Dissertação de Mestrado

Inatel
Instituto Nacional de Telecomunicações

Plataforma IoT Inteligente Usando Computação na Borda para Plantações de Morango

MATEUS RAIMUNDO DA CRUZ

NOVEMBRO / 2022



PLATAFORMA IOT INTELIGENTE USANDO COMPUTAÇÃO NA BORDA PARA PLANTAÇÕES DE MORANGO

MATEUS RAIMUNDO DA CRUZ

Dissertação apresentada ao Instituto Nacional de Telecomunicações, como parte dos requisitos para obtenção do Título de Mestre em Telecomunicações.

ORIENTADOR: Prof. Dr. Samuel Baraldi Mafra.

Santa Rita do Sapucaí
2022

Da Cruz, Mateus Raimundo
M425p
Plataforma IoT Inteligente Usando Computação na Borda para Plantações de Morango/ Mateus Raimundo da Cruz. – Santa Rita do Sapucaí, 2023.
100 p.

Orientador: Prof. Dr. Samuel Baraldi Mafra.

Dissertação de Mestrado em Telecomunicações – Instituto Nacional de Telecomunicações – INATEL.
Inclui bibliografia.
Inclui anexo.

1. Internet das Coisas 2. Inteligência artificial 3. Redes de Sensores Sem Fio 4. Aprendizado de Máquina 5. LoRa 6. Mestrado em Telecomunicações. I. Mafra, Samuel Baraldi. II. Instituto Nacional de Telecomunicações – INATEL. III. Título.

Biblioteca "Ministro Octavio Bilac Prado"

Ficha Catalográfica elaborada pelo Bibliotecário da Instituição
CRB6-2718 – Paulo Eduardo de Almeida

FOLHA DE APROVAÇÃO

Dissertação defendida e aprovada em _____/_____/_____, pela comissão julgadora:

Prof. Dr. Samuel Baraldi Mafra
INATEL

Prof. Dr. Antônio Marcos Alberti
INATEL

Prof. Dr. Luis Henrique Assumpção Lolis
UFPR

Coordenador do Curso de Mestrado
Prof. Dr. José Marcos Camara Brito

“O Mestre na arte da vida faz pouca distinção entre o seu trabalho e o seu lazer, entre a sua mente e o seu corpo, entre a sua educação e a sua recreação, entre o seu amor e a sua religião. Ele dificilmente sabe distinguir um corpo do outro. Ele simplesmente persegue sua visão de excelência em tudo que faz, deixando para os outros a decisão de saber se está trabalhando ou se divertindo. Ele acha que está sempre fazendo as duas coisas simultaneamente”

Texto zen-budista

À Aparecida Raimunda e a Tamara Santos,
as pessoas mais importantes em minha vida.

Agradecimentos

Primeiramente agradeço a Deus pela saúde, oportunidade e perseverança para correr atrás de meus sonhos. Também gostaria de agradecer as duas principais mulheres em minha vida, minha mãe Dona Aparecida Raimunda e minha futura esposa Tamara Santos. Minha mãe pelo encorajamento e apoio para ir atrás de meus sonhos durante toda minha vida. À Tamara por todo amor, suporte e paciência durante estes últimos seis anos de minha vida. Sem vocês nada disso seria possível.

Gostaria de agradecer a minha Madrinha Imaculada por estar sempre me apoiando em minhas decisões e estar sempre presente em minha vida. Agradeço também ao Instituto Nacional de Telecomunicações pelas inúmeras oportunidades, amigos e momentos durante minha trajetória pela instituição.

Agradeço também a meu orientador Samuel B. Mafra pelas orientações e amizade durante esta caminhada. Não poderia esquecer de agradecer aos colegas de laboratório pelos conselhos, cafés e risadas proporcionadas. A todos os professores por me auxiliar no crescimento profissional e pessoal durante todos estes anos.

Por fim, agradeço à Fundação Instituto Nacional de Telecomunicações (FINATEL) e à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo suporte aos meus estudos durante a elaboração deste trabalho.

Mateus Raimundo da Cruz

Sumário

Sumário x

Lista de Figuras xii

Lista de Tabelas xiii

Lista de Abreviaturas e Siglas xv

Resumo xvii

Abstract xix

1 Introdução 1
- 1.1 Motivação . . . 5
- 1.2 Definição do Problema . . . 6
- 1.3 Objetivos de pesquisa . . . 7
- 1.4 Principais contribuições e Publicações . . . 8
- 1.5 Organização do documento . . . 9

2 Background e Trabalhos Relacionados 11
- 2.1 Trabalhos Relacionados . . . 11
- 2.2 Internet das Coisas (IoT) . . . 16
  - 2.2.1 IoT na Agricultura . . . 19
- 2.3 Tecnologias Associadas . . . 20
  - 2.3.1 Redes de Sensores sem Fio . . . 21
  - 2.3.2 Inteligência Artificial . . . 22
  - 2.3.3 Long Range (LoRa) . . . 28
- 2.4 Diagnóstico e Controle de Doenças no Morango . . . 29
- 2.5 Conclusão . . . 31

3 Plataforma IoT proposta 33
- 3.1 Principais Requisitos e Limitações . . . 33
  - 3.1.1 Requisitos . . . 33
  - 3.1.2 Limitações . . . 34
- 3.2 Arquitetura da Plataforma . . . 35
- 3.3 Componentes da Plataforma . . . 36
  - 3.3.1 Redes de Sensores . . . 38

3.3.2 Visão Computacional 42
3.3.3 Aprendizado de Máquina 44

4 Aplicação e validação da plataforma **55**
4.1 Construção da plataforma 55
4.2 Visão Computacional 57
4.3 Aprendizado de Máquina 66
4.3.1 Predição da necessidade de irrigação na plantação 66
4.3.2 Análise e classificação do ambiente para cultivo 68
4.3.3 Detecção de valores atípicos 71
4.4 Aplicação em Campo 75
4.5 Conclusões sobre a Aplicação em Campo 80

5 Conclusões **83**
5.1 Lições Aprendidas 83
5.2 Principais Conclusões 84
5.3 Trabalhos Futuros 85

Referências Bibliográficas **87**

Lista de Figuras

2.1 Relação entre ambiente, demanda e oferta no cenário IoT. 17
2.2 Possíveis campos para aplicação da IoT. 18
2.3 Ilustração do monitoramento de variáveis climáticas na plantação. . . 20
2.4 Arquitetura da rede Yolo V5. 26
2.5 Equacionamento de uma convolução com um *kernel* 2x2 em uma imagem de dimensão 3x3 *pixels*. 26
2.6 Exemplo de detecção de objeto, neste exemplo a classe saudável foi detectada pelo modelo. 27
2.7 Algumas das doenças encontradas em plantações de morango. 30

3.1 Visão geral da arquitetura proposta proposta 37
3.2 Ilustração do funcionamento da RSSF proposta 38
3.3 Componentes presentes no nó sensor 39
3.4 Componentes presentes no nó coletor 40
3.5 Arquitetura do sistema de visão instalado no nó coletor 42
3.6 As duas primeiras árvores da floresta aleatória gerada 47
3.7 Demanda de nitrogênio por planta segundo a base de dados utilizada . 50
3.8 Demanda de Fósforo por planta segundo a base de dados utilizada . . 51
3.9 Demanda de Potássio por planta segundo a base de dados utilizada . . 51
3.10 Comparação entre os níveis de Nitrogênio, Fósforo e Potássio demandado por cada planta presente na base de dados 52
3.11 Comparação entre precipitação, temperatura e umidade demandada por cada planta presente na base de dados 52
3.12 Plotagem das observações presentes na base de dados 53

4.1 Design 3D das caixas de proteção desenvolvidas para o nó sensor e nó coletor, respectivamente. 56
4.2 Design 3D das caixas de proteção desenvolvidas para o nó sensor e nó coletor, respectivamente. 57
4.3 Tamanhos de pesos disponíveis na arquitetura Yolo v5 59
4.4 Gráficos das métricas capturadas durante o teste do modelo. 60
4.5 Matriz de confusão obtida durante a etapa de teste. 61
4.6 Principais regiões de interesse apresentados pela técnica GRAD-Cam para a classificação da doença Angular Leafspot. 61
4.7 Principais regiões de interesse apresentados pela técnica GRAD-Cam para a classificação da doença Powdery Mildew Fruit. 62

4.8 Diferentes condições de brilhos provenientes da adição de escuridão nas imagens 63
4.9 Detecções de doenças em diferentes condições de brilho 63
4.10 Detecções de doenças em diferentes condições de brilho após o retreinamento do modelo com as novas imagens 64
4.11 Detecções de doenças em diferentes condições de brilho após o retreinamento do modelo com as novas imagens 65
4.12 Resultados obtidos durante a avaliação de desempenho da placa . . . 67
4.13 Plotagem da curva ROC apresentada pelo modelo desenvolvido . . . 68
4.14 Plotagem dos dados de temperatura utilizados para treinamento e teste do modelo desenvolvido. 72
4.15 Plotagem dos dados de umidade utilizados para treinamento e teste do modelo desenvolvido 72
4.16 Pesos distribuídos pelo modelo para cada variável e a respectiva classificação final 74
4.17 Vista aérea da plantação escolhida para validação da plataforma . . . 76
4.18 Pontos de medida de RSSI na plantação 76
4.19 Nós sensores instalados na plantação para coleta dos dados 77
4.20 *Dashboard* local utilizada para visualização dos dados coletados . . . 78
4.21 Esquema de ligação dos componentes utilizada para implementação da Plataforma IoT 79
4.22 Ilustração de uma possível automação do sistema de detecção de doenças na plantação 79
4.23 Detecção das doenças encontradas na plantação durante a validação . 80

Lista de Tabelas

2.1 Trabalhos recentes relacionados aos tópicos de estudo desta dissertação. 15

4.1 Resultados apresentados pelo modelo durante a etapa de treinamento. 59
4.2 Quantidade de imagens por classe utilizadas para treinamento do modelo. 62
4.3 Pontuação de cada classe presente na base de dados de forma individual. 70
4.4 Os valores de RSSI apresentados e seus respectivos pontos. 77

Lista de Abreviaturas e Siglas

AI	Inteligência Artificial (*Artificial Inteligence*)
Anvisa	Agência Nacional de Vigilância Sanitária
API	*Application Programming Interface*
AUC	Area Sob a Curva (*Area Under the Curve*)
CNN	Redes Neurais Convolucionais (*Convolutional Neural Networks*)
CV	Visão Computacional (*Computer Vision*)
GRAD-Cam	*Gradient-weight Class Activation Map*
IoT	Internet das Coisas (*Internet of Things*)
IOU	Intersecção Sobre União (*Intersection Over Union*)
JSON	*JavaScript Object Notation*
K-NN	K-Vizinhos mais Próximos (*K-Nearest Neighbor*)
LoRa	*Long Range*
ML	Aprendizado de Máquina (*Machine Learning*)
MQTT	*Message Queuing Telemetry Transport*
ONU	Organização das Nações Unidas
pH	Potencial Hidrogeniônico
PLA	Ácido Polilático (*Polylactic acid*)
PLN	Processamento de Linguagem Natural
RF	Rádio Frequência
RF	Florestas Aleatórias (*Random Forest*)
RSSF	Redes de Sensores Sem Fio
RSSI	Indicador de Força do Sinal Recebido (*Received Signal Strength Indication*)
SBRT	Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais
SHAP	*Shapley Additive exPlanations*
UAV	Veículos Aéreos Não Tripulados (*Unmanned Aerial Vehicle*)
VNC	*Vitual Networking Computing*
YOLO	*You Only Look Once*

Resumo

A crescente demanda por alimentos em termos de qualidade e quantidade devido ao crescimento populacional elevou a necessidade de industrialização da agricultura. Sendo assim, pesquisadores e empresas têm desenvolvido diversas soluções que buscam aumentar a eficiência e produtividade no campo. Nos últimos anos, a Internet das Coisas (IoT) encontrou um lugar significativo no processo de industrialização agrícola e alimentícia. A IoT é uma tecnologia promissora e está oferecendo muitas soluções inovadoras para modernizar o setor agrícola. Isso graças aos avanços tecnológicos em sensores, processamento de dados, poder computacional e inteligência artificial que vêm demonstrando um enorme potencial para monitorar e controlar as fazendas e plantações. Estas enormes mudanças estão moldando muitos dos métodos agrícolas existentes e criando uma onda de oportunidades para implementação e teste de novas tecnologias. No futuro, essas tecnologias poderão ser a chave para melhorar a produtividade, bem como cuidar do meio ambiente graças ao uso eficiente e à otimização dos insumos utilizados nas plantações. A pesquisa desenvolvida nesta dissertação busca unificar várias das tecnologias emergentes a fim de maximizar a eficiência e a produtividade na cultura do morango, através de uma abordagem de Redes de Sensores Sem Fio e IoT. Uma Plataforma IoT foi desenvolvida para captura, processamento, armazenamento e exibição dos dados ao usuário de forma autônoma e inteligente. Ademais, a plataforma também apresenta uma aplicação de Visão Computacional que localiza, detecta e classifica sete doenças pertinentes aos morangos. A plataforma utiliza a tecnologia LoRa para comunicação e transmissão de dados entre dispositivos, permitindo uma extensa cobertura e baixo consumo de energia. Todas as ferramentas implementadas não requerem a conexão à Internet como um pré-requisito, permitindo assim que as culturas em áreas mais remotas. Deste modo, todas as funcionalidades pertinentes a Plataforma IoT são executadas na borda.

***Palavras-Chave*:** Internet das Coisas, Inteligência Artificial, Redes de Sensores sem Fio, Aprendizado de Máquina, LoRa

Abstract

The increasing demand for food in terms of quality and quantity due to population growth has raised the need for the industrialization of agriculture. As a result, researchers and companies have developed several solutions that seek to increase efficiency and productivity in the field. In recent years, the Internet of Things (IoT) has found a significant place in the process of agricultural and food industrialization. IoT is a promising technology and is offering many innovative solutions to modernize the agricultural sector. This is thanks to technological advances in sensors, data processing, computing power, and artificial intelligence that are demonstrating enormous potential to monitor and control farms and crops. These enormous changes are shaping many existing farming methods and creating a wave of opportunities to implement and test new technologies. In the future, these technologies could be the key to improving productivity as well as taking care of the environment thanks to the efficient use and optimization of the inputs used in farming. The research developed in this dissertation seeks to unify several of the emerging technologies in order to maximize efficiency and productivity in strawberry farming through a Wireless Sensor Network and IoT approach. An IoT Platform has been developed to capture, process, store, and display data to the user in an autonomous and intelligent manner. In addition, the platform also features a Computer Vision application that locates, detects, and classifies seven diseases pertinent to strawberries. The platform uses LoRa technology for communication and data transmission between devices, allowing for extensive coverage and low power consumption. All implemented tools do not require Internet connection as a prerequisite, thus allowing crops in more remote areas. Thus, all functionalities pertinent to the IoT Platform are performed at the edge.

***Keyords*:** Internet of Things, Artificial Inteligence, Wireless Sensor Networks, Machine Learning

Capítulo 1

Introdução

A agricultura pode ser definida como um conjunto de técnicas utilizadas para cultivar plantas de modo a obter alimentos, bebidas, fibras, energia, e matéria-prima. Além disso, a agricultura é um motor de crescimento econômico para muitos países [1], desempenhando um papel essencial para a evolução de diversas sociedades ao longo da história. Porém, um dos desafios do século XXI é produzir a quantidade suficiente de alimentos e abastecimentos, tendo em vista as projeções das Organização das Nações Unidas (ONU) de um salto populacional de 2 bilhões de pessoas até 2050. Não apenas, a nova agricultura precisa abastecer toda a população prevista de 9,7 bilhões de pessoas até ao final do século XXI, de maneira sustentável e com menor dano possível ao meio ambiente [2].

A produção agrícola sustentável é necessária devido ao atual paradigma das alterações climáticas junto aos métodos agrícolas tradicionais que fazem amplo uso de fertilizantes e pesticidas sintéticos. A busca por novos meios de produção é um produto da Revolução Verde ou da terceira revolução agrícola, principais eventos responsáveis pelo aumento da produtividade aliada a segurança alimentar [3]. Ademais, a inovação no método de produção agrícola se faz essencial tendo em vista o crescimento populacional, diminuição do desmatamento e combate às pragas e doenças nas plantações [4]. Visto que produtos sintéticos como os utilizados atualmente podem prejudicar a saúde dos trabalhadores e o meio ambiente. As contaminações podem causar ainda mais danos na flora e fauna de regiões vulneráveis, uma vez que estas regiões possuem baixa disponibilidade de água doce e/ou biodiversidade. Além disso, pessoas e animais são envenenados e o solo e os rios são contaminados à medida que os resíduos liberados por estes produtos se espalham.

O desenvolvimento de métodos e ferramentas para combate a doenças nas plantações se faz necessários à medida que a eficácia dos pesticidas diminuem a inversamente a

frequência de uso do produto. Pois, o uso recorrente faz com que parte das pragas desenvolvam uma resistência evolutiva ao tratamento. Essa resistência adquirida reduz a eficácia e a segurança oferecida pelos pesticidas [5], em resposta o mercado desenvolve diferentes fórmulas para aprimorar a eficácia e efetividade dos produtos. Ademais, o uso excessivo de agrotóxicos causa preocupações para a saúde humana e ambiental [6] e concomitantemente o Brasil ocupa o quarto lugar entre os países que mais utilizam pesticidas no mundo. A utilização de pesticidas acontece de maneira heterogênea entre as plantas, fazendo com que algumas espécies em específico sejam um alvo mais proeminente para o uso do que outras. Estudos conduzidos pela Agência Nacional de Vigilância Sanitária (Anvisa) puderam classificar as frutas e plantas que apresentam um uso elevado desses produtos, o resultado aponta que os morangos são uma das frutas que mais utilizam pesticidas no Brasil [7]. Análogo, o *Environmental Working Group* (EWG) encontrou tendências semelhantes no uso de pesticidas em morangos nas plantações nos Estados Unidos, fazendo com que o morango ocupe o segundo lugar na classificação final do estudo. Esforços constantes por pesquisadores buscam desenvolver métodos de precisão para aplicação de pesticidas em plantas. Essas técnicas utilizam informações capturadas nas plantações para fazer o manuseio inteligente dos recursos e visam auxiliar o produtor em sua plantação, bem como reduzir o gasto desnecessário de insumos. Isso se faz necessário uma vez que existe uma quantidade limitada da superfície terrestre em condições ideais para plantio para cada espécie de planta. Isto porque nem todos os locais apresentam os requisitos mínimos para a plantação de determinadas frutas, apresentando más condições de solo, clima, e temperatura [8], que acabam por impossibilitar o cultivo.

As estufas são estruturas que visam contornar o problema de local improprio para plantio, criando condições específicas e simultaneamente ideais para plantio da planta desejada. Estas estruturas são perfeitas para a agricultura em locais inóspitos graças ao fato de proporcionarem condições ideais de temperatura, umidade, irrigação e luz à planta. O problema com a abordagem é o elevado custo inicial de desenvolvimento e o espaço limitado para plantio devido à estrutura definida. Ao mesmo tempo, as estruturas se apresentam como um berço para a inovação, fornecendo condições favoráveis para implementação e teste de novas tecnologias. Pesquisadores já desenvolveram sistemas autônomos para estufas, reduzindo o tempo, dinheiro e esforço humano no cultivo de plantas [9]. Além disso, já foram desenvolvidas várias soluções que utilizam tecnologias como Big Data, IA e IoT de modo a melhorar a qualidade das plantas em campo aberto [10]. Algumas delas oferecem vantagens como a teledetecção e o reconhecimento de imagem, enquanto outras controlam a utilização de recursos na produção agrícola, tais como o processo de irrigação. Não apenas, Veículos Aéreos

Não Tripulados (*Unmanned Aerial Vehicle* , UAV) são utilizados em conjunto com as soluções para a Internet das Coisas (*Internet of Things*, IoT) para melhora da qualidade das colheitas [11]. Porém, dentre as várias tecnologias implementadas na agricultura atualmente, algumas visam aumentar a eficácia das colheitas e concomitantemente reduzir os danos ao meio ambiente.

