Desenvolvimento de um Módulo de Inteligência Artificial Preditiva para Irrigação Automatizada: Uma Abordagem MlopS

Ivan da Silva B. Junior, Hilquias Rodrigues de Oliveira, Daniel dos Anjos Costa

Instituto Federal da Bahia (IFBA) – Santo Amaro, BA – Brazil

{ivanbispojnr, hilquiasro10}@gmail.com, daniel.anjos@ifba.edu.br

Abstract. *Artificial Intelligence (AI) has become a pillar of Agriculture 4.0, providing autonomous solutions for water resource management. This article focuses on developing and implementing a predictive AI module capable of calculating exact agricultural irrigation times by integrating a microservices architecture based on environmental variables and weather forecasts. The system implements a continuous Machine Learning Operations (MLOps) cycle for dynamic retraining in production, shifting from static timer-based irrigation to an autonomous and adaptive prediction model that ensures resilience to microclimatic variations and mitigates water waste.*

Resumo. *A Inteligência Artificial (IA) tem se consolidado como um dos pilares da Agricultura 4.0, proporcionando soluções autônomas para a gestão de recursos hídricos. Este artigo foca no desenvolvimento e implementação de um módulo de IA preditiva capaz de calcular o tempo exato de irrigação agrícola, integrando uma arquitetura de microsserviços baseada em variáveis ambientais e meteorológicas em tempo real. O sistema implementa um ciclo contínuo de Machine Learning Operations (MLOps) para retreinamento dinâmico em produção, substituindo irrigações baseadas em temporizadores estáticos por um modelo de predição autônomo, promovendo adaptação imediata às variações microclimáticas e mitigando severamente o desperdício hídrico.*

1. Introdução

A gestão eficiente dos recursos hídricos é um desafio crítico, especialmente no semiárido brasileiro, onde a agricultura de sequeiro enfrenta alta vulnerabilidade climática [INSA 2025]. O impacto dessa irregularidade é severo: sob a ótica material, a deficiência hídrica prolongada degrada a atividade microbiana do solo e inibe a absorção de nutrientes, causando perdas parciais ou totais das safras. Financeiramente, o pequeno e médio agricultor arca com prejuízos diretos, perdendo todo o capital investido em sementes, fertilizantes e mão de obra. Isso perpetua um ciclo de insegurança econômica provocado pela incapacidade de suprir a demanda de água nos estágios vitais da planta [Globo Ecologia 2013; Ana 2020].

A mitigação desse cenário frequentemente esbarra na ineficiência operacional dos processos de irrigação. Historicamente, o manejo baseia-se em métodos estáticos e empíricos, onde o produtor realiza o acionamento mecânico de bombas d'água a partir de mera observação visual ou através de temporizadores analógicos com horários fixos. Esse nível básico de tecnologia ignora completamente as dinâmicas ambientais de rápida mudança. Fatores como picos de calor e intensa radiação solar, rajadas de vento que aceleram a evaporação, resfriamento noturno e as flutuações nas taxas de evapotranspiração do solo não são contabilizados. Ao operar de forma manual e "às cegas", a irrigação ocorre mesmo quando o terreno já está saturado ou sob previsão

iminente de chuva, resultando em desperdícios hídricos por lixiviação profunda que chegam a 60%, além de onerar a conta de energia elétrica do produtor [Embrapa 2024; Aegro 2022].

Para solucionar essa lacuna técnica, a Inteligência Artificial (IA) tem despontado como uma tecnologia transformadora. Em nível global, a IA já revoluciona a indústria e os serviços ao emular capacidades cognitivas para reconhecer padrões, otimizar logísticas e automatizar a tomada de decisão em cenários complexos [LeCun, Bengio e Hinton 2015]. Na agricultura, essa inserção tecnológica ocorre de forma robusta, com algoritmos de visão computacional embarcados em drones para detectar doenças foliares e mapear a fertilidade do solo em grandes latifúndios [Patrício e Rieder 2018].

