G. Chapola, e L. R. do Amaral, “Recognition of sugarcane orange and brown rust through leaf image processing”, *Smart Agricultural Technology*, vol. 4, p. 100185, ago. 2023, doi: 10.1016/j.atech.2023.100185.

[7] S. V. Militante, B. D. Gerardo, e N. V. Dionisio, “Plant Leaf Detection and Disease Recognition using Deep Learning”, em *2019 IEEE Eurasia Conference on IOT, Communication and Engineering (ECICE)*, out. 2019, p. 579–582. doi: 10.1109/ECICE47484.2019.8942686.

[8] S. B. G. T. Babu e C. S. Rao, “Efficient detection of copy-move forgery using polar complex exponential transform and gradient direction pattern”, *Multimed Tools Appl*, p. 15, fev. 2022, doi: 10.1007/s11042-022-12311-6.

[9] N. K. Hemalatha, R. N. Brunda, G. S. Prakruthi, B. V. B. Prabhu, A. Shukla, e O. S. J. Narasipura, “Chapter 12 - Sugarcane leaf disease detection through deep learning”, em *Deep Learning for Sustainable Agriculture*, R. C. Poonia, V. Singh, e S. R. Nayak, Orgs., em Cognitive Data Science in Sustainable Computing. Academic Press, 2022, p. 297–323. doi: 10.1016/B978-0-323-85214-2.00003-3.

[10] I. Kumpala, N. Wichapha, e P. Prasomsab, “Sugar Cane Red Stripe Disease Detection using YOLO CNN of Deep Learning Technique: doi: 10.14456/mijet.2022.25”, *Engineering Access*, vol. 8, no 2, Art. no 2, abr. 2022.

[11] P. Bonnet *et al.*, “Plant identification: man vs. machine”, *Multimed Tools Appl*, vol. 75, no 3, p. 1647–1665, fev. 2016, doi: 10.1007/s11042-015-2607-4.

[12] C. Zhao, S. S. F. Chan, W.-K. Cham, e L. M. Chu, “Plant identification using leaf shapes—A pattern counting approach”, *Pattern Recognition*, vol. 48, no 10, p. 3203–3215, out. 2015, doi: 10.1016/j.patcog.2015.04.004.

[13] J. Wäldchen, M. Rzanny, M. Seeland, e P. Mäder, “Automated plant species identification—Trends and future directions”, *PLoS Comput Biol*, vol. 14, no 4, p. e1005993, abr. 2018, doi: 10.1371/journal.pcbi.1005993.os e resultados).

Referências bibliográficas (provisória)

1. Machine learning in the prediction of sugarcane production environments

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168169921004695?fr=RR-2&ref=pdf_download&rr=7eee4d09aacf82cc>

O artigo discute a importância de definir ambientes de produção na cultura da cana-de-açúcar para possibilitar o manejo localizado da lavoura. Alguns pontos abordados sobre Ambiente de Produção:

* Ambientes de produção são áreas com características similares em termos de fatores que afetam o desenvolvimento e produtividade da cultura.
* Normalmente os ambientes são delimitados com base em atributos do solo, declividade, clima, entre outros fatores.
* A delimitação de ambientes visa adequar práticas de manejo à variabilidade existente dentro da lavoura.
* No estudo, os ambientes de produção da cana foram determinados principalmente com base em atributos do solo como textura (teor de areia), classes de solo e suscetibilidade magnética.
* Cinco ambientes de produção foram identificados na área de estudo utilizando a abordagem de aprendizado de máquina.
* O Ambiente E foi caracterizado por solos arenosos com baixa capacidade produtiva. O Ambiente A apresentou os melhores solos e maior potencial de produção.
* Os mapas gerados permitiram visualizar a distribuição espacial dos ambientes na área de cultivo.
* A definição correta dos ambientes é essencial para orientar a aplicação diferenciada de insumos, manejo da cultura e expectativa de produtividade em cada talhão.

Portanto, o artigo ressalta a importância dos ambientes de produção para viabilizar o manejo localizado, que maximiza produtividade e rentabilidade na lavoura de cana-de-açúcar.

1. Deep Learning-Based Method for Classification of Sugarcane Varieties

<https://www.mdpi.com/2073-4395/12/11/2722>

O objetivo principal do artigo é apresentar um método baseado em redes neurais profundas para a classificação de variedades de cana-de-açúcar utilizando **imagens de satélite Sentinel-2**.

