

Integração De Aprendizado De Máquina E Sustentabilidade: Análise Da Produtividade Agrícola Com O Modelo Random Forest

Eduardo Silva Vasconcelos

Doutorado Em Engenharia Elétrica – Processamento Da Informação
Instituto Federal Goiano
Goiânia, Goiás, Brasil

Resumo

O estudo explora o uso de aprendizado de máquina para prever a produtividade agrícola e avaliar os impactos ambientais das práticas de manejo. Utilizando o modelo Random Forest, a pesquisa analisou um conjunto de dados abrangendo variáveis como área cultivada, uso de água, pesticidas e fertilizantes. O objetivo principal foi identificar os fatores mais influentes na produtividade e propor estratégias que conciliem eficiência produtiva e sustentabilidade. Os resultados destacaram *Farm_Area* (28,40%) e *Water_Usage* (27,48%) como as variáveis mais relevantes, reforçando a importância do manejo eficiente de terra e recursos hídricos. No entanto, o modelo apresentou limitações no desempenho, com um coeficiente de determinação negativo ($R^2 = -0,30$), sugerindo desafios relacionados à representatividade dos dados e à ausência de variáveis adicionais, como características do solo e dados climáticos. As métricas de avaliação, incluindo MAE e MSE, indicaram a necessidade de ajustes e refinamento do modelo para melhorar sua precisão. O estudo conclui que, embora o Random Forest seja uma ferramenta promissora, avanços são necessários para ampliar sua aplicabilidade. Recomenda-se a inclusão de dados mais abrangentes e a adoção de técnicas complementares de aprendizado de máquina. Este trabalho oferece contribuições relevantes ao setor agrícola, propondo uma abordagem científica e tecnológica para melhorar a eficiência produtiva e promover a sustentabilidade em face dos desafios globais de segurança alimentar e mudanças climáticas.

Palavras-Chave: Produtividade Agrícola. Aprendizado de Máquina. Sustentabilidade Agrícola

Date of Submission: 01-12-2024

Date of Acceptance: 10-12-2024

I. Introdução: Contexto, Relevância E Objetivos Da Pesquisa

A crescente demanda global por alimentos, impulsionada pelo aumento populacional e pelas mudanças nos padrões de consumo, exige soluções inovadoras para otimizar a produtividade agrícola (Oliveira, 2017). Nesse contexto, a busca por estratégias sustentáveis que maximizem a eficiência no uso de recursos naturais, como terra e água, é essencial para garantir a segurança alimentar sem comprometer o equilíbrio ambiental. O presente trabalho explora essa problemática ao utilizar ferramentas de aprendizado de máquina para modelar e compreender os fatores que afetam a produtividade agrícola, com foco no modelo *Random Forest*.

O aprendizado de máquina tem se consolidado como uma abordagem promissora na agricultura moderna. Sua capacidade de processar grandes volumes de dados e identificar padrões complexos permite análises mais precisas e insights valiosos para a tomada de decisão. Modelos como o *Random Forest*, em particular, oferecem robustez e flexibilidade ao lidar com dados agrícolas interdependentes e não lineares. Estudos recentes evidenciam o potencial dessas ferramentas para prever rendimentos de culturas, otimizar práticas de manejo e orientar políticas públicas voltadas à sustentabilidade agrícola.

No entanto, Beck et al. (2020) destaca que apesar de suas vantagens, a aplicação de aprendizado de máquina no setor agrícola enfrenta desafios significativos. Entre eles, destaca-se a necessidade de dados robustos e representativos, incluindo informações climáticas, características do solo e práticas de manejo, que muitas vezes são escassos ou de qualidade variável. Essa lacuna de dados gera incertezas na modelagem e reduz a eficácia das previsões, dificultando a plena adoção dessas tecnologias no campo.

O problema central que motivou esta pesquisa é a dificuldade de prever com precisão a produtividade agrícola em diferentes condições ambientais e de manejo, ao mesmo tempo em que se avaliam os impactos ambientais associados. A compreensão de quais fatores têm maior influência sobre a produtividade, bem como a identificação de práticas mais sustentáveis, é fundamental para o avanço da agricultura moderna.