Pegando esse gancho de inovação, o presente trabalho introduz a IA especificamente para sanar o gargalo do manejo hídrico. Substituindo os temporizadores fixos e o empirismo humano, o sistema proposto atua como um cérebro computacional preditivo. Ele analisa o histórico microclimático e as previsões meteorológicas para antecipar o estresse hídrico da cultura, calculando de forma autônoma o tempo exato de irrigação. A proposta detalha a infraestrutura de sensores de baixo custo, a avaliação de múltiplos algoritmos de regressão e a implementação de um ciclo de *Machine Learning Operations* (MLOps) para a evolução contínua do modelo em campo.

2. Fundamentação Teórica

A construção de um ecossistema de irrigação autônomo e inteligente exige a integração de conceitos agronômicos fundamentais com as mais recentes inovações da ciência da computação. Esta seção aprofunda os três pilares que sustentam a solução proposta: a evolução conceitual da agricultura, a infraestrutura de Internet das Coisas (IoT) e a consolidação do Aprendizado de Máquina como motor de decisão no campo.

2.1. Agricultura Digital e Gestão Hídrica

A produção agrícola passou por profundas transformações ao longo do último século. Conforme delineado por Massruhá et al. (2020), a transição da Agricultura 1.0, caracterizada pelo trabalho manual e pela tração animal, para a Agricultura 2.0, marcada pela mecanização e pela Revolução Verde, elevou significativamente a capacidade produtiva. Posteriormente, com o advento da Agricultura 3.0 (Agricultura de Precisão) e da Agricultura 4.0 (Agricultura Digital), a coleta de dados, a conectividade e a automação passaram a desempenhar papel central na tomada de decisões no campo.

Nesse contexto, a irrigação deixou de ser encarada como uma prática uniforme de aplicação de água e passou a ser conduzida com base nos princípios do manejo de precisão. Esse conceito preconiza o fornecimento da quantidade adequada de água no momento fisiológico mais apropriado para cada cultura, buscando maximizar a produtividade e reduzir o desperdício de recursos hídricos. Dessa forma, a gestão eficiente da irrigação tornou-se um dos principais fatores para a sustentabilidade e a competitividade da atividade agrícola.

Entretanto, estudos recentes indicam que métodos de irrigação de alta eficiência, como o gotejamento e a microaspersão, embora apresentem eficiências superiores a 90%, ainda dependem de calibrações manuais e de investimentos consideráveis para

alcançar elevados níveis de automatização [Aegro 2022]. Nesse cenário, a busca por tecnologias capazes de proporcionar maior precisão, adaptabilidade e eficiência no uso da água tem se consolidado como um dos principais desafios da Agricultura Digital.

2.2. IoT e Sensoriamento na Agricultura

A IoT constitui uma das principais tecnologias habilitadoras da Agricultura 4.0. Segundo Atzori, Iera e Morabito (2010), a IoT baseia-se na interconexão de dispositivos físicos dotados de sensores, software e conectividade, capazes de coletar, transmitir e processar informações de forma distribuída. No contexto agrícola, essa infraestrutura permite transformar o campo em um ambiente digitalizado e monitorado em tempo real, favorecendo a tomada de decisões baseada em dados.

Entre as plataformas mais utilizadas em aplicações de IoT destacam-se os microcontroladores da família ESP32. Esses dispositivos são classificados como *"System on a Chip"* (SoC), integrando capacidade de processamento, memória e conectividade Wi-Fi em uma única arquitetura de 32 bits [Curvello 2018; Makerhero 2026]. Devido ao baixo custo, à flexibilidade e ao suporte a diferentes protocolos de comunicação, o ESP32 tem sido amplamente empregado em sistemas embarcados e aplicações voltadas para a agricultura inteligente.