Os morangos são pseudo-frutas originadas da América do Sul que podem ser produzidas em campos abertos ou em estufas, além de ser amplamente consumidas ao redor do mundo. Se trata de um alimento de grande relevância devido ao seu sabor, cor e também propriedades nutricionais, sendo a China o país de maior produção mundial [12]. A pseudo-fruta não é apenas rica em nutrientes como também possui um sabor muito agradável ao paladar, além de cores chamativas. Atualmente o Chile é um dos principais produtores de morangos na América do Sul [13]. Ademais, a planta possui um alto valor econômico e também se apresenta como uma planta promissora. Porém, apesar de ser uma planta lucrativa, as características inerentes ao morango torna o processo de aquisição de doenças e parasitas muito fácil [14]. Grande parte destas doenças causa o apodrecimento dos frutos e folhas, causando diversas mudanças nas características físicas da planta e do fruto. Adicionalmente, podem causar grandes danos à plantação se não forem corretamente identificadas e erradicadas de forma rápida. A identificação destas doenças muitas vezes necessita da visita de um especialista à plantação ou até mesmo o envio de espécimes de plantas ao laboratório, requisitando muitas vezes um longo período até a aplicação dos métodos corretos para erradicação do problema. Devido a isso, métodos tradicionais de combate e prevenção de doenças e pragas na plantação usam produtos sintéticos que podem contaminar o produtor e o meio ambiente. Felizmente, grande parte destas doenças podem ser detectadas de maneira autônoma por aplicações que usam técnicas de visão computacional.

O campo da Inteligência Artificial (*Artificial Inteligence*, AI) abrange muitas técnicas como a Visão Computacional (*Computer Vision*, CV), a Aprendizado de Máquina (*Machine Learning*, ML) e Processamento de Linguagem Natural (PLN). A CV compreende métodos e técnicas cujos sistemas de visão artificial podem ser construídos e são amplamente utilizados no processo agrícola para melhorar a qualidade das colheitas. Não apenas, os algoritmos de CV estão sendo cada vez mais considerados no desenvolvimento de aplicações IoT. O uso de técnicas de CV pode poupar tempo aos agricultores e automatizar o trabalho humano, portanto pesquisadores ao redor do mundo já propuseram soluções diversas para a detecção de doenças, incluindo até mesmo reconhecimento de doenças em silos de cereais [15]. Porém, os algoritmos requerem dispositivos computacionalmente potentes para serem implementados, características não presentes em todos os dispositivos desenvolvidos para a IoT. O ML, no que lhe

concerne, é uma técnica de AI que dá às máquinas a capacidade de aprender com a experiência. Além disso, o ML tem muitas aplicações na agricultura em conjunto com as Redes de Sensores Sem Fio (RSSF). Neste cenário, os dados colhidos pelos sensores são transferidos para os modelos de ML para processamento autônomo, tornando possível que os modelos prevejam e/ou controlem processos [16]. A capacidade do ML de aprender com os dados torna a técnica adequada para a implementação em aplicações para agricultura de precisão.

Diversas pesquisas já foram feitas, soluções propostas e desenvolvidas na literatura. Porém, grande parte das aplicações propostas não contam com flexibilidade na implementação. Algumas delas são propostas para aplicação em estufas, outras para campo aberto, enquanto esta investigação visa propor uma plataforma IoT que seja adequada para diferentes cenários para plantação. A plataforma proposta centra-se no cultivo de morangos, mas pode ser facilmente configurada para outras culturas. Não apenas, a flexibilidade do *hardware* e software escolhido faz com que aos componentes propostos sejam facilmente substituídos ou moldados para outros cenários. O sistema de CV pode ser facilmente ser readaptado para reconhecer outras doenças em outras culturas, enquanto a RSSF pode ser configurado para utilizar *LoRa* ou WLAN, sendo apropriado para estufa e campos abertos.

A plataforma IoT proposta oferece muitas oportunidades ao agricultor, visto que a RSSF captura continuamente diversas variáveis como temperatura e umidade. Aliás, a extensão da plantação pode ser grande ou pequena, visto que a aplicação recorre à tecnologia *LoRa* para comunicação e transferência dos dados entre os dispositivos. Juntamente, o modelo de CV consegue detectar e classificar sete tipos de doenças do morango em tempo real. Concomitantemente, os modelos de ML indicam continuamente os melhores locais para cultivo, horários e áreas para irrigação e fazem a filtragem dos dados coletados efetuando a detecção de valores atípicos. Tudo isto por meio de componentes de baixo custo, software grátis e de código aberto. Ademais, um encapsulamento para todo o circuito foi desenvolvido e construído por meio da impressão 3D para a proteção dos dispositivos. Pois, o cenário agrícola oferece muitos danos ao circuito elétrico e componentes contidos nos dispositivos. Além de que, diversas ferramentas de exibição dos dados coletados são utilizadas no desenvolvimento, possibilitando que os dados sejam acessados a qualquer hora e em qualquer lugar pelo usuário. Doutro modo, o usuário também pode optar por manter todos os dados apenas localmente nos dispositivos e contar com um maior sigilo e proteção dos dados coletados. Sendo assim, a quantidade e variedades dos cenários possíveis para a aplicação se torna ainda maior, sendo plausível até mesmo em locais mais remotos e sem acesso à Internet. Ademais, diversas ferramentas apresentadas na plataforma

podem ser utilizadas em outras culturas como a predição de irrigação, por exemplo. A captura, armazenamento e exibição dos dados também pode ser utilizada em outras culturas do mesmo modo. Em resumo, a plataforma permite que o agricultor implemente diversas aplicações digitais em sua plantação e tenha maior acesso e controle sobre os processos ali existentes.

1.1 Motivação

A agricultura é uma das bases para a humanidade desde o inicio, visto que ela é responsável pela produção de alimentos e matérias-primas [17]. Porém, novos métodos de cultivo se fazem necessários visto a elevada taxa de crescimento populacional apontada pela ONU. Não apenas, é previsto que cerca de 70% de esta população esteja localizada em áreas urbanas devido a atual tendência de urbanização. Como resultado, novos métodos e ferramentas estão sendo pensados e propostos, a fim de suprir toda a demanda por alimento [18]. Diversas tecnologias têm se apresentado como um meio para o aumento da produção e eficiência do plantio, bem como redução da necessidade de mão de obra humana nas plantações. Desde então, termos como IoT, CV, RSSF e ML vem sendo constantemente utilizados e aplicados nos mais diversos cenários e aplicações [18].

Essas tecnologias buscam aprimorar métodos tradicionais de plantio, fazendo com que a quantidade e a qualidade da colheita sejam aprimoradas. Pois, apesar da taxa de crescimento populacional ter aumentado ao longo do tempo, o mesmo não ocorreu com a área e os recursos disponíveis para plantio. Portanto, é necessário que se tenha uma produção maior de alimentos e insumos utilizando a mesma área extensão para plantio e recursos naturais [18]. Nesse contexto, as RSSF tem sido amplamente utilizadas para propósitos de otimização e possibilitado abordagens como agricultura de precisão, garantindo uma melhor produtividade, qualidade e lucro para o agricultor. Não apenas, as RSSF tem auxiliado na automação de tarefas, distribuição e uso de insumos e também no processo de decisão baseados visto a imensa quantidade de dados coletados [19].

A CV é também outra tecnologia que pode ser utilizada na agricultura para o monitoramento autônomo e visual da plantação. Algumas aplicações de CV na agricultura são voltadas para o monitoramento do crescimento das plantas [20], detecção de pragas [21] e a estimativa do rendimento das culturas [22]. Isto é possível porque a CV consegue extrair informação de imagens e vídeos que podem ser posteriormente utilizados para a execução das tarefas anteriormente citadas. A CV também pode ser utilizada para detectar o nível de estresse nas culturas, o que pode ajudar os agricul-

tores a decidirem quando e onde irrigar. Não obstante, as plantações de morangos oferecem amplas oportunidade para implementação da tecnologia.

Portanto, o atual cenário e método de plantio apresenta grandes oportunidades para a implementação de tecnologias que buscam auxiliar, mitigar ou erradicar problemas relacionados ao uso de produtos químicos e controle de pestes. Porém, se faz necessário o uso conjunto de tecnologias como IoT, ML, CV e RSSF para se atingir tal objetivo. As RSSF, por exemplo, podem ser implementadas com o intuito de fazer o uso inteligente e autônomo de insumos como água, fertilizantes e agrotóxicos na plantação. A CV, por outro lado, pode detectar de maneira autônoma a presença de doenças e pragas na plantação, enquanto técnicas de ML podem ser utilizadas para o processamento massivo de dados coletados na lavoura.

O desenvolvimento de uma plataforma que integre estas tecnologias pode oferecer diversos benefícios ao agricultor como: I) gestão autônoma de recursos, II) detecção precoce de doenças presentes na plantação, III) automação dos processos de detecção de pragas na lavoura, IV) redução no uso de água no processo de irrigação e V) maior monitoramento e controle de variáveis importantes na plantação. Estes benefícios são oferecidos a plantação de forma não invasiva e com baixo custo de implementação e manutenção.

1.2 Definição do Problema

Os problemas no morango podem ser causados por diversos fatores como doenças, pragas e condições climáticas adversas. As principais doenças que atacam o morango são a Antracnose, Mancha Angular, Podridão de Biotrópico e a Mancha Bacteriana. As pragas que mais atacam o morango são os pulgões, moscas-das-frutas e lagartas. Ademais, condições climáticas adversas como geada, seca e inundação podem afetar o morango. Os fatores climáticos também influenciam diretamente o crescimento e a produção de morangos, podendo auxiliar ou estorvar a produção da fruta. Variáveis como umidade relativa do ar, temperatura e a incidência de luz solar são os principais fatores que afetam o desenvolvimento da cultura [23].

A umidade relativa do ar é um dos principais fatores que influenciam o crescimento e a produção de morangos. Uma umidade relativa baixa pode causar danos às plantas, enquanto uma umidade relativa alta pode favorecer a proliferação de doenças. A temperatura é outro fator climático importante para o cultivo de morangos, pois temperaturas elevadas podem causar danos às plantas, enquanto temperaturas baixas podem retardar o seu crescimento. De modo análogo, a incidência de luz solar também in-

fluencia diretamente o crescimento e a produção de morangos. Visto que a elevada incidência de luz solar pode favorecer o crescimento das plantas, enquanto a baixa incidência de luz solar pode prejudicá-las [24].

Diversas ferramentas podem ser utilizadas para o desenvolvimento de métodos eficientes para acompanhamento da eficiência e saúde da plantação. Apesar de existir um número considerável de soluções tecnológicas para agricultura, poucas são voltadas especificamente para a cultura do morango. Ademais, a integração de diversas ferramentas em uma só solução torna o monitoramento e o controle mais fácil e prático ao usuário.

1.3 Objetivos de pesquisa

Foi observado que as doenças dos morangos são destrutivas e muito influenciadas pelas condições locais e pelo método tradicional e manual de plantio. Portanto, este estudo visa implementar uma plataforma que busca testar e aprimorar as últimas tecnologias apresentadas na literatura com o intuito de fornecer tecnologias de ponta para o cultivo e produção de morangos. O que deve levar à coleta de dados e ao monitoramento automático de espécimes de plantas, os resultados e também a viabilidade da aplicação será mensurado através de vários testes e implementação em uma plantação real. Esta plataforma deve oferecer ao usuário uma maneira inteligente de monitorar, detectar e diagnosticar doenças presentes na plantação. Ademais, a aplicação também deve monitorar, analisar e apresentar de maneira autônoma quais culturas serão favorecidas nos locais de monitoramento, detectar valores atípicos capturados por sensores e ser capaz de oferecer cobertura para plantações de maiores extensões e em locais remotos. Além disso, a plataforma proposta oferece um custo acessível para a agricultura familiar e possibilita seu uso em larga escala em plantações de maiores dimensões. Testes de longos períodos não foram possíveis devido a pequena dimensão da janela de tempo disponível para teste da plataforma. Portanto, para desenvolvimento de tal, diversos objetivos foram determinados:

- Revisão bibliográfica das atuais aplicações IoT para agricultura;
- Revisão bibliográfica das principais doenças que acometem as plantações de morangos e quais os principais métodos de combate;
- Revisão bibliográfica das aplicações IoT para o morango propostas na litetura, quais os pontos de melhora e possibilidades de aprimoramento;
- Pesquisa por métodos de implementação de aplicação de visão computacional na borda;

- Validação do desempenho dos modelos treinados e também viabilidade quanto a taxa de quadros;
- Desenvolvimento de modelos de aprendizado de máquina em Python e a validação de tais modelos;
- Pesquisa por métodos de implementação de aprendizado de máquina na borda e em tempo real;
- Testes práticos de comunicação LoRa e teste de viabilidade de transmissão em canal único usando TDM;
- Teste de viabilidade da plataforma em um cenário real, bem como a confiabilidade das aplicações desenvolvidas.

1.4 Principais contribuições e Publicações

A principal contribuição desta dissertação está na validação e adaptação de diversas ferramentas de ponta apresentadas na literatura para o cultivo de morangos. Diversas técnicas de ML e CV foram implementadas e avaliadas através da plataforma proposta. Através destas implementações foi possível comprovar a viabilidade no uso destas tecnologias para produção de morango. Não apenas, foi possível contribuir cientificamente para o avanço no uso de ferramentas de IoT na agricultura, mais especificamente para plantação e cultivos de morangos. Várias tecnologias foram consideradas para a construção da plataforma como: I) *LoRa*, II) Computação na Borda e III) RSSF. Por último, uma forma simples e econômica de utilizar a tecnologia *LoRa* em aplicações com múltiplos sensores foi explorada. A abordagem proposta incrementa a viabilidade no desenvolvimento de redes de pequenas proporções para pequenas plantações, além de mitigar o preço final de desenvolvimento em todos os casos.

Três artigos foram desenvolvidas e publicados durante esta pesquisa. Dois foram apresentados no XL Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais (SBRT) e um publicado na sessão especial *Emerging Sensors Techniques and Technologies for Intelligent Environments* do periódico *Sensors*.

- M. Cruz, S. Mafra, E. Teixeira, e F. Figueiredo, “Smart Strawberry Farming Using Edge Computing and IoT”, Sensors, vol. 22, nº 15. MDPI AG, p. 5866, ago. 05, 2022. doi: 10.3390/s22155866.
- M. R. Cruz, S. Mafra, e E. H. Teixeira, “An IoT Crop Recommendation System with k-NN and LoRa for Precision Farming”, Anais do XL Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais. Sociedade Brasileira de Telecomunicações, 2022. doi: 10.14209/sbrt.2022.1570824835.

- M. R. Cruz, S. Mafra, e F. A. P. de Figueiredo, “Design, Application, and Validation of an IoT Wireless Sensor Network based on Lora for Strawberry Farming”, Anais do XL Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais. Sociedade Brasileira de Telecomunicações, 2022. s doi: 10.14209/sbrt.2022.1570823724.

1.5 Organização do documento

Esta dissertação está dividida em 5 capítulos principais: O Capítulo 1 apresenta a motivação para construção deste estudo, define os problemas que a solução proposta busca mitigar, descreve os principais objetivos da pesquisa, as principais contribuições do estudo, publicações, bem como a organização da dissertação.

O Capítulo 2 é responsável por apresentar a revisão da literatura, apontando os principais trabalhos e contribuições relacionados com o tema de estudo. Também são apresentados os principais conceitos utilizados para a elaboração deste estudo como IoT, ML, CV, *LoRa*, dentre outros.

O Capítulo 3 apresenta a plataforma IoT proposta para a detecção de doenças do morango, identificação de melhores locais para plantação, controle/monitoramento do sistema de irrigação e um sistema inteligente de monitoramento e avaliação das variáveis capturadas por sensores.

O Capítulo 4 apresenta todas as aplicações e testes realizados com a plataforma IoT, como validação do sistema de CV, teste de comunicação da rede *LoRa* e validação das soluções de aprendizado de máquina propostas.

Por fim, o Capítulo 5 apresenta as principais contribuições e lições aprendidas durante o desenvolvimento desta dissertação, bem como aponta sugestões para trabalhos futuros.

Capítulo 2

Background e Trabalhos Relacionados

ESTE capítulo apresenta e descreve os principais conceitos presentes no desenvolvimento da plataforma IoT proposta. Também apresenta e compara diversos trabalhos relacionados à pesquisa. Primeiro, é feita uma breve apresentação dos conceitos presentes na aplicação.

2.1 Trabalhos Relacionados

Diversos esforços têm sido feitos por pesquisadores na implementação de tecnologias como AI e IoT na agricultura em busca de uma maior eficiência no cultivo, manejo e colheita. O cultivo de morangos tem sido considerado por uma ampla gama de pesquisadores, podendo ser encontrados diversos estudos na literatura que propõe o uso destas tecnologias como norteadoras para a construção das soluções. Revisões presentes na literatura já consideram que o uso de IoT pode auxiliar na produção de morangos, aumentando a eficiência em termos de monitoramento e aquisição de dados para fins de pesquisa. Deste modo, é possível a aplicação precisa de nutrientes, pesticidas e água na plantação, ao mesmo tempo que possibilita a produção de morangos com base nas condições ambientais e nos nutrientes necessários, otimizando o rendimento no cultivo [25]. O monitoramento de variáveis e parâmetros ambientais pode ser extremamente útil para o entendimento dos fatores que afetam o desenvolvimento das plantas. Estes dados também podem ser utilizados para o estudo dos ciclos de produção da cultura no contexto local, monitorando microclimas e variáveis relevantes para uma produção eficaz da fruta [26].

Pesquisadores também já propuseram aplicações que fazem uso da tecnologia IoT para avaliação da fruta produzida. Por exemplo, A. Juliano *et al*. [27] propuseram uma ferramenta para auxiliar os agricultores a classificar os morangos por estágio de matu-

ridade, o que pode ajudar a melhorar a qualidade na pós-colheita. A aplicação utiliza um sensor TCS3200 para detectar a cor dos morangos e assim classificar seu estado de maturidade, uma tela simultaneamente exibe um texto indicando se o morango está maduro e uma página na Internet é responsável por apresentar o número total dos morangos classificados e seus devidas classificações. RSSF também já foram propostas na literatura utilizando uma abordagem IoT. O principal benefício do sistema é que melhora a produção de culturas, possibilitando conselhos oportunos aos produtores de morangos [28]. De forma análoga, Pavithra D. R. *et al*. [29] propuseram a aplicação de dispositivos embarcados seguindo uma abordagem IoT para monitoramento de estufas voltadas ao plantio de culturas diversas. Os principais benefícios são que o sistema monitoriza continuamente a estufa e toma as ações necessárias de acordo com as leituras do sensores.

A união de técnicas de IA em um contexto de IoT também já foi pensado e proposto na literatura. S. Kesler *et al*. [30] propuseram uma aplicação que faz uso de Aprendizado Profundo para classificação e microcontroladores responsáveis pela comunicação entre os diferentes sistemas presentes na aplicação. Os principais benefícios apontados pelo estudo são o aumento da produtividade e a predição do aparecimento de doenças na plantação. Comumente, as plataformas buscam fornecer a visualização e armazenamento de dados coletados na lavoura através da união de diversas tecnologias. As formas de desenvolvimento das plataformas são as mais variadas, podendo ser feitas localmente [31] e também na nuvem [32]. Cada abordagem oferece diversos benefícios e requisitos em sua implementação, nos quais devem ser considerados durante a etapa de desenvolvimento das plataformas. Por exemplo, a implementação das aplicações na nuvem baseado em serviços pode fornecer inúmeras vantagens como escalabilidade, disponibilidade e a capacidade de ser executado em dispositivos com menor poder computacional [32]. Porém, esta abordagem tem como pré-requisito a disponibilidade de uma conexão com a Internet, algo nem sempre presente em áreas remotas utilizadas para plantio. A computação local ou computação na borda é a ideal neste cenário de indisponibilidade de conexão à Internet, pois todo processamento é feito no hardware local. Em contraparte, é necessário que o hardware possua poder computacional o suficiente para execução da aplicação.