Os objetivos deste estudo são duplos. Primeiramente, busca-se prever a produtividade agrícola utilizando o modelo *Random Forest*, avaliando sua capacidade preditiva e identificando as variáveis-chave que mais influenciam os resultados. Em segundo lugar, pretende-se realizar uma análise ambiental associada, investigando como o manejo de recursos, como terra e água, impacta a sustentabilidade agrícola. Ao atingir esses objetivos,

espera-se contribuir para a formulação de estratégias agrícolas mais eficientes e alinhadas aos desafios globais de segurança alimentar e preservação ambiental.

Este trabalho não apenas reforça a relevância do aprendizado de máquina na agricultura, mas também oferece uma abordagem prática e científica para enfrentar desafios concretos do setor, promovendo a integração de tecnologias avançadas em sistemas agrícolas mais produtivos e sustentáveis.

II. Fundamentação Teórica: Contextualização E Avanços Tecnológicos Na Agricultura

O aumento populacional e as mudanças nos padrões de consumo têm impulsionado a demanda global por alimentos, exigindo soluções inovadoras para otimizar a produtividade agrícola. Estudo de Oliveira (2017) mensurou os impactos do crescimento populacional sobre a produção agrícola de alimentos e a demanda dos fatores de produção para o período entre 2011 e 2030. Os resultados revelam que, com a expansão da população, o preço da terra aumentaria e, em contrapartida, a demanda por este fator diminuiria, assim como a sua disponibilidade para o uso. Além disso, a demanda e a produção de alimentos cresceriam. No entanto, as commodities agrícolas seriam produzidas, principalmente, para o consumo interno, mesmo com ganhos de produtividade, os países teriam maior dependência do comércio internacional.

A aplicação de técnicas de aprendizado de máquina na agricultura enfrenta desafios significativos, especialmente devido à escassez de dados robustos e representativos. Informações climáticas, características do solo e práticas de manejo são frequentemente limitadas ou de qualidade variável, o que compromete a eficácia dos modelos preditivos. Essa lacuna de dados gera incertezas na modelagem, dificultando a plena adoção dessas tecnologias no campo. Beck et al. (2020) desenvolveram um sistema robótico embarcado para gerar e rotular automaticamente grandes conjuntos de imagens de plantas, visando suprir a necessidade de dados de treinamento para aplicações de aprendizado de máquina na agricultura. O sistema é capaz de capturar imagens de plantas de diversos ângulos, assegurando variedade nos dados, e pode produzir milhares de imagens rotuladas por dia, oferecendo uma alternativa eficiente aos métodos manuais de geração e rotulagem de dados. A utilização de um fundo uniforme facilita técnicas adicionais de processamento de imagem, como substituição de fundo e segmentação de plantas, aprimorando o foco nos recursos vegetais e eliminando correlações aleatórias. Este avanço representa um passo importante para superar as limitações de dados na aplicação de aprendizado de máquina na agricultura.

O modelo *Random Forest* tem se destacado na análise de dados complexos no contexto agrícola, especialmente na previsão de rendimentos de culturas. Estudos recentes demonstram que, ao combinar múltiplas árvores de decisão, o *Random Forest* melhora a precisão das previsões agrícolas, mesmo quando há variabilidade significativa nos dados climáticos e de manejo. Por exemplo, Gupta et al. (2023) aplicaram o *Random Forest* para prever rendimentos agrícolas em 37 países em desenvolvimento ao longo de 27 anos, alcançando um coeficiente de determinação (R^2) de 0,94, com uma margem de erro de 0,03. Esses resultados evidenciam a eficácia do *Random Forest* em capturar padrões complexos e não lineares nos dados agrícolas, fornecendo insights valiosos para a tomada de decisões no setor.

Segundo Vasconcelos e Silva (2024), a aplicação do modelo *Random Forest* na produção agrícola brasileira ao longo de quatro décadas evidenciou seu potencial para prever tendências complexas e identificar padrões significativos em dados históricos. Apesar do desempenho preditivo limitado observado, com altos valores de MSE e R^2 negativos, o estudo destaca a importância do uso de técnicas de Machine Learning como ferramenta de análise. Esses métodos permitem uma avaliação detalhada de variáveis produtivas e oferecem insights valiosos para a formulação de políticas agrícolas, enfatizando a necessidade de integração de dados climáticos e abordagens mais robustas para melhorar a eficiência e sustentabilidade do setor agrícola.