Além da capacidade computacional, os sistemas de monitoramento agrícola dependem da integração de diferentes módulos sensoriais. Sensores como o DHT11, utilizado para medir temperatura e umidade relativa do ar, sensores de umidade do solo baseados em condutividade elétrica e fotorresistores (LDR) para medição da intensidade luminosa possibilitam a obtenção contínua de variáveis ambientais. A integração desses dispositivos em rede permite a transmissão dos dados para plataformas em nuvem e viabiliza a implementação de sistemas de monitoramento e controle remoto da irrigação.

2.3. Aprendizado de Máquina e Modelagem Preditiva na Agricultura

O Aprendizado de Máquina *(Machine Learning)*, uma das principais subáreas da IA, permite que sistemas computacionais identifiquem padrões e construam modelos analíticos a partir de grandes volumes de dados, sem a necessidade de programação explícita para cada situação [LeCun, Bengio e Hinton 2015]. Na agricultura, essa abordagem possibilita a evolução de sistemas baseados em regras fixas para sistemas preditivos capazes de antecipar as necessidades das culturas a partir de informações ambientais e meteorológicas.

Devido à natureza não linear e heterogênea dos dados climáticos e agrícolas, diversos estudos destacam a eficiência dos métodos baseados em árvores de decisão. Técnicas de aprendizado em conjunto (*Ensemble Learning*), como *Random Forest, XGBoost* e *CatBoost*, têm apresentado resultados expressivos em problemas de regressão e classificação, sendo amplamente empregadas em aplicações de Agricultura de Precisão [CatBoost 2025; XGBoost 2025]. Esses algoritmos combinam múltiplos modelos para aumentar a capacidade de generalização e melhorar a precisão das previsões.

Na Agricultura de Precisão, os modelos preditivos permitem analisar simultaneamente variáveis como temperatura, umidade, probabilidade de chuva,

radiação solar e características fenológicas das culturas. Essa capacidade favorece o desenvolvimento de sistemas inteligentes para estimativa das necessidades hídricas das plantas, contribuindo para a redução do desperdício de água e para o aumento da eficiência dos processos agrícolas [Patrício e Rieder 2018].

3. Metodologia de Desenvolvimento do Módulo de Inteligência Artificial

O núcleo decisório do sistema foi projetado sob a ótica do aprendizado supervisionado, visando calcular o tempo ideal de irrigação a partir de variáveis ambientais e agronômicas. O ambiente de desenvolvimento e a estratégia de construção dos dados foram meticulosamente definidos para garantir o alto desempenho exigido no treinamento dos modelos.

3.1. Ambiente Computacional de Treinamento

Os experimentos foram conduzidos em ambiente Ubuntu 24.04, utilizando a linguagem *Python* como principal ferramenta de desenvolvimento. O processo de modelagem e análise exploratória dos dados foi realizado por meio do ambiente interativo *Jupyter Notebook* [Project Jupyter s.d.], amplamente empregado em aplicações de ciência de dados e aprendizado de máquina.

A *stack* de desenvolvimento incluiu bibliotecas especializadas para manipulação, treinamento e avaliação dos modelos. A biblioteca Pandas foi utilizada para o pré-processamento e a organização dos dados [Pandas 2025], enquanto o *Scikit-learn* foi empregado na construção dos modelos de referência e na avaliação do desempenho [Scikit-learn 2025]. Adicionalmente, foram utilizados os *frameworks XGBoost, LightGBM* e *CatBoost*, reconhecidos por sua eficiência em problemas de regressão e classificação [CatBoost 2025; XGBoost 2025; LightGBM 2025]. Por fim, a biblioteca *Joblib* foi empregada na serialização dos modelos treinados, permitindo o armazenamento e posterior carregamento dos artefatos em ambiente de produção [Joblib 2025].

3.2. Construção e Engenharia do Dataset

A base de dados utilizada neste trabalho foi composta por 30.000 registros sintéticos, desenvolvidos com o objetivo de representar diferentes condições climáticas e agronômicas relevantes para a estimativa das necessidades hídricas das culturas. A geração dos dados buscou contemplar variações de temperatura, umidade, luminosidade e precipitação, permitindo a construção de cenários diversos para o treinamento dos modelos preditivos.