Variadas aplicações que fazem uso de tecnologias de comunicação, IoT e ML também podem ser encontradas na literatura. O ML já foi considerado para predição do tempo de colheita dos morangos [33], predição dos sólidos solúveis totais e o pH dos morangos [34], melhora na avaliação da qualidade do morango [35], entre outras aplicações. Cada uma com sua devida técnica e modo de operação, porém todas dependentes de dados coletados na plantação. As RSSF tem sido amplamente utilizada para a tarefa

de coleta periódicas de dados na agricultura. T. B. Onofre *et al*. [36] propuseram uma aplicação usando rede de sensores para desenvolver um sistema de alarmes para plantações de morangos. A aplicação coleta dados dos nós de sensores instalados no campo e utiliza os dados para estimar o risco de doenças fúngicas e recomendar ações de controle das doenças. Softwares que utilizam RSSF para o controle inteligente da irrigação também já foram propostos [37, 38] a partir de uma aplicação que faz o controle da irrigação com base nos valores médios volumétricos de umidade do solo capturados em uma zona radicular e pontos pré-definidos na plantação [37].

Estão presentes também aplicações que fazem uso de ML para o uso inteligente dos dados coletados localmente na plantação, como por exemplo, o melhor gerenciamento do sistema de irrigação. Em [39] foi apresentada uma abordagem para a modelagem da umidade do solo utilizando técnicas de ML para auxiliar no gerenciamento da irrigação na plantação. Para tal, foi utilizada uma Rede Neural Artificial e um sistema de inferência Fuzzy baseado em rede adaptativa. O trabalho mais próximo do implementado está em [40] no qual foram propostos modelos baseados em K-Means e Vetores de Suporte para administrar a irrigação de forma eficaz e aumentar o rendimento da cultura. Os autores também seguem uma abordagem IoT para efetuar a coleta de dados localmente. Ademais, o método utilizado contém problemas de ajustes excessivos dos modelos que podem ocasionar problemas que comprometem o gerenciamento da irrigação [41]. Porém, os trabalhos não oferecem um sistema de comunicação de baixa potência, longo alcance e também são direcionados apenas para o gerenciamento da irrigação, o que não é o único objetivo da plataforma proposta. Em [42] foi desenvolvido e implementado um sistema de irrigação preciso e inteligente baseado em ML com redes LoRa P2P para irrigação de culturas orgânicas em estufas, se aproximando mais da metodologia proposta nessa dissertação.

Não diferente, pesquisadores também já propuseram formas de avaliar o local de cultivo através de modelos de ML. Em [43] foi proposto um sistema que utiliza técnicas de ML para recomendar uma cultura aos agricultores com base nos atributos do local monitorado. O K-Nearest Neighbors é um algoritmo de regressão de aprendizagem supervisionado que pode ser usado para recomendação de cultivos e fertilizantes e que foi considerado no estudo [44]. O sistema leva em consideração os vários parâmetros do solo e temperatura para predizer o melhor tipo de cultura a ser cultivado no local monitorado. Algoritmos de árvore de decisão e de classificação SVM para recomendação de culturas também já foram explorados [45] e soluções propostas na literatura, ampliando ainda mais o leque de estudos na área. Apesar de várias técnicas de ML serem utilizadas e de o objetivos serem semelhantes, algumas não consideraram um contexto IoT de classificação em tempo real, onde sistemas menos complexos e menor consumo

de energia se tornam essenciais para viabilidade do projeto.

Diversos também foram os esforços para desenvolvimento de plataformas IoT, que são usadas para conectar dispositivos eletrônicos ao mundo digital e assim permitir a comunicação entre eles, bem como com serviços na nuvem. Algumas foram desenvolvidas com o objetivo de permitir a coleta de dados sem interrupção a partir de vários sensores, câmeras e também drones [46]. Outras buscam fornecer um sistema agrícola IoT inovador, eficiente em termos de potência e altamente escalável com o uso do protocolo LoRaWAN [47]. Enquanto que outros estudos buscam apresentar as principais plataformas IoT utilizadas na agricultura de precisão, destacando suas principais vantagens e desvantagens [48]. Existem algumas plataformas desenvolvidas especificamente para a produção de morangos com os mais variados objetivos. Por exemplo, desenvolver um modelo de previsão de infecção no morango, implementando uma camada de rede nomeada como IoT Hub para comunicação sem fio entre dispositivos, bem como a camada média FaaS para coleta, processamento e análise de dados [49]. Outras buscam automatizar sistemas de estufas de morangos através de sensores com o auxílio de alimentação solar deste sistema [50].

Redes Neurais foram amplamente adotadas por pesquisadores para o desenvolvimento de modelos para detecção de doenças no morango. Alguns pesquisadores optaram por utilizar a arquitetura ResNet50 com 3600 imagens para criar um modelo para identificar doenças do morango a partir da sua folha [51]. Outros, propor um algoritmo que faz uso do modelo Resnet50 para a detecção de doenças do morango como: *leaf blight, leaf blight, fruit leaf blight, gray mold, and powdery mildew*, utilizando conjuntos de imagens originais [52]. Enquanto que outros buscaram comparar algoritmos de detecção de objetos baseados em aprendizagem profunda para detectar doenças em culturas do morangueiro [53]. Ademais, autores em [54] realizaram várias operações de processamento de imagens de morangos para identificar doenças, incluindo a filtragem mediana para remover o ruído e o algoritmo *Otsu*, como é chamado, para segmentação de imagens e a agregação por turnos médios. Técnicas que não fazem uso de AI também foram aplicadas para detecção de doenças no morango. Por exemplo, Os autores em [55] desenvolveram um algoritmo capaz de detectar doenças no morango como mancha da folha utilizando segmentação de cores em imagens capturadas das plantas. Por fim, a Tabela 2.1 apresenta o que já foi proposto na literatura quanto a aplicação desta tecnologias apresentadas à cultura do morango.

Portanto, muitas aplicações que fazem uso de conceitos como IoT, AI e RSSF já foram propostas na literatura. Porém, cada trabalho traz isoladamente uma ferramenta para facilitar ou melhorar o plantio de morangos e outras frutas. Alguns buscam utilizar Redes Neurais Convolucionais para detecção de doenças no morango, outras buscam

Tabela 2.1: *Trabalhos recentes relacionados aos tópicos de estudo desta dissertação.*

Artigo	Ano	Implementação	Funcionalidades
[26]	2020	Borda	Monitoramento e controle
[27]	2020	Borda	Monitoramento
[28]	2021	Borda	Monitoramento
[29]	2021	Borda	Monitoramento e Controle
[30]	2022	MATLAB	Visão Computacional
[31]	2019	Borda	Monitoramento
[32]	2021	Docker	Monitoramento e ML
[33]	2019	Borda	Monitoramento e ML
[34]	2022	Laboratório	Visão e ML
[35]	2021	Laboratório	Visão Computacional
[36]	2021	Borda	Monitoramento
[37]	2015	Borda	Monitoramento e controle
[38]	2009	Borda	Monitoramento e controle
[39]	2019	Borda	Monitoramento e ML
[40]	2020	Borda	Monitoramento e ML
[41]	2020	Borda	Monitoramento e ML
[42]	2019	Borda	Monitoramento, controle e ML
[43]	2019	Laboratório	ML
[44]	2020	Laboratório	ML
[46]	2017	Borda	Plataforma IoT
[47]	2019	Nuvem	Monitoramento
[49]	2018	Borda	Plataforma IoT
[51]	2021	Laboratório	Visão Computacional
[52]	2020	Laboratório	Visão Computacional
[53]	2021	Laboratório	Visão Computacional
[55]	2019	Laboratório	Visão Computacional

monitorar o local de plantio através de sensores e outras fornecer plataformas para implementação de tecnologias no campo. Este estudo busca avançar o estado da arte destas aplicações através da união e aprimoramento das tecnologias existentes e propostas. Não apenas, grande parte dos modelos de detecção de doenças no morango não foram implementadas em dispositivos IoT ou desenvolvidas para execução na borda. Sendo assim, este estudo leva em consideração as peculiaridades das aplicações IoT para construção de uma plataforma que possa ser utilizada na borda e em plantações reais de morango. Outras aplicações também foram propostas e implementadas para execução em tempo real no intuito de comprovar a viabilidade de execuções de modelos para a agricultura de precisão no morango. O treinamento de um modelo usando o algoritmo Yolo v5 e a implementação na borda é uma delas, permitindo ao usuário detecção de doenças no morango.

2.2 Internet das Coisas (IoT)

A Internet das Coisas é um termo cunhado em 1999 por Kevin Ashton, um executivo de uma empresa de rastreamento de mercadorias que na época trabalhava na Procter & Gamble [56]. Ashton utilizou o termo pela primeira vez em um seminário sobre como o rastreamento de produtos poderia ser usado para melhorar a eficiência da cadeia de suprimentos. No início, a IoT era basicamente uma rede de sensores que permitia que as ”coisas”fossem rastreadas e monitoradas remotamente. Mas, com o avanço da tecnologia, a IoT evoluiu para uma rede de objetos conectados que podem trocar informações entre si, controlar processos, processar quantidade massivas de dados, entre outros [57].

Atualmente, a IoT se refere a integração de diversos dispositivos do mundo físico com o mundo virtual, revolucionando o mercado e como as pessoas interagem com os objetos (coisas). A tecnologia permite que as chamadas coisas interajam entre si de forma autônoma, coletando e transmitindo dados para uma central. Dessa forma, é possível obter uma visão geral dos processos e tomar decisões inteligentes baseadas nos dados coletados. O termo é amplamente utilizado em aplicações e está presente nas mais diversas áreas como cidades inteligentes [58], industria 4.0 [59], agricultura inteligente, casas inteligentes [60], logística [61], saúde [62], entre muitos outros. Pois, a IoT pode ser utilizada para melhorar a eficiência de processos industriais, melhorar a segurança e o controle de dispositivos e proporcionar uma melhor experiência ao usuário [19].

Apesar de ainda estar em seu início, a IoT já apresenta inúmeras vantagens para os mais diversos negócios. Pois, além de proporcionar uma maior eficiência nos processos, a IoT também permite reduzir custos, aumentar a produtividade e melhorar a qualidade dos produtos. A tecnologia também permite a criação de novos serviços e negócios, aumentando assim a competitividade entre as empresas. Outro benefício da IoT é a maior segurança dos objetos e processos, uma vez que os dados coletados podem ser analisados para identificar possíveis riscos relacionado a cibersegurança [63]. Como a IoT é uma expressão que se refere a um ambiente em que objetos físicos são dotados de capacidade de conexão à Internet e a outros objetos, diversas tecnologias estão associadas a aplicações IoT. A Figura 2.1 exibe uma ilustração da utilização destas tecnologias em diferentes cenários.

Aplicações voltadas a IoT podem apresentar uma ou diversas destas tecnologias agregadas. Pois, o uso de tais tecnologias depende do objetivo final da aplicação e também da necessidade de cada uma delas. Por exemplo: as RSSF permitem a conexão entre sensores e dispositivos para processamento das informações, permitindo

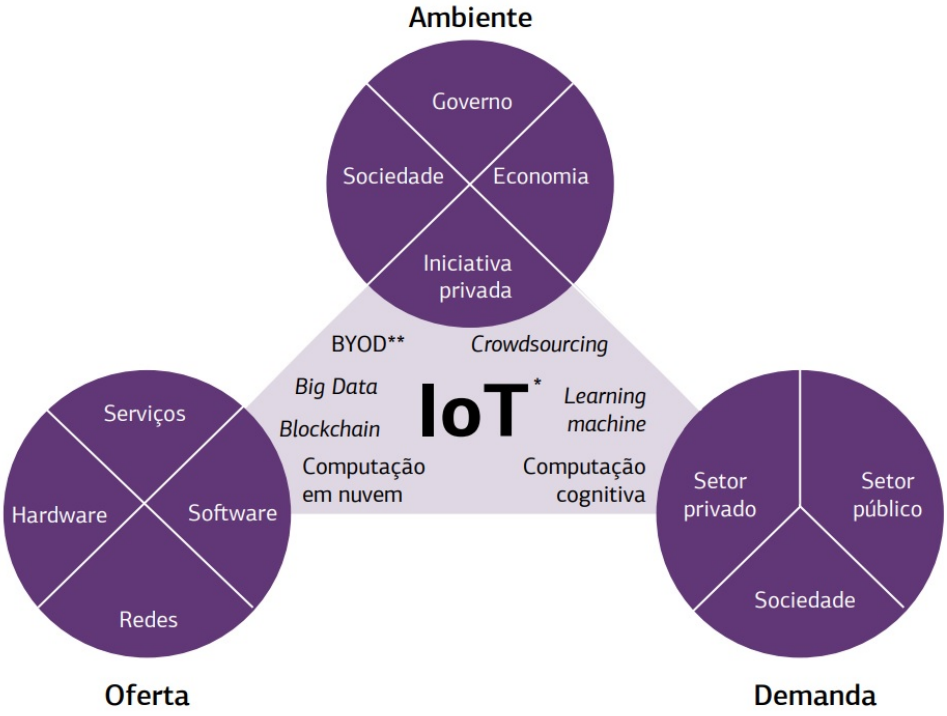


Figura 2.1: *Relação entre ambiente, demanda e oferta no cenário IoT [64].*

o monitoramento inteligente e em tempo real de objetos e ambientes [65]. O *Cloud Computing*, por sua vez, permite o armazenamento, processamento e a distribuição de informações em nuvens públicas ou privadas para descentralização do poder computacional. De modo análogo, o *Big Data* possibilita o armazenamento, o processamento e a análise de grandes e massivos volumes de dados. A Figura 2.2 ilustra algumas das muitas áreas onde aplicações IoT podem ser utilizadas.

A IoT pode facilitar a construção de sistemas e aplicações industriais robustos e até mesmo possibilitar aplicações voltadas a segurança dos colaboradores nas indústrias. A tecnologia está então tornando a produção nas indústrias mais inteligente e eficiente. Para isso, RFID, WiFi, e outras tecnologias sem fios são utilizadas para ligar dispositivos e transferir dados. Os principais benefícios da IoT são a produção de dados e serviços em tempo real e sua versatilidade que permite a utilização em muitos tipos de indústrias (manufatura, extração, entre outras). Ademais, os dados podem ser utilizados por gestores para prever e facilitar o planejamento e a tomada de decisões [66].

A crescente demanda por alimentos, tanto em termos de quantidade quanto de qualidade, elevou a necessidade de intensificação e industrialização do setor agrícola. E as aplicações IoT são consideradas partes desta industrialização de modo a adicionar processos de instrumentação, rastreamento e análise comportamental de animais como gados, nível de produtos químicos, monitoramento dos veículos e também das cercas,



Figura 2.2: *Possíveis campos para aplicação da IoT.*

monitoramento do clima, entre muitas outras aplicações. Diversas tecnologias estão amplamente disponíveis para o desenvolvimento de soluções IoT, porém o modo de operação é um divisor de águas para escolha de cada uma. Isso porque diversas ferramentas necessitam de conexão a Internet para seu funcionamento (computação na nuvem), enquanto outras podem ser embarcadas em dispositivos para execução local (computação na borda) [67].

A IoT também se apresenta como uma tecnologia promissora para os desafios das cidades inteligentes como mobilidade, saúde e infra-estrutura civil. A tecnologia, neste contexto, auxilia no desenvolvimento de aplicações sustentáveis para a criação de uma cidade mais inteligente e sustentável [68]. A tecnologia pode ser usada para melhorar a mobilidade de pessoas e bens em cidades inteligentes, auxiliando a reduzir o congestionamento de tráfego. Por exemplo, os sinais de tráfego podem ser sincronizados usando dispositivos conectados para reduzir o tempo que os veículos passam esperando nos cruzamentos [69]. O uso de sensores inteligentes e rastreamento por GPS também pode ser usado para melhorar a gestão dos sistemas de transporte público. Neste caso, o sistema de gestão de transporte urbano baseado em GPS utiliza rastreamento de frota, sistema de informação pública e integração GPS/GSM [70].

A melhora na qualidade da saúde em cidades inteligentes também é possível através das aplicações IoT. Sensores inteligentes podem ser utilizados para monitorar a saúde dos pacientes de forma que os dados coletados por esses sensores sejam usados para melhorar o diagnóstico e o tratamento dos pacientes [71]. A IoT também pode ser usado para melhorar o gerenciamento das instalações de saúde, aumentando a eficiência dos serviços de saúde ao mesmo tempo que reduz os custos [72]. Em outro contexto, a

IoT pode ser usada para melhorar o gerenciamento de energia em cidades inteligentes, visto que o uso de sensores inteligentes pode ser uma alternativa para monitorar o consumo de energia dos edifícios [73]. Os dados coletados por esses sensores podem ser usados para otimizar o uso de energia. Adicionalmente, a IoT também pode ser usado para melhorar o gerenciamento dos sistemas de distribuição de energia [74], uma vez que os sistemas inteligentes de medição permitem monitorar o consumo de energia dos consumidores finais, ao mesmo tempo em que fornecem informações úteis sobre a qualidade da energia.

Não distante, melhoras na gestão da infra-estrutura civil em cidades inteligentes é outra possível área de aplicação. Sensores inteligentes podem ser implementados de modo a monitorar a condição de pontes, estradas e outras infra-estruturas [75]. Os dados coletados por esses sensores. no que lhe concerne, podem ser usados para melhorar a manutenção da infra-estrutura. A IoT também pode ser usada para melhorar o gerenciamento dos sistemas de distribuição de água [76] e também em processos logísticos. O uso da IoT na logística pode ajudar a gerenciar e monitorar a movimentação de mercadorias e materiais durante todas as etapas pertinentes [77]. Isto pode incluir o rastreamento de remessas, gerenciamento de estoque e monitoramento das condições das mercadorias em trânsito [78]. Não diferente, a tecnologia também pode auxiliar a otimizar o fluxo de mercadorias através da cadeia de fornecimento. Para esse fim, a IoT pode ser usada para coletar dados sobre fatores como congestionamento de trânsito [79], condições climáticas e atrasos de embarque. Esses dados podem então ser usados para tomar decisões sobre para onde e quando enviar remessas.

2.2.1 IoT na Agricultura

O uso de aplicações IoT tem empoderado cada vez mais agricultores pelo mundo, fornecendo novas ferramentas e métodos que permitem monitoramento e automação de processos e tarefas do campo. Não apenas, o uso dessas ferramentas tem possibilitado novas abordagens e métodos de cultivo, fornecendo dados que podem ser utilizados pelo agricultor para a tomada de decisão [19]. Desta forma, a tecnologia consegue auxiliar os agricultores de diversas formas. Por exemplo, com a correta implementação de diversos sensores e atuadores ao longo da plantação, é possível que o agricultor consiga uma grande quantidade de dados como temperatura, umidade e luminosidade. Essas informações, se devidamente utilizadas, se convertem em ferramentas valiosas que possibilitam melhorias na gestão de insumos e controle de processos [17].

Com isso, novos campos foram surgindo ao passar do tempo, entre eles a Agricultura de Precisão. A agricultura de precisão é uma abordagem que se baseia na

utilização de dados provenientes de satélite e de sensores remotos para ajudar os agricultores a tomarem as melhores decisões sobre o cultivo [80]. Os sensores coletam dados sobre as condições do solo, água, clima e da plantação de maneira geral, que são analisados por algoritmos para identificar padrões e possibilidades. Esses dados ajudam a orientar a aplicação de agrotóxicos, adubos e outros insumos, além de melhorar o manejo da lavoura. Sendo assim, pode ser usada para ajudar os agricultores a identificar áreas problemáticas nas suas plantações, determinar a melhor época para semear e a aplicar fertilizantes e pesticidas de forma mais eficiente [81]. A Figura 2.3 ilustra a coleta de dados em plantas.