Segundo Vasconcelos et al. (2024), o modelo *Random Forest* demonstra potencial transformador para a previsão e gestão agrícola, especialmente na produção de sementes no Brasil. Este algoritmo se destaca pela sua capacidade de identificar padrões complexos e realizar previsões precisas, proporcionando subsídios valiosos para decisões estratégicas baseadas em dados. A integração dessa tecnologia nas práticas agrícolas modernas é crucial para otimizar a eficiência e a sustentabilidade do setor, abrindo caminhos para aprimoramentos futuros e reforçando a relevância da Inteligência Artificial na agricultura.

Segundo Vasconcelos e Melo (2024), a aplicação de técnicas de Machine Learning, como *Random Forest*, na análise de prosperidade regional oferece uma abordagem robusta para identificar padrões e relações complexas entre variáveis socioeconômicas e ambientais. Essa técnica é especialmente eficaz em estudos que exigem a interpretação de grandes volumes de dados, permitindo insights que orientam políticas públicas para promover o desenvolvimento sustentável. A utilização de métodos avançados, como a análise de componentes principais, complementa essa abordagem, reduzindo a dimensionalidade dos dados e ampliando sua interpretabilidade no contexto de políticas direcionadas.

As citações apresentadas destacam, de maneira complementar, a relevância do modelo *Random Forest* na análise de dados complexos, seja no contexto agrícola ou socioeconômico. Cada uma, com seu enfoque

específico, valoriza o papel das técnicas de Machine Learning para a identificação de padrões e a formulação de decisões estratégicas.

III. Abordagem Metodológica: Estratégias De Análise E Modelagem Preditiva

Este capítulo apresenta a abordagem metodológica utilizada para analisar a produtividade agrícola e os fatores que a influenciam, com ênfase na aplicação do modelo *Random Forest*. A escolha criteriosa do conjunto de dados, associada à implementação de técnicas robustas de aprendizado de máquina e à avaliação sistemática de métricas de desempenho, assegura uma base sólida para as análises realizadas. A combinação dessas metodologias visa não apenas garantir resultados confiáveis, mas também oferecer insights que possam contribuir para o avanço do conhecimento na área de agricultura de precisão e sustentabilidade.

Descrição do Conjunto de Dados Utilizado

A seleção do conjunto de dados é uma etapa essencial em qualquer pesquisa científica, pois ele define o escopo e a qualidade das análises realizadas. Para este estudo, utilizamos um conjunto de dados público sobre agricultura disponível no Kaggle, abrangendo variáveis relacionadas à produtividade agrícola, uso de insumos e sustentabilidade.

A escolha deste dataset foi estratégica devido à riqueza de informações e à sua capacidade de refletir as complexidades das práticas agrícolas modernas. As principais variáveis, como área da fazenda, uso de água, pesticidas e fertilizantes, são fundamentais para explorar as relações entre práticas agrícolas e produtividade. Além disso, os dados econômicos e ambientais incluídos fornecem um contexto multidimensional, permitindo análises mais ricas e aplicáveis ao mundo real.

O cuidado com a curadoria e o preparo do conjunto de dados assegura que os resultados sejam baseados em informações confiáveis, representativas e relevantes para o problema de pesquisa. Isso é vital para garantir a validade e a aplicabilidade dos achados.

Detalhes do Modelo *Random Forest*

O modelo *Random Forest* foi adotado como ferramenta preditiva neste estudo devido à sua robustez e flexibilidade, características essenciais para lidar com variáveis interdependentes e relações não lineares, frequentemente presentes em dados agrícolas (Vasconcelos et al., 2024). Esse algoritmo consiste em um conjunto de árvores de decisão que trabalham de forma colaborativa, combinando previsões individuais para aumentar a precisão e reduzir o risco de *overfitting*, uma limitação comum em modelos mais simples.

Além disso, o *Random Forest* é amplamente reconhecido por sua capacidade de oferecer previsões confiáveis e, simultaneamente, fornecer interpretações claras sobre a importância relativa das variáveis no modelo. Isso é particularmente útil para estudos científicos que demandam tanto precisão quanto interpretabilidade, permitindo uma análise aprofundada de sistemas complexos.