Com o intuito de conferir maior representatividade agrícola ao conjunto de dados, parte das informações foi fundamentada nas recomendações de cultivo descritas no Catálogo Brasileiro de Hortaliças da Embrapa [Embrapa 2020]. A partir desse material, foram selecionadas 17 culturas que apresentavam descrições explícitas acerca de suas necessidades hídricas, possibilitando a incorporação de características agronômicas específicas ao processo de modelagem, as quais foram estratificadas em quatro grupos de exigência hídrica:

- Sensíveis ao excesso de umidade: culturas cujo desenvolvimento é inibido pelo encharcamento (melão, melancia, pepino, abóbora e abobrinha).
- Necessitam de solo constantemente úmido: demandam irrigação frequente (alface, couve, espinafre, cebolinha e coentro).
- Dependentes de boa disponibilidade hídrica: a produtividade está atrelada ao manejo rigoroso (tomate, pimentão e berinjela).
- Alta exigência hídrica: plantas de ciclos longos que exigem fornecimento contínuo de água (batata, cenoura, inhame e mandioca).

3.3. Seleção de Atributos e Pré-Processamento

A modelagem preditiva foi desenvolvida a partir de 14 atributos independentes, selecionados com base em fatores relevantes para a estimativa das necessidades hídricas das culturas. As variáveis relacionadas ao clima e ao ambiente local incluíram a umidade do solo, a umidade relativa do ar, a temperatura ambiente e a intensidade luminosa.

Além das variáveis ambientais, foram consideradas informações associadas à pluviometria, incluindo a probabilidade de chuva atual e as previsões para horizontes de 24 e 72 horas, bem como a média histórica de umidade do setor. Também foram incorporadas variáveis temporais, como a estação do ano e representações cíclicas da hora do dia, além de características fenológicas relacionadas à espécie cultivada e à respectiva fase de crescimento.

Na etapa de pré-processamento, as variáveis categóricas foram convertidas em representações numéricas por meio da técnica de *One-Hot Encoding*, utilizando recursos disponibilizados pela biblioteca Pandas [Pandas 2025]. Essa abordagem permitiu transformar as categorias em colunas binárias independentes, evitando a introdução de relações ordinais artificiais entre os valores categóricos e tornando os dados adequados ao treinamento dos modelos de aprendizado de máquina.

4. Arquitetura do Sistema

Esta seção apresenta a arquitetura proposta para integração dos dispositivos IoT, serviços de processamento e módulo de Inteligência Artificial. A Figura 1 ilustra os principais componentes da solução e os fluxos de comunicação estabelecidos entre eles.

4.1. Arquitetura de Microsserviços

A arquitetura proposta é composta por serviços especializados responsáveis por diferentes etapas do processamento dos dados agrícolas. A camada de entrada é formada pelos dispositivos IoT e pelas aplicações clientes, responsáveis pelo envio das informações para a API principal. Em seguida, mecanismos de mensageria e processamento desacoplado permitem o encaminhamento das requisições para os serviços responsáveis pela inferência e pelo armazenamento dos dados.