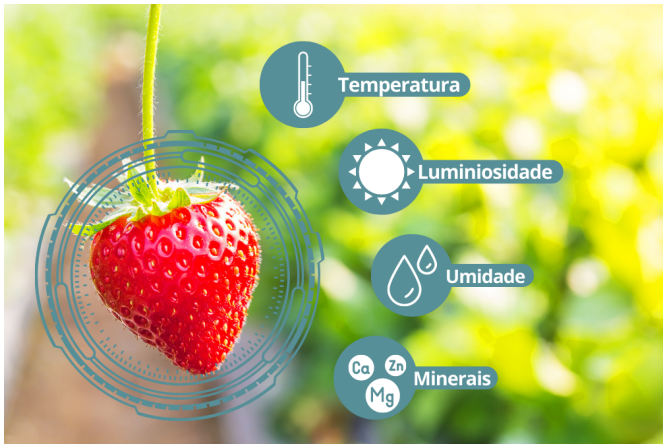


Figura 2.3: *Ilustração do monitoramento de variáveis climáticas na plantação.*

Outra aplicação da IoT na agricultura é o monitoramento da safra através de sensores instalados nos campos. Deste modo é possível monitorar a produção de grãos, a umidade do solo, a temperatura e a quantidade de chuva, entre outras variáveis. Esse monitoramento permite prever eventuais problemas e tomar medidas preventivas [82]. Além da agricultura de precisão e do monitoramento da safra, a IoT está sendo utilizada na agricultura para otimizar o uso de máquinas agrícolas, automatizar o processo de irrigação e melhorar a gestão dos estoques [83].

Dessa forma, os dados na agricultura são fundamentais para que os produtores possam tomar decisões sobre o plantio, o manejo da lavoura e a colheita para maximizar a produtividade e a qualidade dos produtos agrícolas. A disponibilidade de dados estatísticos confiáveis é fundamental para o planejamento da agricultura e para a tomada de decisões estratégicas pelos produtores.

2.3 Tecnologias Associadas

Diversas tecnologias estão associadas a aplicações IoT, incluindo maiores capacidades, meios e métodos implementação. O ML, por exemplo, está presente em diversos

projetos caracterizados IoT para processamento rápido e autônomo dos dados. Esta sessão descreve cada uma destas tecnologias que foram utilizadas para o desenvolvimento da Plataforma IoT proposta.

2.3.1 Redes de Sensores sem Fio

As RSSF constituem uma das principais aplicações da tecnologia de sensores. RSSF podem ser definidas como um sistema composto por sensores, microcontroladores, fontes de energia, transmissores e receptores de rádio frequência conectados e funcionando em conjunto. Soluções RSSF foram amplamente utilizadas para o desenvolvimento de soluções inteligentes para a agricultura, provendo sistemas de monitoramento, automação e controle de processos e rastreabilidade no campo [19]. A comunicação entre os sensores pode ser realizada através de diversas tecnologias existentes, tais como: *RFID* [84], *Bluetooth* [85], *ZigBee* [86], *Wi-Fi*, dentre outras.

A principal vantagem das RSSF esta na possibilidade de serem implantadas em locais onde a utilização de fios é inviável, tais como: ambientes externos, locais de difícil acesso, áreas periculosas, entre outras. Apresentando-se viável para soluções na agricultura que recorrem à automação e monitoramento de processos e ambientes. Adicionalmente, as redes de sensores apresentam uma oportunidade de atingir o aumento necessário de 70% na produção de alimentos, provendo alimentos necessários para 9,7 bilhões de pessoas em 2050. É previsto que 2 milhões de sensores sejam utilizados para que este aumento seja possível [17].

O desempenho da RSSF está atrelado a vários fatores, incluindo a taxa de dados, o consumo de energia, a latência e a disponibilidade dos nós. A taxa de dados representa a quantidade de dados que podem ser transmitidos pela rede em um determinado período. O consumo de energia é a quantidade de energia gasta pelos sensores para transmitir e receber dados na rede. A latência é a quantidade de tempo que leva para que os dados sejam transmitidos da origem até o destino. Enquanto que a disponibilidade dos nós é a probabilidade de que um determinado nodo esteja operacional na rede. Estes fatores são levadores em consideração para uma boa eficiência na implementação de uma RSSF [87].

A gestão de uma RSSF envolve duas estratégias principais: o gerenciamento de energia e o gerenciamento de dados na rede. O gerenciamento de energia visa reduzir o consumo de energia dos sensores e melhorar o desempenho da rede, isso se torna ainda mais relevante no contexto de aplicações voltadas a IoT. O gerenciamento de dados visa otimizar a utilização da rede e minimizar a latência na transferência dos dados. A correta escolha das tecnologias utilizadas para transmissão dos dados auxilia

na redução do consumo de energia dos dispositivos na rede. As escolhas devem se basear nos objetivos e cenário que determinada rede será implementada, criando assim uma harmonia entre o consumo e a qualidade da transmissão de dados na rede [88].

As RSSF estão sendo cada vez mais utilizadas na agricultura e isso se deve a uma série de vantagens, como: (I) menor custo de implantação e operação, (II) maior flexibilidade na instalação, (III) maior capacidade de cobertura e (IV) menor consumo de energia. Outras vantagens das RSSF na agricultura incluem:

- Coleta de dados em tempo real sobre as condições ambientais, como temperatura, umidade e iluminação [89];
- Monitoramento do estado de saúde das plantas, incluindo a quantidade de água, nutrientes e oxigênio disponíveis [90];
- Rastreamento do movimento de pessoas e veículos nas áreas de cultivo [91];
- Monitoramento do processo de pós-colheita, incluindo a qualidade e a quantidade de produtos agrícolas [92].

2.3.2 Inteligência Artificial

A AI é a ciência do uso de computadores para realizar tarefas que normalmente exigiriam inteligência humana. Os sistemas de IA são projetados para aprender de forma autônoma para resolver problemas complexos em um ambiente de constante mudança [93]. A IA está intimamente relacionada ao ML e à CV, uma vez que o ML envolve o uso de algoritmos para treinar um sistema de IA para reconhecer padrões e fazer previsões com base em dados. Enquanto que a CV envolve o uso de algoritmos para analisar e interpretar imagens ou vídeos para os mesmos propósitos. Os sistemas de IA usam uma combinação de ML e CV para automatizar tarefas que de outra forma exigiriam a intervenção humana. Por exemplo, os sistemas automatizados de condução usam IA para detectar objetos no ambiente e tomar decisões com base nesses dados [94].

Existem diversas técnicas para resolver problemas de IA, como aprendizagem profunda, redes neurais, processamento de linguagem natural e muito mais.Pode se considerar que a IA é o termo geral para tecnologias que permitem aos computadores realizar tarefas que requerem inteligência. ML e CV são subconjuntos de AI que permitem que computadores interpretem, analisem e tomem decisões com base em dados [95]. Os próximos tópicos são responsáveis por aprofundar em cada um dos sub-campos.

Aprendizado de Máquina

O ML é um processo de aprendizado automático de um computador em que ele consegue aprender e se adaptar a novas situações a partir da experiência. Esse processo pode ser realizado por algoritmos específicos que analisam os dados e os comparam com os objetivos do ML [96]. Dessa forma, o computador consegue identificar padrões e aprender a se adaptar a eles, tornando-se cada vez mais inteligente. O ML é uma das principais áreas de pesquisa da AI e tem se mostrado extremamente útil para a automação de tarefas complexas [97]. Além disso, o processo de aprendizagem automática pode ser usado para aprimorar o desempenho de sistemas inteligentes, como os que lidam com PLN e reconhecimento de imagem [98].

Ademais, diversas técnicas de ML usam algoritmos avançados para analisar dados e reconhecer padrões em massivas bases de dados. Com base nesses padrões, o modelo pode prever comportamentos, situações, cenários, valores e tomar decisões inteligentes [99]. Esse tipo de AI é extremamente útil para lidar com a enorme quantidade de dados gerada por tecnologias como IoT e RSSF e pode ser utilizada em conjunto com estas tecnologias para tornar os objetos conectados à Internet mais inteligentes. Por exemplo, um carro conectado à Internet poderia usar o ML para aprender a se locomover de maneira autônoma e a economizar combustível durante o percurso [100].

A agricultura é um setor que está sofrendo grande transformação com a adoção da AI que está sendo utilizada para automatizar processos no campo, reduzir o uso de insumos como agrotóxicos e fertilizantes, além de aumentar a produtividade das plantações. A AI também está sendo usada para melhorar a eficiência e o modo de desempenhar a colheita nas plantações. Algoritmos estão sendo desenvolvidos para identificar quais plantas estão maduras e precisam ser colhidas e quais podem ser verificadas e colhidas posteriormente, reduzindo o tempo gasto na colheita e evitando que frutos sejam colhidos antes do tempo ideal e ainda não maduros. Adicionalmente, por meio de dados históricos, a AI ajuda a predizer tendências de preços no mercado agrícola e, consequentemente, auxilia na tomada de decisões sobre produção e comercialização [101].

Visão Computacional

A CV esta relacionada a capacidade de computadores de interpretarem imagens, reconhecer e detectar padrões através de algoritmos e modelos matemáticos complexos. Essa capacidade permite que os computadores realizem tarefas como identificar objetos em uma imagem, classificar imagens e analisar padrões complexos [102]. A CV é um subcampo e atualmente uma das principais áreas de pesquisa em AI. Isso

porque essa capacidade é essencial para aplicações de AI que recorrem a imagens. Deste modo, a CV é utilizada em várias aplicações, como reconhecimento facial [103], detecção de objetos em imagens, classificação de imagens e rastreamento de objetos [104]. Apesar de ser considerados dois sub-campos da AI, o ML também faz parte do CV, uma vez que o ML esta no desenvolvimento de algoritmos e sistemas que podem aprender comportamentos dentro de ambientes específicos através de instruções e conjuntos de dados de treinamento. O ML também é utilizado em CV de forma a melhorar a precisão dos algoritmos desenvolvidos [95].

Diversas aplicações buscam com ao uso de AI facilitar o dia-a-dia das pessoas por meio da automação de tarefas [105]. Por exemplo, câmeras de segurança podem ser conectadas à Internet para que os usuários possam visualizar as imagens remotamente. Essas mesmas câmeras podem recorrer a algoritmos de CV para detectar automaticamente pessoas em áreas indesejadas. As câmeras de segurança podem ser usadas para monitorar a casa, o jardim ou qualquer propriedade privada a fim de detectar intrusos, roubo ou vandalismo [106]. O rastreamento de objetos também pode ser outra funcionalidade a ser implementada nesses sistemas. Com ela, é possível localizar e monitorar os movimentos de objetos em qualquer lugar do mundo, sendo um recurso útil para a gestão de frotas, o controle de estoques e a segurança de pessoas e bens [107]. Desta forma, os funcionários podem ocupar seu tempo de trabalho resolvendo problemas ao invés de manualmente monitorando telas.

Outras aplicações de CV podem ser desenvolvidas no contexto IoT para o rastreamento e monitoramento de produtos e pessoas. Pois, com as câmeras e algoritmos corretos se torna possível coletar dados importantes sobre os processos dentro de empresas e analisar estes dados para melhorar a produtividade. As aplicações também podem ser utilizadas para melhorar a segurança empresarial, visto que podem ser usadas para monitorar o ambiente de trabalho e rastrear os movimentos das pessoas. Isso pode ajudar a prevenir incidentes e crimes dentro do ambiente de trabalho e também fora dele [108].

A CV pode ser utilizada na agricultura para ajudar os agricultores a tomarem melhores decisões sobre como gerir as suas culturas. Por exemplo, as aplicações têm potencial para serem utilizadas na identificação de pragas e doenças nas culturas [109], bem como estimar o tamanho e o rendimento das mesmas. Estas informações são capazes de ajudar os agricultores a decidirem quando pulverizar as culturas com pesticidas e colher as frutas. Adicionalmente, a CV pode ser utilizada para monitorizar o estado dos gados e rastrear o movimento destes e doutros animais na fazenda [110]. Estas informações, no que lhe concerne, podem auxiliar os agricultores a tomarem decisões sobre quando fornecer alimentos e água aos animais, tosquiar ovelhas e abater animais

de corte.

A rede Yolo é um algoritmo de CV que detecta e classifica objetos de interesse em imagens e vídeos. É um dos vários tipos de detectores utilizados atualmente e recorre a uma janela deslizante sobre a imagem para detecção de objetos. O algoritmo foi proposto por Joseph Redmon e Ali Farhadi num artigo apresentado na Conferência sobre Visão por Computador e Reconhecimento de Padrões (CVPR) de 2016. A sigla Yolo significa "*You Only Look Once*"(Só se olha uma vez). Os autores apresentaram uma nova abordagem para detecção de objetos, que enquadram como um problema de regressão para caixas de delimitação espacialmente separadas e suas devidas probabilidades de classe associadas [111].

O Yolo se apresenta mais rápido e preciso do que a maioria dos outros algoritmos com o mesmo propósito. Adicionalmente, o Yolo pode ser implementado em computadores de baixo poder computacional que não possuem suporte a uma *GPU*, o que pode facilitar a implementação em dispositivos IoT [112]. Os aprimoramentos destes algoritmos são trazidos em versões, a mais nova intitulada Yolo v7. Porém, a quinta versão do *Yolo* já apresenta maior velocidade, precisão e flexibilidade do que os modelos que recorrem a Redes Neurais Convolucionais Regionais [113]. Diversos pesquisadores consideram o *Yolo* V5 um algoritmo representativo para detecção de objetos e compatível com tecnologias e aplicações IoT [114].

Quanto a sua arquitetura, a rede de detecção consiste em 24 camadas convolutivas [115] (analisam padrões nos dados) seguidas por 2 camadas totalmente ligadas (ligam todos os neurônios de uma camada a todos os neurônios da camada seguinte). As camadas convolutivas alternam com as outras camadas para reduzir a quantidade de informação que precisa de ser processada. É pré-formada as camadas convolutivas na tarefa de classificação ImageNet (uma tarefa que envolve a identificação de objetos em imagens) com metade da resolução (224 × 224 imagem de entrada) e depois multiplicadas em duas vezes a respectiva resolução [111]. A Figura 2.4 ilustra esta arquitetura.

Em CV, a convolução é uma operação matemática que multiplica duas matrizes, sendo uma matriz de *pixels* da imagem na entrada e outra relacionada ao *kernel* da convolução, produzindo uma terceira matriz resultante. A matriz resultante é calculada multiplicando cada elemento da matriz de entrada pelo elemento correspondente do *kernel*, e somando os resultados. A matriz resultante é a representação da imagem de entrada com adição de filtros, auxiliando a rede a detectar e aprender os padrões dos objetos de interesse. A Figura 2.5 demonstra como o processo acontece em uma imagem. A convolução é usada em uma variedade de tarefas em CV, incluindo detecção

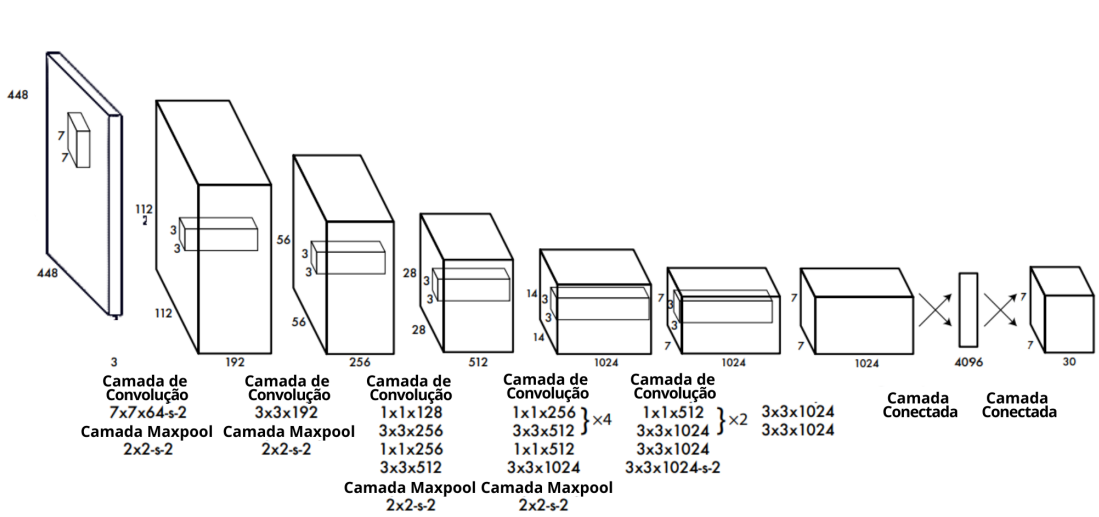


Figura 2.4: *Arquitetura da rede Yolo V5 [116].*

de bordas, detecção de características e detecção de objetos.

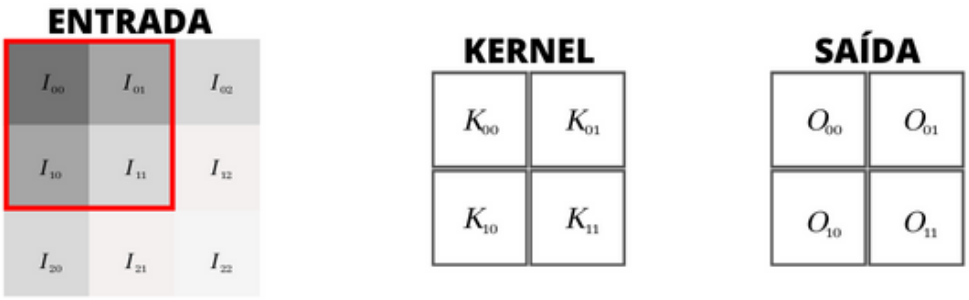


Figura 2.5: *Equacionamento de uma convolução com um kernel 2x2 em uma imagem de dimensão 3x3 pixels.*

O Yolo apresenta algumas características importantes como alta velocidade na detecção de objetos em tempo real e alta precisão nas detecções e classificações, garantindo um alto desempenho quando comparado com as demais técnicas. Adicionalmente, o algoritmo apresenta excelentes capacidades de aprendizagem que lhe permitem adquirir capacidades consideráveis de reconhecimento de padrões dos objetos apresentados. Portanto, resultados satisfatórios são gerados ao aplicar esse aprendizado à detecção de objetos em imagens ainda não apresentadas a rede. Para isso o Yolo conta com três técnicas: (I) Blocos residuais, (II) Regressão da caixa de delimitação, e (III) Intersecção sobre a União [117].

A primeira técnica faz com que a imagem de entrada seja dividida em diferentes grelhas, sendo que cada grelha tem uma dimensão de S x S. Qualquer objeto que apareça dentro de uma célula da grelha será processado e posteriormente detectado.

Por exemplo, se um objeto aparecer dentro de uma célula específica da grelha gerada, então é esta célula que será responsável pela detecção. Já a Intersecção sobre a União é uma técnica de regressão utilizada para prever os valores de uma variável alvo num conjunto de pontos pré-definidos no espaço. Por último, a métrica da intersecção Sobre União (*Intersection Over Union*, IOU) descreve como as caixas de delimitação se sobrepõem umas às outras. O *Yolo* fornece uma caixa de saída que permeia cada objeto detectado com a utilização de IOU. As caixas de delimitação devem ser previstas por cada célula da grelha, bem como as pontuações de confiança associadas a estas caixas. Uma caixa de delimitação prevista é definida como sendo igual a uma caixa real se o IOU for igual a 1. Por este mecanismo, as caixas de delimitação que não se alinham com a caixa real serão eliminadas [117].

Redes como a Yolo podem ser facilmente implementadas em processos de detecção de objetos indesejados ou desejados em fluxos de imagens. A imagem é inserida como uma entrada na rede e a rede emite uma lista de objetos detectados na imagem como saída. Essa lista pode ser empregada para determinar se há algum objeto na imagem de entrada. A Figura 2.6 ilustra o processo de detecção.