Importância na Pesquisa Científica

1. Interpretação de Importância de Variáveis: O *Random Forest* permite calcular a relevância de cada variável em relação ao desempenho do modelo. Essa funcionalidade ajuda a identificar os fatores mais influentes no sistema estudado, auxiliando na priorização de variáveis críticas e no refinamento das análises.
2. Robustez a Dados Ruídos: Este algoritmo é menos suscetível a problemas relacionados a dados incompletos, inconsistentes ou ruidosos, uma característica comum em conjuntos de dados do mundo real, como os provenientes do setor agrícola. Essa robustez aumenta a confiabilidade dos resultados mesmo em cenários com qualidade de dados variável.
3. Generalização e Aplicabilidade: A capacidade do *Random Forest* de generalizar bem para diferentes conjuntos de dados garante que os resultados sejam confiáveis e aplicáveis a diversos contextos, incluindo diferentes tipos de culturas, práticas agrícolas e condições climáticas.

Configurações e Hiperparâmetros

O desempenho do modelo *Random Forest* depende diretamente de uma configuração adequada de seus hiperparâmetros, que incluem o número de árvores, a profundidade máxima e os critérios para divisão dos nós. Esses parâmetros são ajustados com o objetivo de equilibrar precisão preditiva e interpretabilidade do modelo. Por exemplo, um maior número de árvores pode melhorar a precisão, mas também aumenta o custo computacional, exigindo um balanceamento cuidadoso. A validação cruzada foi utilizada para ajustar os hiperparâmetros, assegurando que o modelo fosse otimizado de maneira rigorosa e replicável.

Métricas Utilizadas para Avaliação do Modelo

A avaliação da performance de modelos preditivos é uma etapa indispensável em estudos científicos, pois fornece evidências da eficácia do modelo em atingir os objetivos propostos. Neste trabalho, três métricas principais foram utilizadas para analisar a qualidade do modelo *Random Forest*:

1. Erro Absoluto Médio (MAE): O MAE mede a precisão média do modelo ao calcular as diferenças absolutas entre os valores reais e previstos. Por ser intuitivo, o MAE facilita a comunicação dos resultados, sendo uma métrica amplamente utilizada para avaliar a precisão global de previsões sem sobrevalorizar erros extremos.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (1)$$

2. Erro Médio Quadrático (MSE): O MSE amplifica a penalização para erros maiores, destacando as áreas do modelo que necessitam de aprimoramento. Essa métrica é particularmente relevante em contextos agrícolas, onde desvios significativos nas previsões podem impactar diretamente decisões relacionadas à produtividade e alocação de recursos.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (2)$$

3. Coeficiente de Determinação (R^2): O R^2 quantifica a proporção da variabilidade nos dados que é explicada pelo modelo, sendo uma métrica padrão para avaliar a qualidade do ajuste. Um valor elevado de R^2 indica que o modelo consegue capturar bem as tendências gerais presentes nos dados.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (3)$$

Importância no Contexto Científico

A escolha de múltiplas métricas para avaliar o desempenho do modelo permite uma análise abrangente sob diferentes perspectivas, fornecendo uma visão mais completa de sua eficácia. Essa abordagem contribui para a confiabilidade dos resultados e facilita comparações com outros estudos, reforçando o rigor científico. Além disso, a análise de diferentes métricas ajuda a identificar pontos fracos no modelo, orientando melhorias em trabalhos futuros.

A metodologia descrita fornece os alicerces para a investigação científica, garantindo rigor na análise dos dados e na aplicação do modelo *Random Forest*. A utilização de métricas variadas e a adaptação criteriosa de configurações reforçam a confiabilidade dos resultados obtidos. Este capítulo estabelece a base para os resultados apresentados a seguir, que destacam as potencialidades e os desafios do uso de aprendizado de máquina na agricultura, com vistas a melhorar a eficiência produtiva e a sustentabilidade no setor.

No próximo capítulo, serão apresentados os resultados obtidos a partir das análises realizadas, destacando os padrões identificados e suas implicações para a produtividade agrícola e práticas de manejo sustentável. Esses achados servirão como base para discussões sobre eficiência produtiva e impacto ambiental no setor agrícola.

IV. Resultados E Análises: Impacto Das Variáveis E Desempenho Do Modelo Random Forest Desempenho do Modelo *Random Forest*

Após o treinamento e ajuste de hiperparâmetros utilizando o método GridSearchCV, o modelo *Random Forest* foi avaliado em um conjunto de dados de teste. As métricas de desempenho apresentaram os seguintes valores:

- Erro Absoluto Médio (MAE): 14,01 toneladas. Essa métrica reflete a média das diferenças absolutas entre os valores reais e os previstos pelo modelo, indicando que, em média, as previsões do modelo divergem dos valores reais em 14,01 toneladas.
- Erro Médio Quadrático (MSE): 283,99 toneladas². O MSE penaliza erros maiores com mais intensidade, revelando áreas em que as previsões do modelo são menos precisas e apontando possíveis lacunas na representatividade dos dados ou nas configurações do modelo.