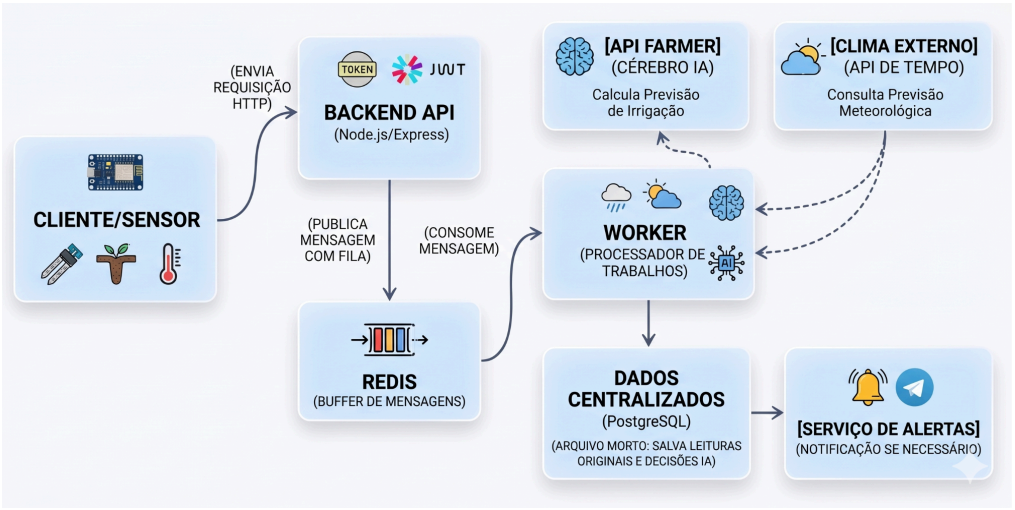


Figura 1. Arquitetura do backend e fluxo de dados assíncronos em microsserviços.

Além dos componentes centrais de processamento, a solução integra serviços externos para obtenção de informações meteorológicas, bem como módulos destinados ao monitoramento e à emissão de notificações. Os resultados das predições são armazenados em um banco de dados centralizado e disponibilizado aos usuários por meio de mecanismos de visualização e alerta.

A distribuição das funcionalidades em serviços independentes permite que cada componente seja desenvolvido, implantado e atualizado de forma isolada, favorecendo a modularidade e a expansão futura da plataforma.

4.2. Fluxo Assíncrono de Processamento

O fluxo de processamento foi concebido segundo um modelo assíncrono, visando reduzir a dependência temporal entre os diferentes serviços e aumentar a robustez da comunicação. Inicialmente, os dados provenientes dos sensores e das aplicações clientes são enviados em formato *JSON* para uma *API* desenvolvida em *Node.js*, onde são submetidos a mecanismos de autenticação baseados em *JSON Web Tokens* [Auth0 s.d.; Node.js s.d.]. Em seguida, as mensagens validadas são encaminhadas para uma fila de processamento implementada com *Redis* [Redis s.d.], responsável pelo desacoplamento entre os componentes da arquitetura.

Posteriormente, um serviço especializado consome as mensagens armazenadas na fila e complementa as informações com dados obtidos por meio de API meteorológicas externas. Em seguida, o micro serviço de inferência, desenvolvido em Python e disponibilizado por meio do *framework FastAPI* [FastAPI 2025], processa os dados de entrada e realiza a estimativa do tempo de irrigação.

Por fim, os resultados produzidos são armazenados no banco de dados PostgreSQL [PostgreSQL Global Development Group s.d.], formando uma base histórica para consultas e análises posteriores. Essas informações também são utilizadas pelos serviços de monitoramento e geração de alertas via Telegram [Telegram s.d.], além de serem disponibilizadas em painéis de visualização implementados com Grafana [Grafana Labs s.d.].

5. Ciclo de Aprendizado Contínuo e Evolução do Modelo

Além da etapa inicial de treinamento, o sistema incorpora práticas de *MLOps*, permitindo a atualização periódica do modelo a partir dos dados gerados durante a operação. Essa abordagem possibilita a adaptação contínua da inteligência artificial às variações ambientais e às mudanças nas condições de cultivo, reduzindo os impactos decorrentes da degradação do desempenho ao longo do tempo.

O pipeline de aprendizado contínuo é composto por etapas de coleta, armazenamento e processamento dos dados produzidos em campo. As informações provenientes das predições e dos sensores são armazenadas no banco de dados, formando uma base histórica que pode ser utilizada em ciclos posteriores de treinamento. Um serviço dedicado é responsável por consultar esses dados e executar novamente o processo de treinamento em ambiente computacional apropriado.