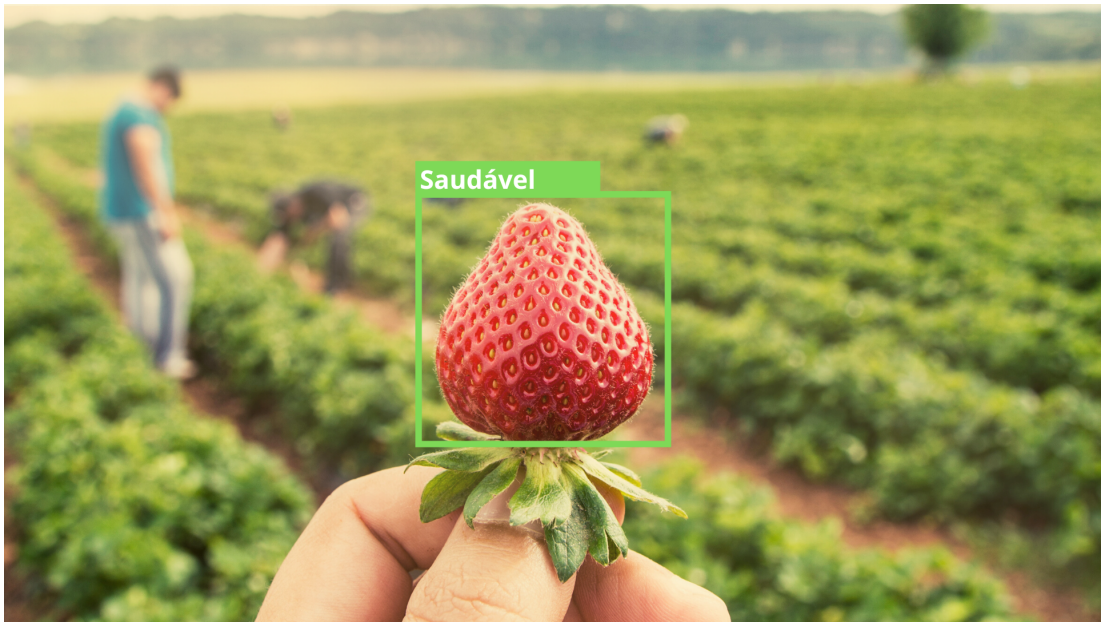


Figura 2.6: *Exemplo de detecção de objeto, neste exemplo a classe saudável foi detectada pelo modelo.*

Diversas outras aplicações já foram propostas usando a rede *Yolo* para as mais diversas áreas como cidades inteligentes, sistemas de saúde, entre outros. Já foi proposto na literatura um sistema inteligente de rastreamento veicular baseado em vigilância por vídeo que faz uso de uma rede *Yolo* em sua terceira versão (Yolov3) [118]. O sistema proposto pode detectar, rastrear e contar os veículos com resultados satisfatórios

mesmo em cenários de constante mudança. Este sistema vem de encontro aos esforços para tornar as cidades mais inteligentes e faz uso de tecnologias como CV e IoT para criar a solução. Ademais, as redes Yolov3 podem ser treinadas para realizar a detecção e reconhecimento de lixo para cidades inteligentes em um contexto mais sustentável. A abordagem proposta pode representar uma grande contribuição para uma gestão mais eficiente do lixo em cidades inteligentes. Para isso, foi desenvolvido e testado um software capaz de detectar e relatar a presença de lixo abandonado através da análise de fluxos de vídeo em tempo real [119].

2.3.3 Long Range (LoRa)

LoRa é uma tecnologia de rádio pertencente à família de RSSF dedicadas à IoT. Foi criado em 2015 com o objetivo de fornecer comunicações de longo alcance para os dispositivos IoT e reduzir o consumo de energia [120]. Ao contrário de outras redes de rádio para IoT como Wi-Fi, *LoRa* não usa a frequência de 2,4 GHz ou 5 GHz, mas sim a de 433 MHz, 868 MHz e 915 MHz. Isso permite que as transmissões alcancem maiores distâncias mesmo em baixas potências, ideal para dispositivos que estão longe do gateway (ou seja, o ponto de acesso à Internet). *LoRa* também é uma rede de baixa energia, o que economiza bateria nos dispositivos conectados e aumenta o intervalo de troca das mesmas [120].

A tecnologia é projetada para ser usada em aplicações que requerem baixa latência e longa distância de comunicação como o monitoramento e o controle de dispositivos remotamente. Além disso, a tecnologia *LoRa* funciona usando uma rede de rádio baseada em ponto de acesso, que permite a comunicação entre os dispositivos e o gateway. Os dispositivos *LoRa* podem se comunicar com qualquer gateway na rede, o que permite que a rede seja escalável. Um gateway é um dispositivo que permite a comunicação entre os dispositivos *LoRa* e a Internet [121]. Os *gateways* podem ser conectados à Internet ou a uma rede privada, o que permite que os dispositivos *LoRa* se comuniquem global ou localmente [122].

LoRa é uma tecnologia aberta, o que significa que desenvolvedores de todo o mundo podem criar aplicações utilizando a tecnologia. Isso permite que os objetos IoT se conectem a um grande número de serviços na Internet, possibilitando um maior controle sobre os mesmos. *LoRa* e a IoT também podem ser utilizadas em conjunto para proporcionar uma melhor experiência ao usuário. Com a conexão de objetos IoT à Internet se torna possível capturar informações como temperatura, umidade e luminosidade [123]. Essas informações podem ser utilizadas para melhorar a operacionalidade de um negócio, proporcionando, por exemplo, maior segurança, redução de custos e

maior agilidade nas operações [124].

A agricultura tem sido uma importante aliada na utilização de tecnologias de comunicação sem fio como o *LoRa*. Isso porque ela permite que os produtores rurais tenham acesso à IoT de forma confiável e com baixo custo [125]. A agricultura conectada permite o monitoramento em tempo real de diversos parâmetros como a umidade do solo, temperatura e a quantidade de luz solar. Assim, é possível tomar decisões mais inteligentes sobre como cultivar os frutos, reduzindo os gastos e aumentando a produtividade. Neste contexto, a tecnologia *LoRa* é ideal para aplicações voltadas à agricultura conectada, pois oferece cobertura em grandes áreas e alta confiabilidade. Adicionalmente, o protocolo é capaz de transmitir dados a baixo custo, o que é fundamental para aplicações como a citada [126].

2.4 Diagnóstico e Controle de Doenças no Morango

Doenças no morango podem ser causadas por fungos, vírus, bactérias ou insetos e atualmente há uma grande variedade de doenças que podem afetar os morangos, incluindo Antracnose, Mancha de *Septoria*, Doença de Bruns, Bacteriose e Mosaico do Morango. A maioria das doenças é reconhecível pelas manchas ou lesões causadas na superfície dos frutos e folhas. Caso não tratadas, as doenças podem reduzir a qualidade e a quantidade de frutos produzidos e em alguns casos podem causar a morte das plantas [127]. A doença mais comum no morango é a Antracnose, causada pelo fungo *Colletotrichum Acutatum*. Outras doenças que podem atacar o morango são a podridão, também causada por fungos, *Phytophthora fragariae*, e a mancha negra, causada por um bacterium, *Pseudomonas syringae* [23]. A Figura 2.7 exibe algumas doenças comumente encontradas nas plantações de morangos.

Para controlar essas doenças é necessário utilizar o controle integrado de pragas que inclui o uso de agrotóxicos e de práticas culturais. O controle químico é feito com o uso de fungicidas que devem ser aplicados na época certa e na dose correta, de acordo com as recomendações do fabricante. As práticas culturais incluem a escolha de variedades resistentes às doenças, irrigação adequada, manejo correto da adubação e da umidade do solo e a eliminação de plantas doentes. No Brasil, o aumento do uso de pesticidas foi parte de um processo mais amplo de modernização da agricultura. Isto significa que os agricultores começaram a usar técnicas mais avançadas para melhorar o rendimento das culturas, tais como o uso de mais fertilizantes, maquinário moderno e melhores práticas de gerenciamento de culturas [128]. Além disso, é importante que o morango seja colhido na época correta para evitar que as frutas fiquem no pé por muito tempo e sejam atacadas pelas doenças [129].



Figura 2.7: *Algumas das doenças encontradas em plantações de morango IoT [64].*

Apesar de não existirem agrotóxicos específicos para o morango, os agrotóxicos mais utilizados no Brasil e que também se aplicam a cultura do morango são o glifosato, o 2,4-D e o atrazina. O glifosato é um herbicida que mata as plantas daninhas sem danificar as plantas cultivadas. O 2,4-D é um herbicida que mata as plantas daninhas por meio da absorção da planta através das folhas. O atrazina é um herbicida que mata as plantas daninhas por meio da absorção da planta através das raízes [130]. O uso incorreto de agrotóxicos podem causar manchas, deformações e até mesmo a morte da planta. Além disso, os agrotóxicos podem contaminar o solo, a água e os alimentos. Por isso, é importante que os agricultores utilizem agrotóxicos de forma racional e somente quando necessário [23], evitando o uso de agrotóxicos em excesso e seguindo as recomendações do fabricante.

A AI pode ser uma aliada neste processo, auxiliando o agricultor com o reconhecimento das doenças e aplicação dos produtos corretos. Ademais, a tecnologia pode ser utilizada no cultivo de morangos para aumentar a produção e a qualidade dos frutos. Por exemplo, diversas técnicas podem serm aplicadas de modo a identificar e corrigir problemas no cultivo como a presença de pragas ou doenças [131]. Atualmente as CNN tem sido amplamente utilizadas para detecção e classificação de objetos em imagens. As CNN são redes neurais artificiais que usam a operação de convolução para treinar os seus pesos e foram originalmente propostas por Geoffrey Hinton e seus colegas em 1986, como uma alternativa as redes neurais *backpropagation*. Essas redes usam a operação de convolução, em vez da operação de *backpropagation* para treinar os seus pesos. Essa operação é usada para simular a atividade dos neurônios do cérebro humano de forma a simular e possibilitar capacidades de visão [132]. Sabendo disso, pesquisadores já foram capazes de implementar a técnica para localização, detecção e classificação de doenças em morangos [133]. Além disso, a AI pode ser usada para monitorar as condições ambientais da plantação como a temperatura e a umidade, além de ajustar as condições de acordo com as necessidades dos morangos [134].

2.5 Conclusão

Diversas são as tecnologias e ferramentas disponíveis na literatura utilizadas para a melhoria da gestão e produção agrícola, porém são aplicações isoladas e muitas vezes fora de um contexto IoT. Ademais, grande parte dos testes realizados e técnicas propostas são executadas em um computador de elevado poder computacional e os testes são executados apenas dentro dos laboratórios das próprias instituições. Ao mesmo tempo que grande parte das áreas rurais não contam com conectividades de redes móveis, internet e computadores, tornando necessário a pesquisa e desenvolvimento de uma

forma capaz de levar estas tecnologias para a borda, para o campo. Portanto, a plataforma IoT busca por ferramentas flexíveis e aplicações que possibilitem o uso de tecnologias de ponta na borda.

Sendo assim, modelos de CV eficientes e precisos são treinados para serem executados na borda para detecção e exibição de doenças localmente. As capacidades de ML para processamento dos dados coletados são executadas em tempo real e o resultado apresentado quase instantaneamente ao agricultor. A tecnologia LoRa e o método de operação implementado reduz o preço final e a complexidade de implementação e operação da plataforma. Ademais, também possibilita que a plataforma funcione sem a necessidade de conexão a internet e simultaneamente reduza o consumo de energia da aplicação. Portanto, a plataforma IoT proposta visa implementar diversas melhorias às tecnologias e aplicações existentes, unir diversas delas através de uma aplicação única e oferecer flexibilidade na implementação, tudo isso localmente.

Ademais, grande parte das aplicações desenvolvidas e disponíveis na literatura para o cultivo de morangos consideram apenas o cultivo em estufas. Sendo assim, estas tecnologias automaticamente excluem os produtores que cultivam a planta ao céu aberto. O que no Brasil é uma prática extremamente comum, principalmente na agricultura familiar. Neste contexto, é necessário a adaptação das aplicações para cobrirem distâncias maiores, os dispositivos devem estar protegidos quanto aos efeitos adversos do tempo, o consumo de energia deve ser levado em consideração, entre outros. A plataforma IoT proposta leva em consideração estas características em seu método de construção e operação, especificamente para o cultivo de morangos.

Capítulo 3

Plataforma IoT proposta

ESTA seção analisa todos os requisitos e componentes necessários para o desenvolvimento da plataforma IoT proposta. Além de apresentar as principais capacidades presentes e oferecidas ao usuário.

3.1 Principais Requisitos e Limitações

A plataforma é composta por diversos componentes de software e hardware, sendo assim alguns requisitos devem ser satisfeitos. Porém, diversas ferramentas presentes conseguem ser utilizadas isoladamente, possibilitando então uma maior flexibilidade para o usuário. Ademais, o uso de cada ferramenta está intimamente relacionado com as necessidades de cada plantação e usuário. Cada ferramenta também possuí suas limitações quanto ao funcionamento que serão brevemente apontadas.

3.1.1 Requisitos

Cada elemento descrito neste capítulo apresenta a forma como a ferramenta foi implementada. Porém, cada uma delas possui requisitos para instalação e uso de maneira satisfatória. Primeiro, todos os modelos treinados de ML usaram um conjunto de dados específicos e representativos para as condições locais. A implementação da plataforma em outro local torna necessário o re-treinamento do modelo com um novo conjunto de dados que consiga descrever ao modelo as condições a serem classificadas. Não apenas, algumas tarefas fazem uso de aprendizado supervisionado para classificação dos dados, necessitando também de uma base de dados rotulada ou o rotulamento manual.

Todos os modelos desenvolvidos recorreram à biblioteca Scikit Learn, são executados na ferramenta NodeRED. Sendo assim, ambos devem estar ou ser instalados

na placa Raspberry Pi para execução dos modelos. Uma vez instalados e configurados, quaisquer modelos apresentados podem ser executados sem maiores problemas. Ademais, novas técnicas podem ser utilizadas e desenvolvidas neste ambiente, possibilitando o aumento das aplicações na plataforma. O uso do poder computacional por estas ferramentas é mínimo quando comparado a tarefa de CV, portanto outros modelos inferiores de placas Raspberry Pi devem executar de forma satisfatórias os modelos. Porém, nenhum teste foi executado em outra placa, sendo necessário implementações e testes por conta do usuário.

A ferramenta de detecção de doenças também segue a mesma metodologia de implementação. Portanto, é necessário um novo conjunto representativo de imagens e também um novo treinamento caso o usuário deseje expandir ou alterar as capacidades de detecção do modelo na plantação. O treinamento do modelo de CV também necessita de uma base de imagens rotuladas ou o rotulamento manual das imagens contendo as doenças que se deseja detectar. Porém, o usuário poderá detectar as doenças apresentadas nesta dissertação, uma vez que as mudanças das características fisiológicas nas plantas com a presença das doenças permanecem as mesmas. A ferramenta de detecção de doenças não faz uso da tecnologia LoRa para transmissão, podendo ser utilizado de maneira isolada das demais tecnologias. Uma vez com o modelo já treinado, os principais requisitos desta aplicação são referentes ao hardware, necessitando uma placa semelhante ou superior a uma Raspberry Pi 4B e uma câmera USB e CSI.

Por fim, a tecnologia LoRa utilizada para transmissão das mensagens entre os nós sensores e nós coletores possui como requisito apenas que os módulos operem na mesma faixa de frequência. Por padrão, os módulos utilizados e apresentados nesta dissertação, uma vez configurados, conseguirão transferir os dados entre os dispositivos.

3.1.2 Limitações

Primeiramente, todas as funções pensadas, desenvolvidas e testadas para a cultura do morango. Portanto, a implementação da plataforma em outras culturas, apesar de possível, torna necessário o treinamento de todas os modelos de ML e CV apresentados. A infraestrutura de comunicação, processamento, armazenamento e exibição dos dados pode ser mantida para outras culturas. Deste modo, a rede de sensores continua sendo aplicável.

Cada ferramenta possui limitações específicas de operação e instalação que devem ser consideradas durante a implementação da plataforma. A rede de sensores é a primeira delas, onde é utilizado apenas um canal LoRa para comunicação entre todos

os nós sensores com o nó coletor. Sendo assim, impossibilitando a transmissão simultânea de dados entre os dispositivos. Esta limitação, por sua vez, torna necessário a configuração de uma janela de tempo para cada dispositivo na rede. Esta janela deve contar com uma quantidade de tempo grande o suficiente para que não ocorra problemas durante a transmissão. Que por sua vez, diminui a quantidade de nós possíveis na rede.

A ferramenta de detecção de doenças possui limitações quanto a taxa de quadros e doenças detectáveis. Primeiramente, a ferramenta utiliza o algoritmo YOLO em sua quinta versão é executada na borda, fazendo uso do poder computacional disponível na placa para processamento das imagens. Deste modo, a taxa de quadros está limitada as características de hardware oferecidas pela placa utilizada. Por se tratar de uma placa de baixo custo (Raspberry PI 4B) a taxa de quadros possui uma média de 0.4 quadros processados por segundo. Isso limita a velocidade de operação de detecção e pode impossibilitar diversas aplicações em campo da plataforma. Porém, o uso de uma placa de maior capacidade computacional diminuí as limitações quanto a taxa de quadros processados por segundo. Outra limitação está na quantidade de doenças detectáveis pela ferramenta. Apesar de enorme quantidade de doenças existentes para a cultura do morango, apenas sete doenças são prontamente detectáveis com a utilização do modelo em questão. A solução pode estar em uma transferência de aprendizado, onde o modelo é retreinado em uma nova base de imagens com a presença de novas doenças.

Bateria e energia também são consideradas limitações na plataforma, uma vez que o modelo de visão computacional possui um elevado gasto energético. Testes relacionados ao tempo da operação com a bateria e vida útil não foram executados devido ao breve espaço de tempo disponível para testes. Porém, é necessário levar em consideração estes fatores durante a implementação e uso da plataforma e suas funcionalidades.

3.2 Arquitetura da Plataforma

A arquitetura da plataforma pode ser dividida em três camadas principais: (I) Camada de Percepção, (II) Camada de Rede e (III) Camada de aplicação ou serviço. Cada camada é responsável por funções específicas da plataforma, que juntas são capazes de oferecer diversas funcionalidades ao usuário. A camada de percepção é a fonte de dados para a plataforma, pois é onde se concentra os sensores responsáveis pela coleta local de dados. Os dados coletados pelos sensores são: temperatura, umidade relativa do ar, umidade relativa do solo e imagens em RGB. Nesta camada também acontece

o pré-processamento dos dados pelo microcontrolador responsável, onde os dados coletados pelo Nó Coletor são organizados e estruturados para as camadas posteriores. As imagens não são pré-processadas, pois podem ser diretamente enviadas para o algoritmo de visão computacional.

A camada de rede ou transporte é responsável por prover a infraestrutura necessária para que os dados sejam transferidos da camada de percepção para a camada de aplicação. Portanto, trata-se de uma camada intermediária entre a coleta e processamento dos dados locais. A plataforma proposta utiliza a tecnologia LoRa como meio principal para trocas de dados e um único canal para conexão e transmissão de dados de múltiplos sensores. Portanto, é necessário um cuidado quanto a janela temporal que cada dispositivo possui para que os dados sejam confiáveis.

A camada de serviço é responsável pelas tarefas de processamento dos dados como, por exemplo, limpeza e armazenamento. Além de ser responsável por prover diversas aplicações finais para o usuário. Alguns serviços são fornecidos localmente e outros demandam uma conexão com a internet para sua utilização, porém estes possuem alternativas locais para o usuário. Esta camada também é responsável por prover um ambiente para que o usuário possa ter acesso aos dados e também fazer modificações nas configurações da plataforma. A Figura 3.1 apresenta a ilustração destas camadas e toda interação entre as ferramentas e serviços fornecidos ao usuário.