- Coeficiente de Determinação (R^2): -0,30. Este valor negativo do R^2 indica que o modelo não conseguiu capturar adequadamente a variabilidade presente nos dados. Esse resultado pode ser atribuído a limitações nos dados disponíveis, como variáveis omitidas ou inconsistências, além de possíveis ajustes inadequados nos hiperparâmetros.

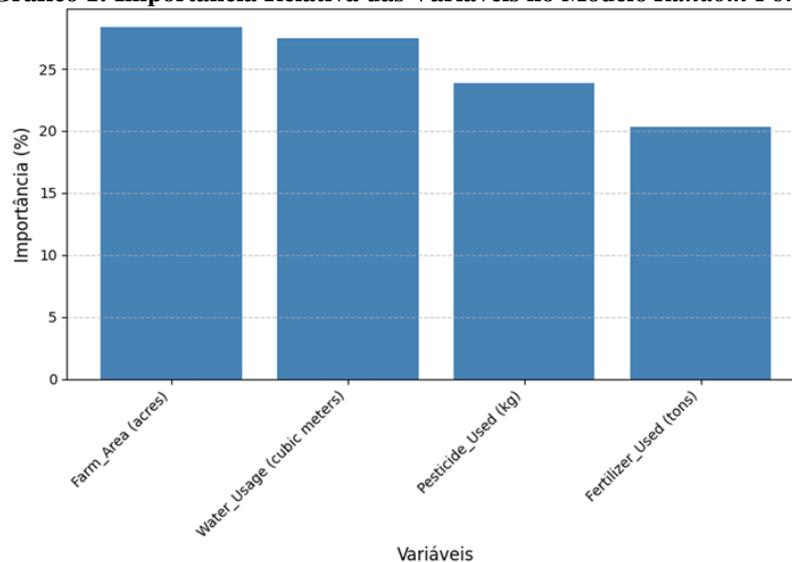
Esses resultados indicam que, embora o modelo tenha conseguido identificar padrões nos dados, ele enfrenta dificuldades significativas em capturar as variações mais complexas da produtividade agrícola. Isso sugere a necessidade de um refinamento adicional do modelo, seja pela inclusão de novas variáveis explicativas, pelo uso de algoritmos complementares ou pela obtenção de um conjunto de dados mais abrangente.

Importância das Variáveis no Modelo

O modelo *Random Forest* forneceu uma análise detalhada da importância relativa das variáveis incluídas na previsão da produtividade agrícola. Os resultados demonstram a seguinte hierarquia de influência:

1. Farm_Area (acres): 28,40%. A área da fazenda foi identificada como a variável mais importante no modelo, refletindo sua forte correlação com a capacidade produtiva. Esse resultado está alinhado com a expectativa de que áreas maiores tendem a suportar uma maior produção agrícola.
2. Water_Usage (cubic meters): 27,48%. O uso de água demonstrou ser quase tão influente quanto a área da fazenda. Este achado ressalta a importância das práticas de irrigação e da gestão eficiente dos recursos hídricos no aumento da produtividade.
3. Pesticide_Used (kg): 23,82%. O uso de pesticidas apresentou uma influência significativa, indicando que o controle de pragas é um fator crítico para a manutenção da produtividade agrícola.
4. Fertilizer_Used (tons): 20,29%. Embora essencial, o uso de fertilizantes mostrou uma influência comparativamente menor, possivelmente devido a práticas já otimizadas no manejo agrícola das fazendas analisadas.

Gráfico 1: Importância Relativa das Variáveis no Modelo *Random Forest*



Fonte: Elaborado pelo autor (2024)

O gráfico apresentado ilustra a importância relativa das variáveis utilizadas no modelo *Random Forest* para a previsão da produtividade agrícola. Cada variável é representada por uma barra, cuja altura reflete sua contribuição percentual no desempenho do modelo. Entre as variáveis analisadas, a área da fazenda (Farm_Area) destacou-se como a mais influente, com uma contribuição de 28,40%. Esse resultado reflete a relação direta entre o tamanho da área cultivada e a quantidade total produzida, evidenciando sua relevância para a produtividade agrícola.