Para garantir a rastreabilidade e a confiabilidade das atualizações, cada versão do modelo é armazenada e identificada de forma independente. Dessa maneira, o ambiente de inferência pode carregar automaticamente a versão atualmente designada para produção, além de possibilitar a reversão para versões anteriores em caso de degradação do desempenho ou necessidade de auditoria.

6. Resultados e Discussão

6.1. Comparação entre os Modelos

A avaliação dos modelos foi realizada por meio do Coeficiente de Determinação (R^2), métrica que expressa a proporção da variabilidade da variável de saída explicada pelas variáveis de entrada. A Figura 2 apresenta os resultados obtidos pelos algoritmos avaliados.

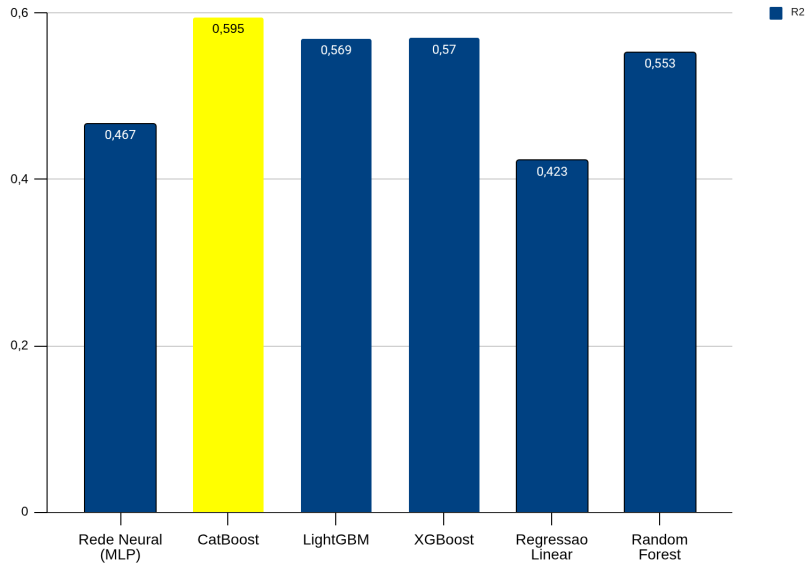


Figura 2. Comparação do Coeficiente de Determinação (R^2) entre os modelos de regressão avaliados.

Os resultados indicaram melhor desempenho dos modelos baseados em árvores de decisão. *CatBoost* e *XGBoost* apresentaram os maiores valores de R^2, ambos com coeficiente de 0,570. Em seguida, destacaram-se *LightGBM* (0,569) e *Random Forest* (0,553), enquanto a Regressão Linear e o Perceptron Multicamadas apresentaram desempenho inferior. Esses resultados sugerem que a relação entre as variáveis agroclimáticas e o tempo de irrigação possui comportamento predominantemente não linear, favorecendo a utilização de técnicas de aprendizado em conjunto [CatBoost 2025].

6.1. Análise das Métricas de Desempenho

Além do Coeficiente de Determinação, os modelos foram avaliados por meio do Erro Quadrático Médio da Raiz (RMSE), métrica que quantifica a magnitude média dos erros de predição na unidade do problema. A Figura 3 apresenta os resultados obtidos para os algoritmos avaliados.

Entre os modelos analisados, o *CatBoost* apresentou o menor valor de *RMSE*, correspondente a 1,47 minutos, evidenciando maior precisão na estimativa do tempo de irrigação. O desempenho obtido demonstra a capacidade do modelo em representar as relações existentes entre as variáveis ambientais e as necessidades hídricas das culturas.

Em aplicações de irrigação automatizada, a redução do erro de predição pode contribuir para uma utilização mais eficiente dos recursos hídricos e para uma operação mais precisa dos sistemas de irrigação, tornando o modelo selecionado adequado para utilização em ambiente de produção.