3.3 Componentes da Plataforma

A Plataforma IoT é constituída por diversos componentes e cada componente presente na plataforma é responsável por um ou mais recursos e funcionalidades. Os componentes em uma plataforma podem ser divididos em duas categorias: os componentes de serviço e os componentes de *User Interface* (UI). Os componentes de serviço são responsáveis pela execução de tarefas de *back-end*, como armazenamento de dados e processamento de solicitações. Enquanto que os componentes de UI são responsáveis pela apresentação das informações ao usuário e pela interação com ele.

Grande parte dos componentes presentes na plataforma como modelos de aprendizado de máquina, banco de dados e processamento de dados são executados no *back-end*. O usuário tem acesso apenas ao resultado prontamente processados, facilitando o entendimento e digestão dos dados coletados. A *dashboard* presente é o componente de UI responsável pela apresentação de informações ao usuário e pela interação com ele. Nesta sub-seção serão apresentados os principais componentes presentes na plataforma.

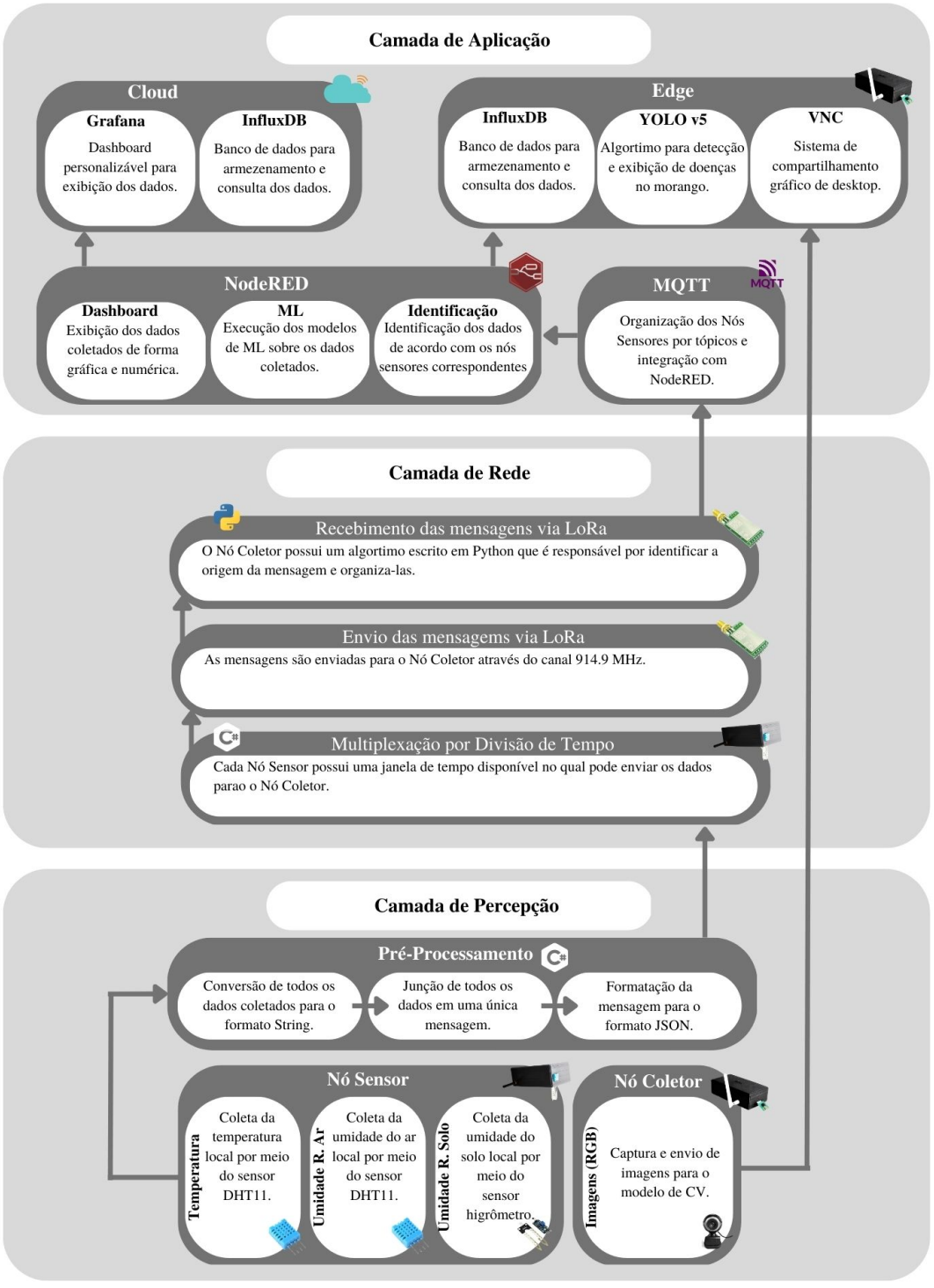


Figura 3.1: *Visão geral da arquitetura proposta.*

3.3.1 Redes de Sensores

A Plataforma IoT proposta é composta por dois dispositivos principais, nomeados de nó sensor e nó coletor. O trabalho em conjunto destes dispositivos permite que diversos locais da plantação sejam continuamente monitorados de maneira autônoma e inteligente. Ademais, permite também a digestão dos dados por modelos de ML para processamento e análise inteligente dos locais monitorados.

O nó sensor é o dispositivo de sensoriamento da plataforma, enquanto o nó coletor é o centralizador dos dados e processos. A comunicação entre os dois dispositivos é feito por meio da tecnologia de Rádio Frequência (RF) LoRa. O *LoRa* é conhecido por seu alto alcance de transmissão e baixo consumo, se apresentando como uma ótima alternativa de comunicação para aplicações IoT e RSSF. O nó coletor também conta com conexão padrão IEEE 802.11, permitindo o *upload* dos dados para serviços na nuvem. Deste modo, o nó coletor também possui capacidades de um *gateway* LoRa, coletando as informações e fazendo o *upload* dos dados para a Internet. Uma ilustração do funcionamento da RSSF proposta pode ser visualizada na Figura 3.2.

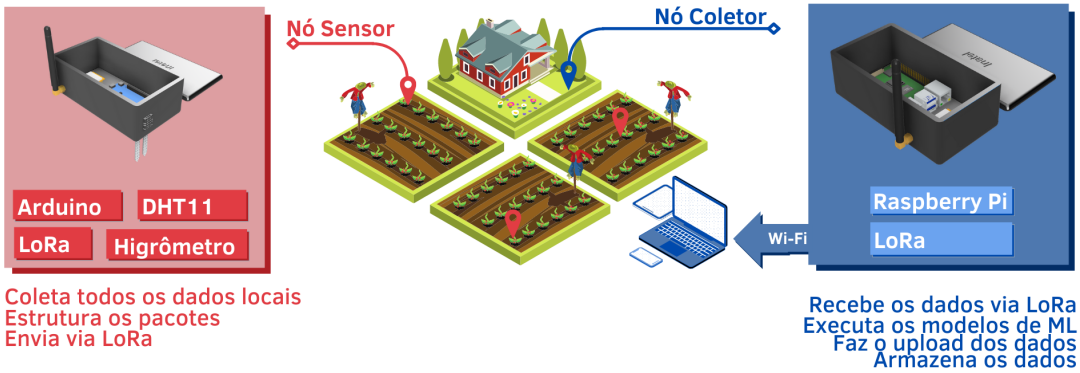


Figura 3.2: *Ilustração do funcionamento da RSSF proposta.*

O usuário tem três modos de obter acesso aos dados capturados pela RSSF. O primeiro se dá pela conexão direta via Vitual Networking Computing (VNC) em uma rede local e um cabo par *crossover*, possibilitando fazer consultas ao banco de dados local e acessando a *dashboard* local. O segundo modo é através do acoplamento de um *display* LCD, teclado e mouse ao nó coletor, deste modo o usuário também consegue total acesso aos dados e processos local do nó coletor. O terceiro e mais preferível é a conexão do nó coletor a internet, possibilitando o *upload* dos dados e a visualização da *dashboard*. Esse modo também aumenta a gama de capacidades oferecidas pela Plataforma IoT, porém diminui a segurança dos dados e aumenta a vulnerabilidade a ataques. Um maior detalhamento de Hardware e Software dos dispositivos utilizados na plataforma é apresentado nas próximas seções.

Nó Sensor

Os Nós Sensores são os dispositivos responsáveis pela captura e o envio dos dados coletados localmente para o nó coletor. Cada nó sensor é composto por uma placa Arduino, sensores, módulo de comunicação *LoRa* e baterias. Apenas um pré-processamento dos dados coletados é executado localmente pela placa Arduino, estruturando os dados no formato JavaScript Object Notation (JSON) para futuramente serem injetados na entrada dos modelos de ML. Uma ilustração dos componentes presentes no nó sensor é ilustrado na Figura 3.3.

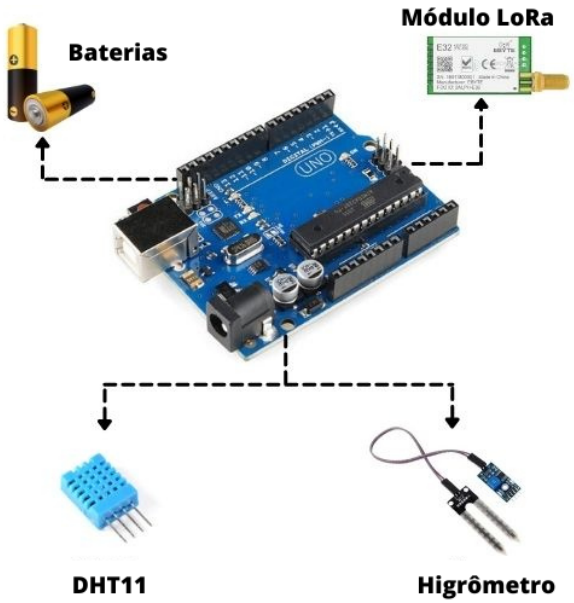


Figura 3.3: *Componentes presentes no nó sensor.*

O principal componente do nó sensor é a placa Arduino, responsável por periodicamente receber os dados dos sensores, pré-processar e envia-los para o modulo LoRa. Os sensores utilizados são o sensor de temperatura e umidade ambiente DHT11 e o sensor de umidade do solo Higrômetro, porém a placa Arduino UNO R3 utilizada no desenvolvimento do nó sensor oferece a possibilidade do uso simultâneos de até 20 sensores. O uso de uma variedade maior de sensores permite uma visão mais abrangente do local monitorado bem como um resultado mais acurado por parte dos modelos de ML instalados.

Nó Coletor

O nó coletor é o dispositivo centralizador da RSSF proposta, executando continuamente as tarefas de processamento, armazenamento, detecção de valores atípicos, detecção de doenças e análise do local. O nó coletor é composto por uma placa Rasp-

berry Pi 4B, um módulo de comunicação LoRa, baterias e uma câmera USB. Uma visão geral do nó coletor é ilustrada na Figura 3.4.

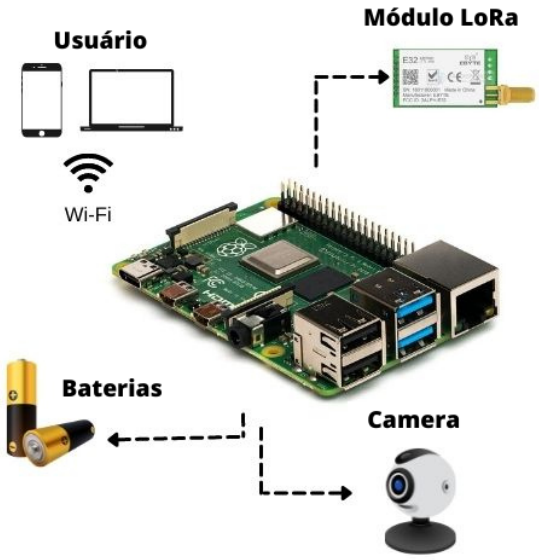


Figura 3.4: *Componentes presentes no nó coletor.*

A placa Raspberry Pi 4B é o principal componente do nó coletor, onde todas as capacidades de CV e ML são implementadas e executadas localmente. A placa apresenta capacidade computacional suficiente para executar localmente e de maneira paralela todas as funções e capacidades presentes na plataforma. Não apenas, um algoritmo desenvolvido em Python é executado em segundo plano para constantemente aguardar por novas mensagens provenientes dos Nós Sensores. Assim que recebida, as mensagens são armazenadas em um banco de dados local e encaminhadas para o a ferramenta *NodeRed* através do protocolo Message Queuing Telemetry Transport (MQTT). O NodeRed é uma ferramenta de programação que efetua a conexão entre dispositivos físicos e oferece diversos serviços na nuvem através de Application Programming Interface (API). A ferramenta oferece um ambiente para a criação de fluxos de dados de maneira rápida e intuitiva, permitindo o desenvolvimento ágil de aplicações [135]. A ferramenta é utilizada de maneira a enviar os dados coletados simultaneamente para diversos serviços e aplicações, além de facilitar a escalabilidade no fluxo de dados coletados pelos Nós Sensores. Enquanto o MQTT é um protocolo de mensagens leve e otimizado para redes TCP/IP, desenvolvido especificamente para utilização em sensores e dispositivos de baixo poder computacional [136]. Neste contexto, as duas aplicações oferecem diversos benefícios para a Plataforma IoT proposta. Pois, a execução e configuração do fluxo dos dados se torna intuitiva e permite que usuários menos experientes possam adaptar a solução para outras culturas além do

morango. Ao mesmo tempo que utiliza um protocolo para troca de mensagens extremamente simples e leve para ser utilizado.

As operações feitas no *NodeRed* podem ser divididas em três momentos distinto que são: recebimento dos dados, orientação do fluxo de dados e o processamento local dos dados por modelos de ML. A primeira tarefa executada dentro do ambiente do *NodeRed* é responsável apenas pelo recebimento e organização dos dados em relação ao seu respectivo nó sensor. Pois, apenas assim é possível reconhecer a origem dos dados capturados. Para isso, cada nó sensor possui seu próprio tópico dentro do protocolo MQTT utilizado. Deste modo, o programa em Python acusa o recebimento do pacote do nó sensor e posteriormente envia esses dados para o devido tópico.

A organização do fluxo de dados começa com a chegada dos dados em seu devido tópico. Pois, a criação de um fluxo de dados se faz necessário visto que os dados s]ão utilizados simultaneamente em diversos serviços. Primeiramente, os dados são enviados para a *dashboard* local construído dentro do ambiente *NodeRed*. Se trata de uma *dashboard* simples, responsável apenas por exibir as últimas métricas capturadas na plantação. Essa *dashboard* é uma alternativa para locais remotos que não possuem acesso a Internet ou usuários que desejem manter seus dados apenas localmente. Após, os dados são encaminhados para as API's e também armazenados em um banco de dados local. Os dados serão salvos apenas localmente caso o usuário optar por não conceder acesso a Internet à Plataforma IoT ou não exista cobertura no local de cultivo. Apesar de ser eficiente quando ao armazenamento dos dados, essa abordagem pode trazer riscos de disponibilidade a aplicação caso o usuário não aplique algum sistema de backup e a placa sofra danos irreparáveis.

O terceiro e ultimo momento é o processamento automático dos dados por modelos de ML. Três modelos estão disponíveis na Plataforma IoT e todos são executados simultaneamente com a chegada dos dados. Não apenas, os dados de cada nó sensor são processados de maneira isolada, fazendo com que as características ambientais de cada local da plantação sejam consideradas. Os resultados apresentados pelos modelos também são separados dentro do banco de dados na nuvem e local. As bibliotecas *Scikit Learn*, *Numpy* e Pandas estão instaladas localmente, uma vez que todos os modelos desenvolvidos tem estas bibliotecas como pré-requisitos.

O nó coletor também é responsável por executar localmente o *Yolo* v5, sendo essa a tarefa mais demandante do ponto de vista computacional. A placa Raspberry Pi 4B possui 4096 MB de memória RAM do tipo DDR3 SDRAM e processador Quad core Cortex-A72 (ARM v8) de 1.5GHz. Essa configuração é o suficiente para executar o Yolo v5 localmente para detecção, porém o aquecimento excessivo da placa e a

baixa taxa de quadros devem ser levados em consideração durante a execução. O nó coletor pode ser configurado para executar o Yolo v5 em um servidor remoto, porém essa configuração não foi testada e desconsidera os locais que não possuem acesso a Internet.

3.3.2 Visão Computacional

As tarefas de CV oferecidas pela plataforma são executadas localmente na placa Raspberry Pi 4B. O modelo instalado e utilizado no sistema é executado continuamente na placa, efetuando a captura das imagens por meio de uma câmera USB e enviando ao modelo para detecção das doenças presentes na imagem. Desta forma, a aplicação dispensa a necessidade de conexão com a Internet para seu correto funcionamento, uma característica importante visto a indisponibilidade de conexão em diversas áreas remotas. Uma ilustração dos principais componentes, conexões e softwares pode ser vista na Figura 3.5.

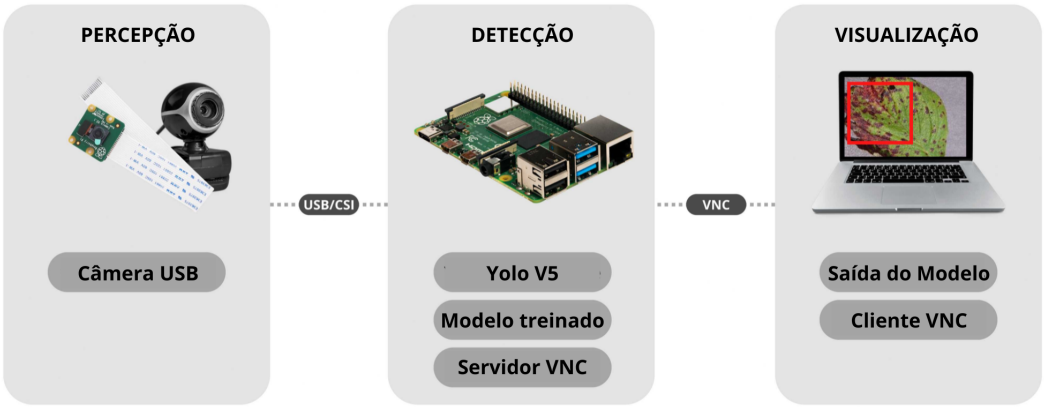


Figura 3.5: *Arquitetura do sistema de visão instalado no nó coletor.*

O sistema especialista desenvolvido é capaz de detectar mudanças fisiológicas presentes nas plantas e frutos para reconhecimento das doenças presentes na plantação. Pois, cada doença causa diferentes mudanças visuais que acabam por indicar a presença da mesma na plantação. Isso se torna relevante uma vez que a correta identificação das doenças por produtores leigos pode ser custosa, necessitando de visitas por especialistas e/ou até mesmo testes laboratoriais. Não apenas, o tempo necessário para monitoramento manual das doenças na plantação cresce a medida que a extensão do plantio aumenta, tornando inviável tal método em plantações de média e grande proporções.