A quantidade de água utilizada (Water_Usage) foi a segunda variável mais importante, com uma contribuição de 27,48%. Este achado ressalta o papel crítico da gestão hídrica na agricultura, indicando que práticas de irrigação adequadas são determinantes para a eficiência produtiva. Já o uso de pesticidas (Pesticide_Used) apresentou uma influência significativa de 23,82%, indicando sua importância no controle de pragas e proteção das culturas. Por fim, o uso de fertilizantes (Fertilizer_Used) contribuiu com 20,29%, sendo a variável com menor impacto relativo entre as analisadas. Este resultado pode ser explicado pela possível otimização no uso de fertilizantes nas áreas estudadas, limitando seu efeito adicional sobre a produtividade.

A utilização do gráfico de barras é particularmente adequada para evidenciar a hierarquia de importância das variáveis, permitindo uma comparação visual clara entre elas. Essa abordagem complementa os resultados numéricos apresentados, facilitando a interpretação dos dados e reforçando a relevância das variáveis principais, como a área da fazenda e o uso de água. O gráfico demonstra que fatores relacionados ao manejo de recursos e à extensão da área cultivada são determinantes na produtividade agrícola. Assim, as informações obtidas podem subsidiar estratégias práticas e políticas públicas voltadas à otimização da produção e à sustentabilidade no setor agrícola.

Esses resultados destacam a relevância de variáveis relacionadas ao manejo de recursos e insumos agrícolas. A combinação de área da fazenda e uso de água, que juntas representam mais de 55% da importância no modelo, indica que estratégias de expansão e irrigação podem ter um impacto significativo no aumento da produtividade.

V. Análise Crítica: Interpretação Dos Resultados E Implicações Práticas

Interpretação Dos Resultados

Os resultados obtidos destacam o modelo *Random Forest* como uma ferramenta valiosa para explorar padrões complexos e relações entre variáveis agrícolas. Contudo, o desempenho limitado, evidenciado pelo coeficiente de determinação negativo ($R^2 = -0,30$), sugere desafios significativos relacionados à modelagem e à representatividade dos dados analisados. Esses desafios refletem tanto a complexidade intrínseca dos sistemas agrícolas quanto a necessidade de aprimoramentos nos dados e na configuração do modelo.

Uma análise detalhada dos resultados aponta para dois aspectos principais:

1. Limitações do Modelo: O desempenho subótimo pode ser atribuído à ausência de variáveis explicativas complementares que capturem aspectos fundamentais do ambiente agrícola. Dados climáticos, como precipitação, temperatura e umidade, são determinantes críticos para a produtividade agrícola, mas não foram incluídos no modelo. Além disso, características do solo, como composição mineralógica e drenagem, assim como informações sobre práticas específicas de manejo, poderiam fornecer maior granularidade aos dados, ampliando a capacidade preditiva do modelo. A inclusão dessas variáveis poderia reduzir o erro preditivo e melhorar a interpretação dos resultados.
2. Relevância das Variáveis Identificadas: A identificação de Farm_Area (28,40%) e Water_Usage (27,48%) como as variáveis mais influentes reforça a importância do manejo eficiente da terra e da água para a produtividade agrícola. A área da fazenda desempenha um papel central, uma vez que a extensão do cultivo afeta diretamente a escala da produção. Já o uso de água reflete a necessidade de práticas hídricas bem planejadas, especialmente em regiões onde a irrigação é essencial para o sucesso das culturas. Esses resultados destacam a relevância de intervenções voltadas à gestão sustentável de recursos, como a implementação de sistemas de irrigação mais eficientes e a adoção de políticas que incentivem a expansão de áreas cultiváveis de maneira responsável.

Além disso, as contribuições relativas de Pesticide_Used (23,82%) e Fertilizer_Used (20,29%) demonstram a importância do uso adequado de insumos químicos no contexto agrícola. Embora menos influentes do que as variáveis relacionadas à área e ao manejo hídrico, esses fatores desempenham um papel importante no controle de pragas e na nutrição das plantas. Estratégias que otimizem a aplicação de pesticidas e fertilizantes podem reduzir custos, minimizar impactos ambientais e melhorar a produtividade.