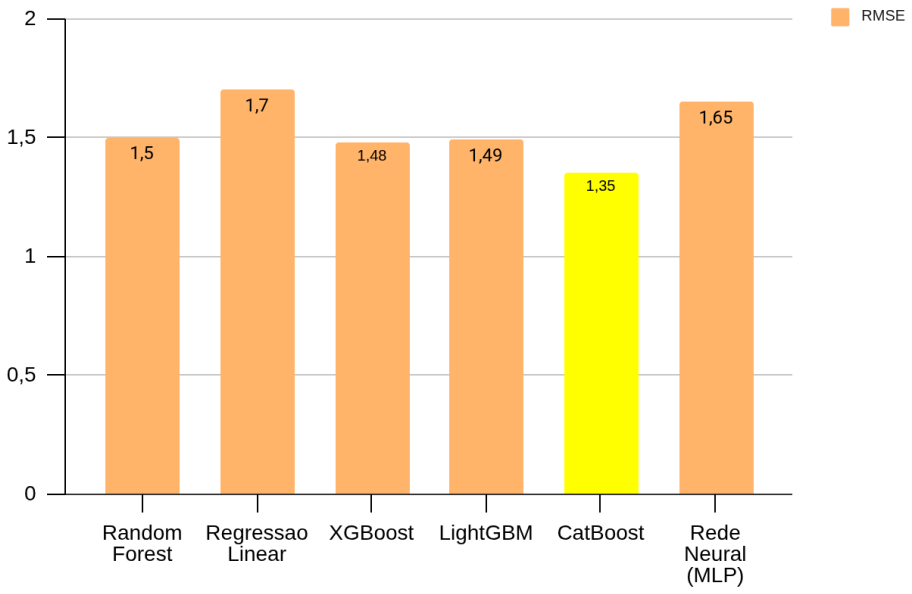


Figura 3. Comparação do Erro Quadrático Médio da Raiz (RMSE) em minutos entre as arquiteturas preditivas.

7. Considerações Finais

O presente trabalho apresentou o desenvolvimento de uma plataforma de irrigação preditiva baseada em Inteligência Artificial, demonstrando a viabilidade da integração

entre técnicas de aprendizado de máquina e tecnologias de baixo custo voltadas à agricultura. A solução proposta combinou sensores ambientais, serviços distribuídos e modelos preditivos para estimar o tempo de irrigação de diferentes culturas, constituindo uma alternativa acessível para aplicações em propriedades rurais de pequeno e médio porte.

Os resultados obtidos indicaram desempenho superior dos modelos baseados em árvores de decisão, com destaque para o algoritmo *CatBoost*, que apresentou coeficiente de determinação de 0,570 e erro médio de 1,47 minutos na estimativa do tempo de irrigação. Além disso, a arquitetura baseada em microsserviços e a incorporação de práticas de *MLOps* permitiram estruturar um ambiente capaz de suportar a atualização contínua dos modelos a partir dos dados gerados em operação.

Como perspectivas para trabalhos futuros, pretende-se investigar o emprego de arquiteturas de Aprendizado Profundo (*Deep Learning*), bem como a utilização de tecnologias de comunicação de longo alcance, como o protocolo *LoRaWAN*, visando ampliar a cobertura do sistema em áreas agrícolas extensas. Adicionalmente, a incorporação de sensores de pH e condutividade elétrica poderá expandir as capacidades da plataforma, permitindo sua aplicação em estratégias mais avançadas de manejo e fertirrigação inteligente.

Referências

AUTHO. **JSON Web Token Introduction.** [S. l.], [s.d.]. Disponível em: https://www.jwt.io/introduction#when-to-use-json-web-tokens. Acesso em: 15 abr. 2026.

CATBOOST. **CatBoost Documentation.** Disponível em: https://catboost.ai/en/docs/. Acesso em: 2 ago. 2025.

EMBRAPA. **Catálogo de Hortaliças. Brasília, DF, 2020.** Disponível em: https://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/infoteca/bitstream/doc/887213/1/Catalogohortalicas.pdf. Acesso em: 30 ago. 2025.