O sistema de detecção de doenças é capaz de detectar sete doenças que acometem o morango. Várias doenças podem ser simultaneamente detectadas no mesmo quadro,

portanto o nome das doenças são apresentadas próximo a caixa delimitadora criada para indicar a localização da doença na imagem. Ademais, uma só planta pode possuir diversas características visuais da mesma doença, sendo assim várias caixas serão exibidas em torno da mesma planta. Duas ou mais doenças também podem ser apresentadas quando um só espécime da planta possuir várias doenças concomitantemente. As doenças detectáveis pelo modelo proposto são apresentadas logo abaixo:

- **Angular Leaf Spot**: Popularmente nomeada de "mancha bacteriana"é uma doença que ocorre na presença de bactérias *Xanthomonas fragariae*. O nome se dá pelas manchas de cor verde claro presentes nas plantas infectadas. O tamanho das manchas aumentam gradualmente no evoluir da doença até tornarem visíveis na folha;
- **Anthracnose Fruit Rot**: Uma doença causada pelos agentes *Colletotrichum fragariae*, *C. acutatum*, e *C. gloeoporioides* que causam uma podridão gradativa do fruto. A presença da doença é favorecida por condições de temperatura e umidade elevadas bem como a presença do agente causador;
- **Blossom Blight**: Doença causada pela presença de fungos nas flores da planta que causam problemas no desenvolvimento dos frutos;
- **Grey Mold**: Doença causada pela presença do fungo *Botrytis cinerea Pers. F.*, também chamado de *Botrytis*. O nome da doença advém do aparecimento de um bolor cinzento ao redor da folha e cálice, podendo futuramente acometer o fruto;
- **Leaf Spot**: Doença causada pela presença de fungos *Mycosphaerella fragariae*, sendo também conhecida como mancha *Mycospherella*. Se trata de uma das doenças mais presentes no morangal no qual os fungos atacam principalmente os folíolos tendo como resultado o aparecimento uma cor púrpura que posteriormente se transforma em uma cor castanha;
- **Powdery Mildew Leaf**: Doença causada pelos fungos *Sphaerotheca macularis* e condições de clima seco e quente. A manifestação pode ser detectada pela aparição de manchas esbranquiçadas na face inferior da folha e descoloração;
- **Powdery Mildew Fruit**: Doença também causada pela presença dos fungos *Sphaerotheca macularis*. Porém, afeta diretamente os frutas e pode ser observado pela presença manchas e descolorimento do fruto;

Alguns requisitos devem ser satisfeitos para que se desenvolva um sistema capaz de detectar e classificar corretamente todas as doenças listadas. Primeiro, uma arquitetura de Rede Neural capaz de detectar objetos e capaz de ser implementada em dispositivos de baixo poder computacional deve ser adotada. Segundo, uma base de dados representativa deve ser desenvolvida ou encontrada para treinamento e teste do mo-

delo. Terceiro, a implementação e validação do modelo em um dispositivo móvel deve ser realizada. Todos estes passos foram concluídos e uma aplicação capaz de detectar doenças no morango desenvolvida.

A arquitetura escolhida para esta tarefa foi a *Yolo v5*. O algoritmo é um algoritmo de aprendizagem profunda que utiliza uma Redes Neurais Convolucionais (*Convolutional Neural Networks*, CNN) para detectar um ou mais objetos presentes na imagem. O algoritmo baseia-se na ideia de que uma CNN pode ser treinada para detectar objetos numa imagem, utilizando um grande número de imagens com objetos conhecidos. A CNN é treinada para detectar objetos através da aprendizagem do reconhecimento de padrões nas imagens. O algoritmo *Yolo* utiliza uma única passagem sobre a imagem para efetuar a localização, detecção e classificação do objeto na imagem. Para isso, o algoritmo divide a imagem numa grelha de células, e para cada célula, prevê o objeto mais provável na célula e a probabilidade de o objeto estar presente. O Yolo foi proposto por Joseph Redmon e Ali Farhadi no seu jornal, "*You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection*"em Junho de 2014 [137].

Sendo assim, o *Yolo* v5 é um sistema de detecção de objetos em tempo real, de última geração. É um algoritmo de aprendizagem profunda que utiliza uma CNN para detectar objetos numa imagem. O algoritmo *Yolo* v5 está dividido em duas partes: a primeira parte prevê a localização de objetos numa imagem, e a segunda parte classifica os objetos. O algoritmo Yolo v5 é capaz de detectar objetos com um elevado grau de precisão, mesmo em cenários difíceis, tais como ambientes com pouca luz ou desorganizados [138].

3.3.3 Aprendizado de Máquina

A Plataforma IoT faz uso de diferentes técnicas de ML para implementar vários recursos a rede de sensores e fazer um melhor uso dos dados coletados. Todos os modelos de ML são executados em paralelo e localmente, dispensando a conexão com a internet para seu funcionamento. Não apenas, os resultados apresentados pelos modelos são salvos dentro de um banco de dados para futuras consultas e apresentados no *dashboard* para o usuário.

Detecção de Valores Atípicos

Além de capturar periodicamente os dados, um sistema de monitoramento deve ser capaz de verificar a integridade dos dados coletados. Pois, problemas presentes nos sensores podem resultar na coleta equivocada de dados que por sua vez apresenta uma situação falsa do ambiente monitorado. A plataforma proposta faz uso de um sistema

de monitoramento para verificação da integridade dos dados, fazendo com que dados de temperatura e umidade incorretos sejam sinalizados.

Para isso, um modelo de detecção de valores atípicos foi desenvolvido e implementado na plataforma. Este modelo recebe todos os dados capturados pelos Nós Sensores de maneira independente. Dessa forma, a correta identificação do problema se torna mais rápida e fácil, visto que cada nó sensor possui seu próprio modelo e resultados. Não apenas, esta forma de operação possibilita um fácil escalonamento do número de sensores presentes na aplicação.

Em estatística, a detecção de valores atípicos é a identificação de itens, observações, ou pontos de dados que não estão em conformidade com as expectativas. Estas detecções são utilizadas em muitos campos, incluindo a ML, mineração de dados e investigação científica. No contexto da ML, a detecção de valores atípicos é a identificação de pontos de dados invulgares num conjunto de treinamento que permite indicar a presença de uma anomalia [139]. A detecção de anomalias externas é importante por várias razões:

- As anomalias podem indicar erros no conjunto de dados [140];
- As anomalias podem indicar a presença de um acontecimento raro [141];
- As anomalias podem indicar a presença de uma fraude [142].

A detecção de anomalias externas é frequentemente utilizada como uma etapa de pré-processamento em várias tarefas de ML, tais como agrupamento e classificação. Na plataforma, a técnica é utilizada como uma etapa de pré-processamento em tempo-real dos dados enviados pelos Nós Sensores. Para detecção de valores atípicos foi desenvolvido um modelo de ML que faz uso da técnica de Florestas Isoladas. O nó sensor pode assim introduzir um quadro de dados e a aplicação identificará quaisquer pontos que estejam localizados mais do que um certo número de desvios padrão longe da média. O usuário pode também determinar o número de ”florestas”a ser utilizado para a detecção de valores atípicos. Uma Floresta Isolada é constituida por diversas árvores de decisão que são utilizadas para identificar pontos que são diferentes do restante dos dados [143].

O modo de funcionamento do sistema é baseado na detecção de valores não esperados. Por exemplo, não é esperado que o clima de uma região tropical apresente temperaturas muito abaixo do tipicamente apresentado. Em contraste, não é esperado que climas frios apresente altas temperaturas. Apesar de possível, estas condições são raras e uma vez que ocorrem são altamente noticiadas pelos recursos de mídia.

Portanto, o modelo a ser implementado precisar ser primeiramente treinado com dados climáticos do local de implementação. Cada área possuí suas características pe-

culiares de temperatura e umidade que devem ser apresentadas ao modelo durante seu desenvolvimento. Assim, o modelo consegue identificar um padrão no comportamento das variáveis e assim detectar valores erroneamente coletados pelos Nós Sensores. O modelo foi construído utilizando a biblioteca *Scikit Learn* e faz a classificação binária (valores típicos (1) e atípicos (0)) dos dados coletados sempre que são entregues ao nó coletor.

Predição da Necessidade de Irrigação

A escolha correta do horário e local de irrigação é fundamental para garantir frutos de qualidade e um bom rendimento durante a colheita. Não apenas, a utilização precisa dos recursos hídricos causa um menor desgaste ao meio ambiente e também um menor gasto para produção de morangos. Portanto, um modelo baseado em ML foi desenvolvido e implementado na plataforma para o monitoramento do sistema de irrigação. O objetivo no desenvolvimento e teste do modelo está na validação do algoritmo RF para predição da necessidade de irrigação, bem como sua aplicabilidade para a cultura do morango.

O sistema foi desenvolvido utilizando a linguagem Python e a biblioteca *Scikit Learn* a fim de executar a classificação binária (necessitando de irrigação (1) e não necessitando de irrigação (0)) dos dados coletados nos locais de monitoramento. Deste modo, cada local monitorado pode ser examinado e controlado de maneira individual pela RSSF. Para fins de monitoramento e irrigação manual, um gráfico em formato de barra foi utilizado para exibir a situação atual do local monitorado. A barra exibirá a cor vermelha caso o local esteja necessitando de irrigação e a cor verde é utilizada para mostrar a situação contrária.

A automação do sistema de irrigação pode ser implementada visto que o modelo tem como saída valores binários. Para isso, os valores resultantes da classificação do local deve ser enviados para um microcontrolador responsável pelo acionamento das válvulas de irrigação. Apesar de possível, o sistema não foi testado na prática. O modelo desenvolvido faz uso apenas das variáveis de temperatura local, umidade ambiente e umidade do solo para fazer a classificação.

A aplicação utiliza o algoritmo Florestas Aleatórias (*Random Forest*, RF) para analisar os dados coletados por sensores e os dados coletados da web para prever a necessidade de irrigação na plantação. As florestas aleatórias são um algoritmo de aprendizagem de máquinas que pertencem à família dos algoritmos de aprendizagem de conjuntos. Os algoritmos de aprendizagem em conjunto são um conjunto de algoritmos de aprendizagem que funcionam combinando as previsões de vários aprendentes indi-

viduais (árvores de decisão) para produzir uma previsão mais precisa. As RF são um tipo particularmente popular de algoritmo de aprendizagem de conjuntos, porque são muito rápidos e precisos. A técnica funciona através da construção de um número de árvores de decisão (a "floresta") e, em seguida, fazendo a média das previsões de todas as árvores individuais. Este processo de cálculo da média ajuda a reduzir a variância das previsões e resulta numa previsão mais precisa [144]. A Figura 3.6 apresenta duas das árvores construídas durante o treinamento do modelo. Com esta abordagem, o conjunto de n-árvores é melhor do que a melhor árvore sozinha. O desenvolvimento do modelo pode ser dividido em três fases: (I) Exploração de dados, (II) configuração de hiper-parâmetros e (III) treinamento.

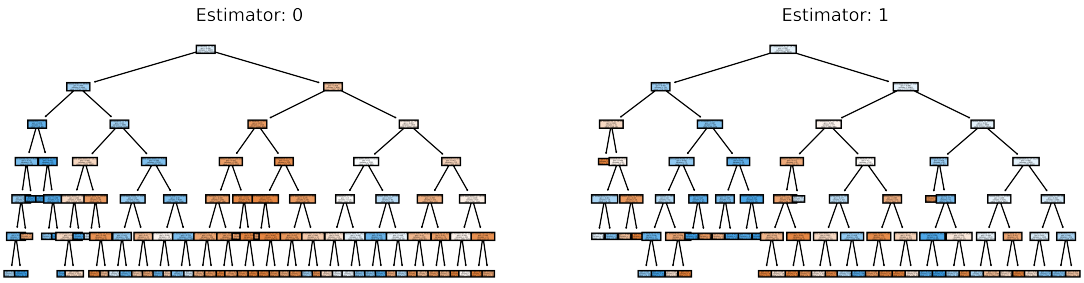


Figura 3.6: *As duas primeiras árvores da floresta aleatória gerada.*

A limpeza de dados é o processo de identificação e limpeza de inexatidões e inconsistências nos dados. Isto pode envolver a identificação e correção de palavras mal erradas, a remoção de entradas duplicadas, e a padronização dos formatos dos dados. O conjunto de dados contém dados de temperatura, umidade, umidade do solo, velocidade do vento e outras variáveis. Todas as características do conjunto de dados não colhidas localmente pela plataforma proposta são excluída. Assim, o conjunto de dados utilizado durante o treinamento do modelo tem um tamanho reduzido. Após as modificações, o conjunto de dados utilizado tem 23995 observações e seis características:

- Umidade do solo (%);
- Temperatura (Cº);
- Índice de calor;
- Velocidade do vento (km/h);
- Umidade do ar (%);
- Pressão atmosférica (kPa).

Os sensores locais capturam dados relacionadas as variáveis umidade do solo, temperatura ambiente, e umidade do ambiente. As outras variáveis são capturadas através

de uma API do *OpenWeatherMap*. O serviço online *OpenWeatherMap* da *OpenWeather Limited*. que oferece dados meteorológicos globais através do API, incluindo dados meteorológicos de locais específicos em tempo real, previsões, projeções, e informação meteorológica histórica.

A segunda fase está relacionada com a configuração dos hiper-parâmetros do modelo. O modelo de RF é construído, treinado utilizando a biblioteca *Scikit-Learn* e exportado com auxilio da biblioteca *pickle*. Algumas configurações devem ser feitas para desenvolver e alcançar um modelo melhor e mais preciso. O número de árvores geradas, a função que mede a qualidade da divisões no modelo, e a profundidade máxima das árvores são configuráveis. Finalmente, um modelo é treinado e as métricas de desempenho são capturadas. Uma divisão dos dados é feita para treinar e testar o modelo. É considerada a fração de 70% do conjunto de dados para a treinamento, enquanto 30% é utilizada para o teste. O treinamento do modelo não requer muito poder computacional e, devido a isso, é possível uma treinamento local.

Após o treinamento, o modelo é exportado, transferido para a placa Raspberry Pi 4B e implementado com auxílio da ferramenta NodeRED para classificação de dados futuros. As classificações são inseridas num gráfico de barras no formato de séries temporais, que mostra ao utilizador quanto tempo a cultura do morango foi sujeita a uma necessidade de irrigação. Os dados relativos às necessidades de irrigação são apresentados em diferentes cores num formato de barra dentro do painel de instrumentos. Por exemplo, verde indica que a cultura não necessita de irrigação, enquanto vermelho indica o oposto. Desta forma, o utilizador pode visualizar e analisar melhor os períodos em que a plantação esteve em condições de escassez de água.

Avaliação do Local de Plantio

A verificação das condições locais da plantação também está implementada na Plataforma IoT, avaliando periodicamente quais as melhores culturas para as condições manifestadas. Isso porque a análise e classificação continua do local de plantação pode apresentar informações de quais plantas o agricultor poderia cultivar no local. Por exemplo, um local utilizado para plantio de morangos pode ser mais indicado para o plantio de milho ou vice-versa. Esta classificação é feita em tempo real e o resultado armazenado em um banco de dados para uma consulta temporal do percentual de tempo que aquele local apresentou ser favorável para cada tipo de planta.

A técnica utilizada para classificação foi a K-Vizinhos mais Próximos (*K-Nearest Neighbor*, K-NN) e é um tipo de algoritmo de aprendizagem supervisionada utilizado para prever a classe de um objeto com base nos seus k vizinhos mais próximos [145]. O

algoritmo primeiro encontra os k vizinhos mais próximos de um objeto, depois prediz a classe da nova observação com base na classe maioritária dos seus vizinhos. K-NN é um algoritmo popular tanto para tarefas de classificação como de regressão e é frequentemente utilizado como um algoritmo de base para comparação com outros algoritmos mais sofisticados. É também um algoritmo relativamente simples de implementar e é frequentemente utilizado em aplicações reais. Ademais, o algoritmo pode ser sensível à escolha de vizinhos (k) e pode ser difícil determinar o melhor valor para k.

Sendo assim, a primeira etapa está na escolha de uma base de dados aplicável à técnica. A base de dados escolhida é pública e de acesso aberto, podendo ser encontrada no site Kaggle [146]. Uma análise exploratória dos dados foi executada para identificar características importantes das variáveis e observações contidas. As principais plantas presentes no dataset são:

- Arroz;
- Milho;
- Grão-de-Bico;
- Feijão roxo;
- Guandu;
- Vigna aconitifolia;
- Vigna radiata;
- Vigna mungo;
- Lentilha;
- Romã;
- Banana;
- Manga;
- Uva;
- Melancia;
- Melão;
- Maçã;
- Laranja;
- Papaia;
- Coco;
- Algodão;

- Juta;
- Café.

Cada planta citada possui suas respectivas características que acabam demandando clima, vitaminas e mineiras específicos. Muitas das vezes estes requisitos não são conhecidos ou torna-se difícil de serem monitorados manualmente. A base de dados apresenta as seguintes variáveis para cada planta: Nitrogênio (N), Fósforo (P), Cálcio (K), Temperatura, Umidade, Potencial Hidrogeniônico (pH) e Pecipitação.

Cada uma destas variáveis foi explorada de modo a verificar quais os requisitos cada planta possuí em relação a cada variável. Posteriormente, gráficos foram criados para demonstrar visualmente as características de cada planta de modo específico, bem como comparar cada uma delas. A Figura 3.7 apresenta os níveis de nitrogênio ideias necessário para um cultivo ótimo.

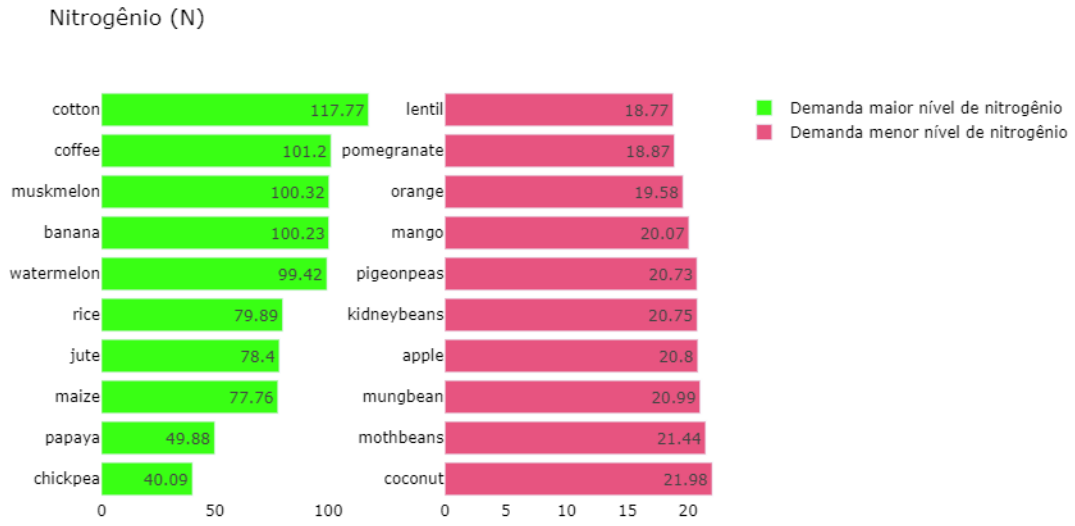


Figura 3.7: *Demanda de nitrogênio por planta segundo a base de dados utilizada.*

O fósforo também é outro mineral essencial para um bom rendimento da plantação. Pois, ele é responsável pela formação de energia, produção de proteínas e crescimento das plantas. Além disso, o fósforo também ajuda na formação de raízes e flores, e é necessário para o desenvolvimento de sementes. O fosforo é absorvido pelas plantas através das raízes, encontrado em solos ricos em matéria orgânica. Por isso, é importante adicionar fosforo ao solo para garantir o crescimento saudável das plantas. A Figura 3.8 apresenta a necessidade de fósforo por cada especie de planta.