Implicações Práticas e Futuros Desenvolvimentos

Os achados deste estudo fornecem subsídios importantes para a formulação de estratégias agrícolas mais eficazes e sustentáveis. A identificação das variáveis-chave sugere a necessidade de maior investimento em tecnologias de manejo da terra e da água, como sistemas de irrigação inteligentes e métodos de cultivo que maximizem o uso do espaço agrícola. Além disso, o modelo *Random Forest* pode ser aprimorado pela inclusão de dados adicionais que capturem a diversidade de condições climáticas, características do solo e práticas agrícolas específicas.

No contexto de políticas públicas, os resultados reforçam a importância de iniciativas que promovam a adoção de práticas agrícolas sustentáveis e tecnológicas. Incentivos para a coleta e disponibilização de dados agrícolas de alta qualidade também podem ser cruciais para melhorar os modelos preditivos e apoiar decisões informadas no setor.

Embora o desempenho limitado do modelo *Random Forest* evidencie a necessidade de ajustes e melhorias, os resultados obtidos oferecem insights valiosos para o setor agrícola. A relevância das variáveis identificadas aponta para intervenções estratégicas na gestão de recursos e práticas agrícolas. O estudo destaca a importância de avançar na integração de variáveis ambientais e tecnológicas, abrindo caminho para aplicações mais robustas de aprendizado de máquina na agricultura. Esses avanços têm o potencial de melhorar a eficiência produtiva e promover a sustentabilidade, beneficiando produtores e a sociedade como um todo.

VI. Considerações Finais: Síntese, Propostas E Perspectivas Futuras

O presente estudo demonstrou a utilidade do modelo *Random Forest* na identificação de padrões e relações entre variáveis agrícolas, com ênfase em fatores que influenciam diretamente a produtividade. Entre as variáveis analisadas, *Farm_Area* e *Water_Usage* destacaram-se como as mais influentes, evidenciando a importância da extensão do cultivo e do manejo eficiente dos recursos hídricos para o aumento da produção agrícola. Por outro lado, variáveis como *Pesticide_Used* e *Fertilizer_Used* apresentaram contribuições significativas, ainda que inferiores às anteriores, refletindo o papel central dos insumos químicos no controle de pragas e na nutrição das plantas.

Contudo, as limitações no desempenho do modelo, como indicado pelo coeficiente de determinação negativo, apontam para desafios relacionados à representatividade dos dados e à complexidade do sistema agrícola. A ausência de variáveis explicativas adicionais, como dados climáticos e características do solo, pode ter restringido a capacidade do modelo de capturar a variabilidade total da produtividade. Ainda assim, os resultados obtidos oferecem uma base sólida para o desenvolvimento de intervenções práticas e a formulação de políticas públicas voltadas à sustentabilidade e à eficiência no setor agrícola.

Propostas de Melhoria para Práticas Agrícolas e Modelos Preditivos

Os resultados deste estudo sugerem oportunidades concretas para a melhoria das práticas agrícolas. A alta relevância das variáveis relacionadas à terra e à água reforça a necessidade de investir em tecnologias que otimizem o manejo desses recursos. A adoção de sistemas de irrigação inteligentes, que ajustem automaticamente a quantidade de água com base na demanda específica das culturas, pode melhorar significativamente a produtividade e a sustentabilidade. Além disso, práticas de manejo integradas, como a rotação de culturas e o uso de sistemas agroflorestais, podem ampliar a eficiência do uso da terra, reduzindo impactos ambientais.

No âmbito dos modelos preditivos, a inclusão de variáveis adicionais e a utilização de conjuntos de dados mais abrangentes são essenciais para aumentar a precisão e a robustez das previsões. Dados climáticos, como temperatura, precipitação e padrões de vento, devem ser incorporados para capturar a influência de fatores ambientais na produtividade. Características detalhadas do solo, como pH, composição mineral e capacidade de retenção de água, também são indispensáveis para melhorar a representatividade do modelo.

Além disso, a aplicação de técnicas de aprendizado de máquina complementares, como Gradient Boosting ou Deep Learning, pode ampliar a capacidade do modelo de lidar com a complexidade dos dados agrícolas. A validação cruzada rigorosa e a otimização de hiperparâmetros devem continuar sendo uma prioridade para garantir a qualidade das previsões.

Sugestões para Trabalhos Futuros

Para dar continuidade às descobertas deste estudo, sugere-se a realização de trabalhos futuros que explorem a inclusão de dados climáticos históricos, como padrões sazonais e eventos extremos, que têm impacto direto na produtividade agrícola. Essas variáveis podem melhorar a capacidade do modelo de prever não apenas a produção média, mas também as oscilações decorrentes de condições climáticas adversas.