FASTAPI. **FastAPI Documentation.** Disponível em: https://fastapi.tiangolo.com/. Acesso em: 2 ago. 2025.

GLOBO ECOLOGIA. **Agricultura é responsável por 70% do desperdício de água tratada no país.** Rede Globo, 2013. Disponível em: https://redeglobo.globo.com/globoecologia/noticia/2013/09/agricultura-e-responsavel-por-70-do-desperdicio-de-agua-tratada-no-pais.html. Acesso em: 30 ago. 2025.

GRAFANA LABS. **Grafana documentation.** [S. l.], [s.d.]. Disponível em: https://grafana.com/docs/grafana/latest/. Acesso em: 15 abr. 2026.

INSA. **Semiárido brasileiro. Instituto Nacional do Semiárido,** 2025. Disponível em: https://www.gov.br/insa/pt-br/semiarido-brasileiro. Acesso em: 30 ago. 2025.

JOBLIB. **Joblib Documentation.** Disponível em: https://joblib.readthedocs.io/. Acesso em: 2 ago. 2025.

LECUN, Yann; BENGIO, Yoshua; HINTON, Geoffrey. **Deep learning. Nature, v. 521, n. 7553,** p. 436-444, 2015. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/277411157_Deep_Learning. Acesso em: 14 abr. 2026.

LIGHTGBM. **LightGBM Documentation.** Disponível em: https://lightgbm.readthedocs.io/en/latest/. Acesso em: 2 ago. 2025.

MASSRUHA, S. M. F. S.; LEITE, M. A. A.; LUCHIARI, A.; EVANGELISTA, S. R. M. A **transformação digital no campo rumo à agricultura sustentável e inteligente. In: MASSRUHA, S. M. F. S. et al. (org.). Agricultura digital: pesquisa, desenvolvimento e inovação nas cadeias produtivas.** 1. ed. Brasília, DF: Embrapa, 2020. v. 1, p. 20-45. Disponível em: https://www.embrapa.br/busca-de-publicacoes/-/publicacao/1126214/a-transformacao-digital-no-campo-rumo-a-agricultura-sustentavel-e-inteligente. Acesso em: 29 mar. 2026.

NODE.JS. **Node.js API Reference.** [S. l.], [s.d.]. Disponível em: https://nodejs.org/docs/latest/api/. Acesso em: 15 abr. 2026.

PANDAS. **Pandas Documentation.** Disponível em: https://pandas.pydata.org/docs/. Acesso em: 2 ago. 2025.

PATRÍCIO, D. I.; RIEDER, R. **Computer vision and artificial intelligence in precision agriculture for grain crops: A systematic review. Computers and Electronics in Agriculture, v. 153, p. 69-81. 2018.** Disponível em: https://www.alice.cnptia.embrapa.br/alice/handle/doc/1099103. Acesso em: 14 abr. 2026.

POSTGRESQL **GLOBAL DEVELOPMENT GROUP.** PostgreSQL Documentation. [S. l.], [s.d.]. Disponível em: https://www.postgresql.org/docs/. Acesso em: 15 abr. 2026.

PROJECT **JUPYTER. Jupyter Documentation.** [S. l.], [s.d.]. Disponível em: https://docs.jupyter.org/en/latest/. Acesso em: 15 abr. 2026.

REDIS. **Redis Documentation.** [S. l.], [s.d.]. Disponível em: https://redis.io/docs/latest/. Acesso em: 15 abr. 2026.

SCIKIT-LEARN. **Scikit-learn Documentation.** Disponível em: https://scikit-learn.org/stable/documentation.html. Acesso em: 2 ago. 2025.

TELEGRAM. **Telegram API.** [S. l.], [s.d.]. Disponível em: https://core.telegram.org/. Acesso em: 15 abr. 2026.

XGBOOST. **XGBoost Documentation.** Disponível em: https://xgboost.readthedocs.io/en/stable/. Acesso em: 2 ago. 2025.