Os autores desenvolveram uma rede neural densa juntamente com índices de vegetação e combinações de bandas RGB como entrada para discriminar entre quatro variedades de cana-de-açúcar.

O método proposto é comparado com técnicas tradicionais de aprendizado de máquina como SVM e Random Forest. A abordagem de rede neural alcançou 99,48% de acurácia na discriminação das variedades.

As principais descobertas indicam que as bandas Sentinel-2 relacionadas à clorofila são as mais úteis, especialmente nas regiões de borda do vermelho e infravermelho próximo.

O objetivo é investigar o potencial das redes neurais profundas para a classificação de variedades de cana-de-açúcar usando sensoriamento remoto.

1. Molecular Identification and Genetic Diversity Analysis of Chinese Sugarcane (Saccharum spp. Hybrids) Varieties using SSR Markers

<https://link.springer.com/article/10.1007/s12042-017-9195-6>

O objetivo principal do artigo foi construir impressões digitais moleculares baseadas em **marcadores de DNA** SSR (microssatélite) para 91 variedades de cana-de-açúcar chinesas lançadas desde 2005. Além disso, os autores compararam dois métodos de detecção - eletroforese capilar (CE) e eletroforese em gel de poliacrilamida (PAGE) - para avaliar a utilidade dessas abordagens na identificação de variedades e análise da diversidade genética da cana-de-açúcar.

1. Sugarcane crop identification from LISS IV data using ISODATA, MLC, and indices based decision tree approach

<https://link.springer.com/article/10.1007/s12517-016-2815-x>

O objetivo do artigo é apresentar um estudo sobre a classificação de imagens usando diferentes abordagens de árvores de decisão para identificar e discriminar a cultura de cana-de-açúcar em dados obtidos por sensoriamento remoto, mais especificamente, usando a **imagem do satélite** Indian Remote Sensing Satellite (IRS-P6) LISS IV, com uma resolução espacial de 5,8 metros, na vila de Chhapar, distrito de Muzaffarnagar, Índia.

A classificação de dados de satélite é essencial para a extração de informações para a identificação de terras agrícolas, e a identificação precisa e rápida da área cultivada é de extrema importância para projetar a produção agrícola anual e decidir políticas agrícolas. Os métodos de árvore de decisão baseados em índices de vegetação (ISODATA, MLC e outros) são comparados e o método de árvore de decisão com base em índices de vegetação mostrou o melhor desempenho na classificação da cultura de cana-de-açúcar.

Além disso, o artigo apresenta os resultados da avaliação do método escolhido, mostrando as medidas de acurácia do usuário, acurácia do produtor, acurácia geral e coeficiente Kappa obtidos a partir da classificação da imagem da cultura de cana-de-açúcar.

1. An Improved Vision Transformer Network with a Residual Convolution Block for Bamboo Resource Image Identification

<https://www.mdpi.com/2079-9292/12/4/1055>

**Objetivo**

O objetivo do artigo é apresentar e avaliar um algoritmo de transformer de visão residual (ReVI) para a classificação de imagens de **espécies de bambu**.

Especificamente, os objetivos são:

* Desenvolver o algoritmo ReVI combinando mecanismos convolucionais e residuais com redes transformer de visão (ViT).
* Coletar e preparar um conjunto de dados com imagens de 19 espécies de bambu para avaliar o ReVI. As 19 espécies de bambu contaram com um total de 3220 imagens que foram coletadas e divididas em um conjunto de treinamento, um conjunto de validação e um conjunto de teste.
* Comparar o desempenho do ReVI com o ViT e outros modelos CNN no conjunto de dados de bambu.
* Analisar a capacidade de generalização e precisão do ReVI em relação ao ViT com quantidade limitada de dados de treinamento.
* Demonstrar a habilidade do ReVI em identificar espécies de bambu de forma precisa, o que pode auxiliar especialistas e conservação da diversidade de bambu.