Além disso, a coleta e análise de dados em escala mais granular, considerando diferenças regionais, práticas específicas de manejo e condições socioeconômicas, poderiam enriquecer o entendimento dos fatores que influenciam a produtividade. Estudos futuros também podem integrar abordagens híbridas, combinando modelos preditivos com análises qualitativas para explorar as interações entre variáveis quantitativas e qualitativas no ambiente agrícola.

Outra área promissora para exploração envolve o uso de sensores IoT (Internet das Coisas) em campos agrícolas para a coleta de dados em tempo real, como umidade do solo e temperatura ambiente, integrando esses dados diretamente em sistemas preditivos baseados em aprendizado de máquina. Finalmente, recomenda-se a avaliação do impacto econômico e ambiental das práticas agrícolas otimizadas sugeridas pelos modelos preditivos, garantindo que os avanços tecnológicos sejam aplicáveis e acessíveis para agricultores de diferentes contextos.

Este estudo reforça a importância de integrar tecnologias avançadas, como aprendizado de máquina, no planejamento e manejo agrícola. Embora o modelo *Random Forest* tenha apresentado limitações, os insights gerados demonstram o potencial dessas ferramentas para orientar decisões estratégicas, promovendo maior eficiência produtiva e sustentabilidade. Ao avançar nas propostas apresentadas, espera-se contribuir significativamente para o desenvolvimento do setor agrícola em face dos desafios globais de segurança alimentar e mudanças climáticas.

Bibliografia

- [1] Beck, M. A.; Liu, C.-Y.; Bidinosti, C. P.; Henry, C. J.; Godee, C. M.; Ajmani, M. An Embedded System For The Automated Generation Of Labeled Plant Images To Enable Machine Learning Applications In Agriculture. Arxiv Preprint Arxiv:2006.01228, 2020. Disponível Em: <https://arxiv.org/abs/2006.01228>. Acesso Em: 20 Nov 2024.

- [2] Gupta, Ishaan; Ayalasonmayajula, Samyutha; Shashidhara, Yashas; Kataria, Anish; Shashidhara, Shreyas; Kataria, Krishita; Undurti, Aditya. Innovations In Agricultural Forecasting: A Multivariate Regression Study On Global Crop Yield Prediction. Arxiv Preprint Arxiv:2312.02254, 2023. Disponível Em: <https://arxiv.org/abs/2312.02254>. Acesso Em: 30 Nov 2024.
- [3] Oliveira, Daniele Lima De. Impactos Do Crescimento Populacional Sobre A Produção Agrícola De Alimentos E Demanda Dos Fatores De Produção: Uma Abordagem De Blocos Econômicos. 2017. 120 F. Dissertação (Mestrado Em Economia Aplicada) – Universidade Federal De Juiz De Fora, Juiz De Fora, 2017. Disponível Em: <https://repositorio.ufjf.br/jspui/handle/ufjf/5369>. Acesso Em: 27 Nov 2024.
- [4] Vasconcelos, Eduardo Silva Et Al. Inteligencia Artificial En La Gestión Agrícola: Uso De Modelos De Bosque Aleatorio Para La Predicción De Producción Y Reserva De Semillas En Brasil. Observatório De La Economía Latinoamericana, V. 22, N. 6, P. E5078-E5078, 2024b. Doi: 10.55905/Oelv22n6-052
- [5] Vasconcelos, Eduardo Silva; Melo, Débora Vasconcelos. Análise Dos Determinantes Da Prosperidade Nos Países Da América Do Sul: Uma Abordagem Com Técnicas De Machine Learning E Inteligência Artificial. Revistaft – Administração, V. 28, N. 136, Jul. 2024. Doi: 10.69849/Revistaft/Th10247271442. Publicado Em: 27 Jul 2024.
- [6] Vasconcelos, Eduardo Silva; Silva, Leandro Aureliano Da. Análise Estatística E Modelos De Machine Learning Na Produção Agrícola Brasileira: Tendências Temporais E Eficiência Produtiva Ao Longo De Quatro Décadas (1980-2019). Contribuciones A Las Ciencias Sociales, São José Dos Pinhais, V. 17, N. 7, P. 01-21, Jan. 2024. Doi: 10.55905/Revconv.17n.7-418.