**Resultados**

* O algoritmo ReVI proposto alcançou uma precisão média de 90,21% na classificação das espécies de bambu, superando os modelos ViT e CNNs como ResNet, VGG16 e DenseNet.
* O ReVI generalizou melhor que o ViT com quantidade limitada de dados de treinamento, mantendo uma precisão mais estável à medida que os dados de treinamento foram reduzidos.
* O ReVI também obteve desempenho superior ao ViT em métricas como recall, F1-score, especificidade e mAP no conjunto de dados de bambu.
* A análise das matrizes de confusão revelou que erros se concentraram em classes com poucas imagens, indicando que mais dados melhorariam o desempenho.
* As características convolucionais e residuais do ReVI permitiram extrair melhor as informações das imagens e generalizar em pequenos conjuntos de dados.
* O mecanismo de atenção do ReVI se mostrou efetivo para a tarefa de classificação de espécies de bambu.

1. Common Bamboo Species Identification using Machine Learning and Deep Learning Algorithms

<https://www.ijitee.org/wp-content/uploads/papers/v9i4/D1609029420.pdf>

**Objetivo**

O objetivo principal do artigo é comparar diferentes algoritmos de aprendizado de máquina e aprendizado profundo para identificar e classificar 5 espécies comuns de bambu encontradas no norte da Índia.

Os autores testaram algoritmos como Random Forest, Naive Bayes, SVM, Regressão Logística, Redes Neurais Convolucionais (CNN) e ResNet em um conjunto de dados de imagens coletadas do Instituto de Pesquisa Florestal em Dehradun.

O objetivo era determinar qual abordagem teria a maior precisão na classificação das espécies de bambu.

**Método**

* Coletar imagens de 5 espécies de bambu (Phyllostachys nigra, Bambusa vulgaris ‘Striata‘, Dendrocalamus giganteu, Bambusa ventricosa e Bambusa tulda) no Instituto de Pesquisa Florestal em Dehradun, Índia. Foram obtidas cerca de 120 imagens de cada espécie.
* Aumentar os dados de imagens aplicando rotações e ajustes nas imagens (como sharpening, blurring).
* Treinar e testar 6 algoritmos de aprendizado de máquina e profundo nas imagens: Random Forest, Naive Bayes, SVM, Regressão Logística, Redes Neurais Convolucionais (CNN) e ResNet.
* Avaliar o desempenho de cada algoritmo calculando métricas como precisão, recall e acurácia.
* Comparar os resultados dos algoritmos para determinar qual teve melhor desempenho na classificação das espécies de bambu.
* Análise dos resultados através de gráficos, matrizes de confusão e relatórios de classificação.

**Resultados**

* O algoritmo ResNet obteve a maior acurácia na classificação das 5 espécies de bambu, com 86% de acerto.
* O algoritmo Naive Bayes teve o pior desempenho, com apenas 40% de acurácia.
* Os outros algoritmos testados obtiveram acurácia intermediária: Random Forest 57%, SVM 60%, Regressão Logística 75% e Rede Neural Convolucional (CNN) 80%.
* Análises dos scores F1 para cada classe mostraram que o ResNet teve o melhor desempenho em todas as classes, em comparação aos outros algoritmos.
* Gráficos comparando acurácia e perda/ganho de treinamento e validação para CNN e ResNet mostraram melhor performance para o ResNet.
* Relatórios de classificação com precisão, recall e F1-score também evidenciaram o melhor desempenho do ResNet.
* Matrizes de confusão demonstraram as taxas de acerto e erro para cada classe e algoritmo. Para o ResNet, a maioria das predições ficaram na diagonal principal, indicando alta taxa de acerto.

1. Fruits, Vegetable and Plants Category Recognition Systems Using Convolutional Neural Networks : A Review

<https://www.academia.edu/download/69139461/CSEIT1953114.pdf>

**Objetivo**

O artigo faz uma extensa revisão bibliográfica de pesquisas recentes sobre a classificação de plantas, frutas e vegetais usando técnicas de deep learning, com foco em CNNs.

A revisão cobre diversos conjuntos de dados de imagens do domínio agrícola e abordagens como Faster R-CNN, redes totalmente convolucionais, aprendizado por transferência, entre outros métodos baseados em CNNs.

**Principais tecnologias**

* Faster R-CNN: usado para detecção de frutas como maçãs, laranjas, mangas, etc. em ambientes naturais como pomares e estufas.
* Redes totalmente convolucionais (FCN): utilizadas para localização e contagem pixel-a-pixel de frutas agrupadas/sobrepostas como maçãs e laranjas.
* Transfer learning: modelo pré-treinados como GoogLeNet, AlexNet, VGGNet são ajustados para classificação de espécies de plantas usando conjuntos de dados como LeafSnap, Foliage, Flavia etc.
* Redes neurais convolucionais (CNNs): utilizadas para reconhecimento de folhas, detecção de ervas daninhas, segmentação de safras/solo, predição de rendimento e outras tarefas de visão computacional agrícola.
* Modelos como ResNet: alcançaram alta acurácia no conjunto de dados BJFU100 para classificação de 100 espécies ornamentais.
* TensorFlow: usado para classificar 60 tipos de frutas a partir do conjunto de dados Fruits-360.

**Resultados**

As CNNs têm se mostrado uma tecnologia versátil e poderosa para ampliar a automação e análise de dados em várias tarefas no domínio agrícola. Sua capacidade de aprendizado de características a partir de dados permite excelentes resultados em problemas complexos de visão computacional.

1. Applications of Computer Vision for Defect Detection in Fruits: A Review

<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=9498393>

**Objetivo**

Fornecer uma visão geral abrangente sobre o uso de técnicas de visão computacional para detecção de defeitos e doenças em frutas.

**Principais tecnologias**

O artigo discute o uso de vários modelos de machine learning tradicionais para a classificação de defeitos em frutas, que são treinados com base nas características extraídas das imagens:

* SVM (Support Vector Machines): É o classificador mais amplamente utilizado e que tem se mostrado eficaz nesta aplicação de acordo com o artigo. O SVM cria um hiperplano otimizado para separar as classes.
* KNN (K-Nearest Neighbors): Classifica com base na distância para os k vizinhos mais próximos. Requer menor treinamento mas é sensível a ruído.
* Árvores de Decisão: Segmentam os dados em regiões baseadas em condições if-then-else aplicadas às features. Fáceis de interpretar mas podem overfit.
* Redes Neurais Artificiais: Modelos constituidos de camadas de neurônios interconectados, treinados via backpropagation. Podem aprender representações complexas.
* Florestas Aleatórias: Ensemble de árvores de decisão treinadas em subconjuntos aleatórios dos dados. Tende a ter bom desempenho.

**Resultados**

Portanto, embora o artigo não descreva em detalhes a arquitetura de um modelo específico de deep learning, ele aponta que as CNNs pré-treinadas estão sendo crescentemente utilizadas em trabalhos recentes sobre detecção de defeitos em frutas, superando resultados de métodos tradicionais em muitos casos. Mas não há discussão aprofundada sobre esses modelos de deep learning.

1. Plant Species Identification Using Computer Vision Techniques-A Systematic Literature Review

<https://link.springer.com/article/10.1007/s11831-016-9206-z>

*(artigo antigo, abrange tecnologia até 2015, melhor desconsiderar)*

**Objetivo**

O objetivo principal do artigo foi revisar e analisar de forma sistemática as pesquisas feitas no campo da identificação automatizada de espécies de plantas utilizando técnicas de visão computacional.

**Principais tecnologias**

O artigo não discutiu especificamente o uso de técnicas de inteligência artificial para identificação de plantas. A revisão focou principalmente em métodos tradicionais de visão computacional e processamento de imagens.

As principais técnicas abordadas no artigo foram:

* Descritores de imagem para extração de características como forma, texto e cor (SIFT, SURF, histogramas, momentos, etc)
* Classificadores como k-NN, SVM e redes neurais para reconhecimento de padrões
* Segmentação de imagem e extração de contornos
* Análise de textura e dimensão fractal
* Fusão de múltiplas características para melhorar o desempenho

Algumas dessas técnicas, como redes neurais e SVM, fazem parte do campo da inteligência artificial. Porém o artigo não chegou a discutir abordagens modernas de IA como aprendizado profundo ou redes neurais convolucionais.

**Isso ocorreu possivelmente porque a revisão sistemática focou em estudos publicados entre 2005 e 2015, antes do recente avanço e popularização das modernas técnicas de inteligência artificial.**

Portanto, embora contenha discussões limitadas sobre IA, o artigo fornece um bom mapeamento histórico de como os métodos de visão computacional eram aplicados para identificação de plantas baseada em imagens até meados da década passada.

1. Gfdfsdfsds
2. Fsfsdsdf

1. Ambiente de produção é uma área dentro de uma propriedade rural que apresenta características relativamente homogêneas em termos de solo, relevo, clima e outros aspectos que influem no desenvolvimento e produtividade das culturas. [↑](#footnote-ref-3)