O potássio desempenha um papel fundamental no desenvolvimento de qualquer cultura, pois ajuda na absorção de outros nutrientes, como o nitrogênio, o fósforo e

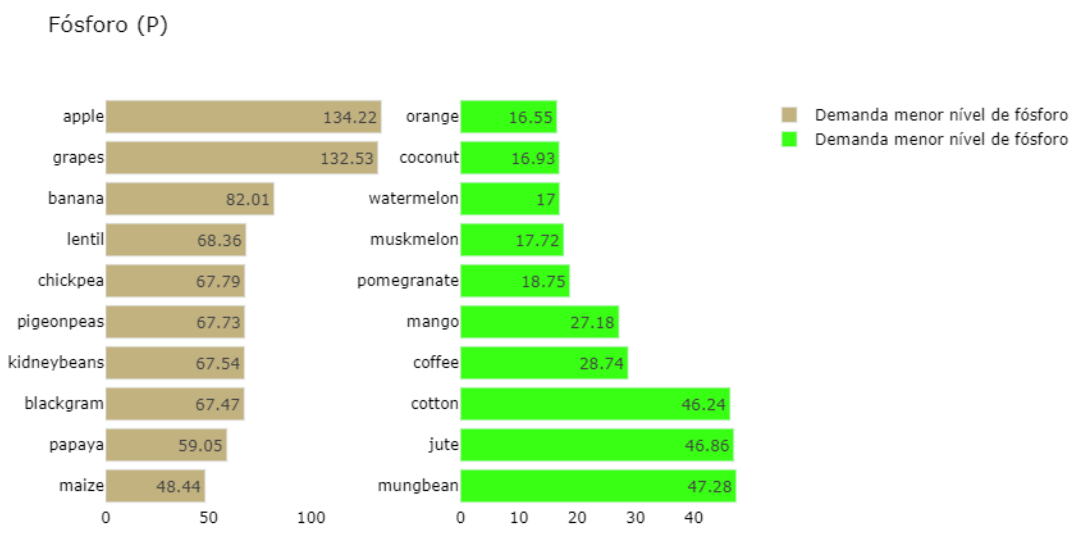


Figura 3.8: *Demanda de Fósforo por planta segundo a base de dados utilizada.*

o cálcio. Por isso, é importante que os agricultores mantenham os níveis de potássio adequados na terra para garantir o crescimento saudável de suas culturas. A Figura 3.9 apresenta os níveis ideias referente a cada cultura.

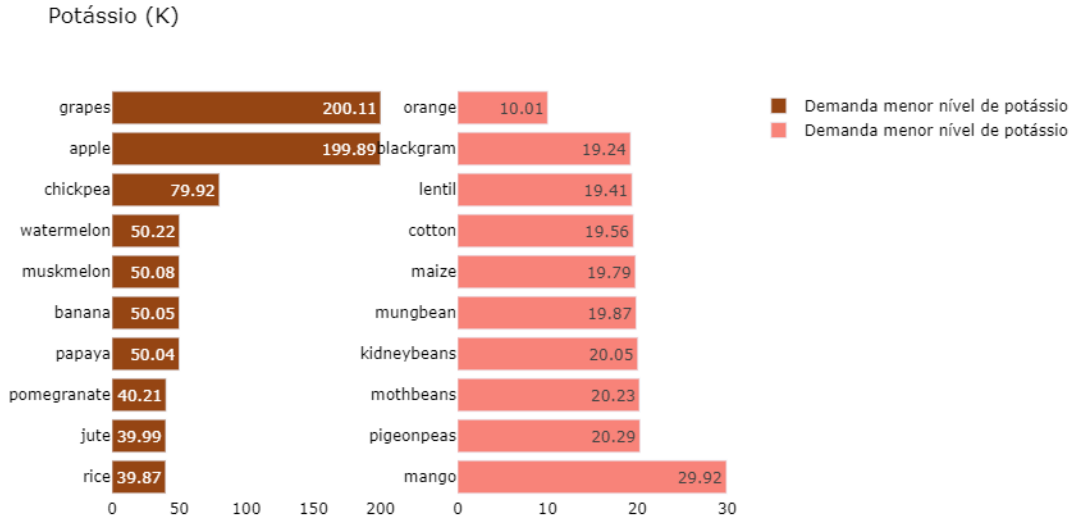


Figura 3.9: *Demanda de Potássio por planta segundo a base de dados utilizada.*

A Figura 3.10 e 3.11 comparam e exibem de maneira gráfica os requisitos de cada uma das culturas presentes na base de dados. O gráfico de barras mostra determinadas cultura possuem maior exigência de nutrientes do que outras. A banana, por exemplo,

tem uma grande exigência por potássio, portanto seria ideal que o solo oferecesse esta condição para plantio ou que o agricultor adicionasse o nutriente ao solo.

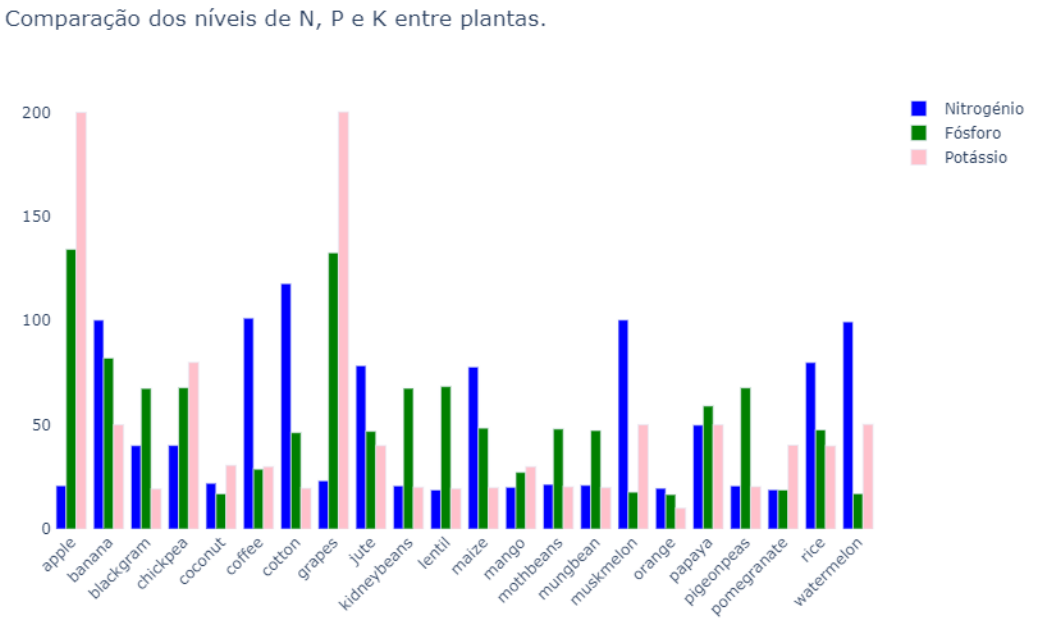


Figura 3.10: *Comparação entre os níveis de Nitrogênio, Fósforo e Potássio demandado por cada planta presente na base de dados.*

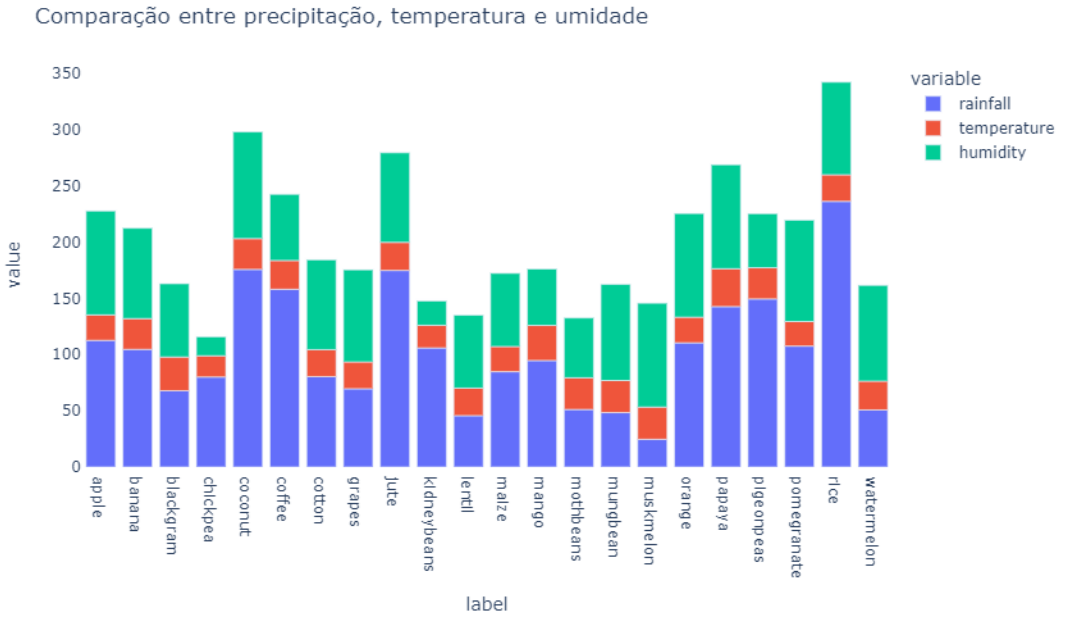


Figura 3.11: *Comparação entre precipitação, temperatura e umidade demandada por cada planta presente na base de dados.*

Apenas as variáveis de umidade e temperatura foram utilizadas para desenvolvi-

mento do modelo proposto devido às limitações de hardware. Porém, a base de dados utilizadas contém diversas outras variáveis que podem/devem ser utilizadas na presença dos respectivos sensores. Desempenhos superiores foram obtidos com o uso de todas as variáveis presentes na base de dados. Porém, a indisponibilidade dos sensores acarretou a exclusão destas variáveis durante o desenvolvimento do modelo final. A Figura 3.12 apresenta as observações contidas na base de dados utilizada.



Figura 3.12: *Plotagem das observações presentes na base de dados.*

A remoção das variáveis traz diversas limitações para o modelo, diminuindo a dimensionalidade das informações para classificação. Os dados coletados pelos Nós Sensores são enviados já na sintaxe JSON através da tecnologia *LoRa* para o nó coletor. Estes dados são posteriormente enviados para a ferramenta NodeRED através do protocolo MQTT. Fica perceptível na Figura 3.12 a sobreposição de diversas observações de temperatura e umidade. Esta sobreposição de observações causa prejuízos a capacidade de classificar determinada cultura, afetando diretamente o desempenho final apresentado pelo modelo. O modelo responsável pela classificação dos dados coletados esta implementado na ferramenta NodeRED. O modelo foi desenvolvido utilizando a biblioteca *Scikit Learn* no ambiente de desenvolvimento Google Colab e posteriormente exportado e transferido para a placa Raspberry Pi 4B. Portanto, não se faz necessário a conexão com a Internet para uso da aplicação. Uma longa distância pode ser alcançada, visto que a comunicação entre os dispositivos presentes na plataforma acontece utilizando a tecnologia *LoRa*. Além disso, a tecnologia consegue distâncias longas utilizando baixa potência, ou seja, reduzindo o consumo energético nos dispositivos.

Capítulo 4

Aplicação e validação da plataforma

A Plataforma IoT descrita e investigada nos capítulos prévios foi fisicamente fabricada e validada em uma plantação real, sendo este capítulo responsável pela apresentação de sua construção e testes. Como a plataforma possui diversas capacidades, cada subcapítulo será dedicado à demonstração dos resultados obtidos. Primeiramente todo o aspecto físico e a construção da plataforma será apresentado junto aos resultados obtidos durante os testes. Os resultados apresentados pelos modelos de aprendizado de máquina são reunidos e apresentados em conjunto. Finalmente, o desempenho obtida na rede *LoRa* proposta também é apresentada.

4.1 Construção da plataforma

O protótipo da Plataforma IoT proposta é constituído por dois dispositivos principais, detalhadamente descritos nos capítulos anteriores. Estes dispositivos foram planejados para serem inseridos na plantação e permanecer em contato direto com variáveis como umidade e temperatura. Isso se torna necessário para capturar com precisão métricas relevantes para a saúde e produtividade da plantação. Porém, este contato direito pode acarretar danos aos componentes eletrônicos presentes nos dispositivos, sendo necessário o desenvolvimento e a construção de um encapsulamento para o hardware.

Esta abordagem permite uma melhor proteção dos dispositivos eletrônicos presentes na plataforma. Não apenas, alguns critérios devem ser atendidos de modo a possibilitar a implantação da solução em cenários reais. O primeiro critério é a redução máxima da necessidade de manutenção periódica nos dispositivos utilizados, pois a distância e a acessibilidade aos nós pode dificultar o processo de manutenção ou troca de sensores, placas ou bateria. O encapsulamento foi desenvolvido de maneira digital

com o auxílio do *software* Fusion 360, uma plataforma de desenvolvimento comumente utilizado para criação de placas de circuitos impressos, o design digital serve como molde para a impressão 3D do encapsulamento utilizado.

A elaboração do design considerou caraterísticas físicas dos sensores e seu modo de operação. Primeiro, a caixa de proteção deve acomodar todos os equipamentos eletrônicos existentes. Deste modo, dois designs foram desenvolvidos visto os diferentes componentes eletrônicos e necessidades específicas de cada nó. O nó sensor deve acomodar e proteger a placa Arduino, módulo *LoRa* e a bateria enquanto possibilita a saída da antena *LoRa* e o posicionamento exterior dos sensores. Os sensores devem permanecer em contato direto com as variáveis de mensuração, evitando possível viés de temperatura gerado pela temperatura dos demais componentes. A caixa de proteção do nó coletor, no que lhe concerne, precisa proteger a placa Raspberry Pi, módulo *LoRa* e a bateria enquanto permite que a câmera consiga registrar imagens das plantas. Para isso, um orifício foi reservado para permitir que a câmera possa estar externamente a caixa de proteção. A Figura 4.1 exibe o design final utilizado na plataforma proposta.

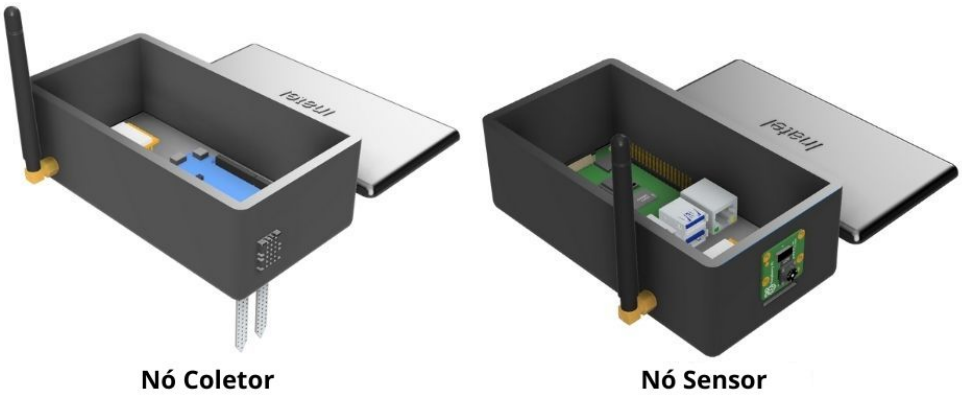


Figura 4.1: *Design 3D das caixas de proteção desenvolvidas para o nó sensor e nó coletor, respectivamente.*

Um aspecto ambiental no projeto a ser considerado é o material utilizado na construção das caixas. Pois a Plataforma IoT foi construída para atender diversos nós sensores de maneira simultânea, permitindo a cobertura de plantações extensas. Porém, tal abordagem pode trazer sérios danos ambientais caso o material escolhido para as caixas não fossem devidamente considerados. Portanto, o material escolhido para o desenvolvimento da plataforma foi o Ácido Polilático (*Polylactic acid*, PLA), um polímero constituído por moléculas de ácido láctico, um ácido orgânico de origem biológica que é obtido a partir de recursos renováveis. Ademais, o PLA é o segundo plástico biodegradável mais produzido devido as suas características químicas

que tornam o plástico estável a variação das temperaturas comumente encontradas no campo. De fato, o PLA pode sofrer deformidades apenas em temperaturas acima de 80°C [147].

O software CURA também foi utilizado, porém, para o fatiamento do design digital e a correta preparação do arquivo de impressão, visto que o CURA é um software de código aberto para fins de fatiamento desenvolvido para impressoras 3D e essencial para configuração da impressão. Por fim, duas caixas especialmente desenvolvidas para os nós sensores e uma para o nó coletor foram impressas. A impressora Ender 3 Pro foi a utilizada para construção final dos designs, sendo que a impressora demandou cerca de 13 horas e 24 minutos para imprimir o corpo da caixa e 5 horas e 46 minutos para imprimir a tampa da caixa do nó sensor. Enquanto a caixa do nó coletor requereu cerca de 13 horas e 45 minutos para a corpo e a 5 horas e 46 minutos para a tampa. Ao todo, foram necessárias 57 horas e 51 minutos para o término das três caixas de proteção. A Figura 4.2 apresenta o resultado.



Figura 4.2: *Caixas de proteção devidamente impressas para o nó sensor e nó coletor, respectivamente.*

4.2 Visão Computacional

A aplicação de CV foi validada em dois momentos, durante o treinamento do modelo e durante a aplicação da plataforma em uma plantação real de morangos. Durante o treinamento do modelo diversas métricas referentes ao desempenho foram capturadas, dentre elas:

- **Precisão Média**: A métrica apresenta a média da precisão média, sendo representada pela área abaixo da curva.
- **Precisão**: Relação de todas as classificações pelo modelo com as corretas. Em geral, é utilizada em situações em que os falsos positivos têm mais peso do que

os falsos negativos;

$$Precisão = \frac{VP}{VP + FP} \tag{4.1}$$

- **Recall**: Relação entre todos os verdadeiros positivos pela soma dos verdadeiros positivos e falsos negativos. É como a precisão mas utilizada em situações em que os falsos negativos são considerados mais nocivos do que os falsos positivos;

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{4.2}$$

- **Acurácia:** Fala sobre o desempenho geral do modelo, sendo a relação do correto por todas as classificações feitas pelo modelo. A exatidão é um bom sinal geral do desempenho do modelo.

$$Acurácia = \frac{VP + VN}{VP + FP + VN + FN} \tag{4.3}$$

Alguns parâmetros foram configurados e o treinamento concluído com êxito para o desenvolvimento de um modelo satisfatório de detecção de objetos. O número de épocas e tamanho do lote devem ser configurados para determinar a duração e execução do processo de treinamento. O tamanho do lote define o número de amostras a serem trabalhadas antes do ajuste dos parâmetros do modelo. As épocas estão relacionadas ao controle do número de passagens completas do modelo através do conjunto de dados do treinamento. Além disso, a Yolo v5 oferece diversos tamanhos de peso que afetam o desempenho e a precisão do modelo. As épocas são fixadas em 100 e o tamanho do lote em 16 para o modelo Yolov5 proposto. Isto porque o Google Colab limita, em seu modo gratuito, o uso do servidor e esta configuração evita erros de desconexão com o servidor durante a etapa de treinamento. Além disso, o tamanho do peso do modelo Yolo v5 é alterado iterativamente durante o treinamento. A figura 4.3 apresenta os tamanhos de peso disponíveis para o treinamento do modelo. Em suma, Yolov5n e Yolov5s apresenta maior velocidade, mas baixa precisão. Em contraste, Yolov5m, v5l e v5x têm menos velocidade, mas mais precisão do que outros.

As métricas foram monitoradas durante o treinamento e teste do modelo durante todo o desenvolvimento do modelo final. Para tal, o banco de imagens utilizado foi dividido em duas partes, sendo uma para o treinamento equivalente a 70% do número total de imagens e o restante para o teste. Essa abordagem permite que o modelo seja testado com imagens ainda não utilizadas em seu treinamento, exibindo um desempenho mais próximo de um cenário real. Em resumo, durante o treinamento todos os

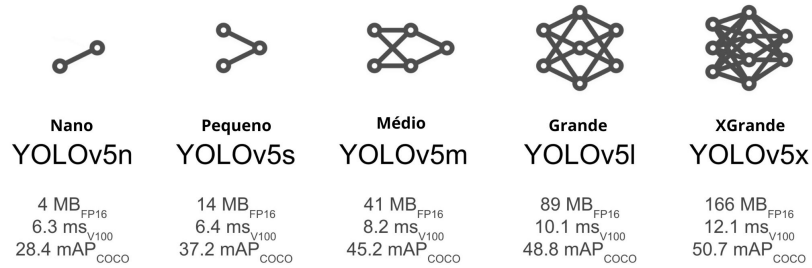


Figura 4.3: *Tamanhos de pesos disponíveis na arquitetura Yolo v5 [148].*

modelos com diferentes configurações de pesos apresentaram desempenhos semelhantes como mostrado na Tabela 4.1.

Tabela 4.1: *Resultados apresentados pelo modelo durante a etapa de treinamento.*

Pesos	mAP 0.5	mAP 0.5:0.95	Precisão	Acurácia	*Recall*
Yolo v5s	0.9465	0.687	0.872	0.907	0.9123
Yolo v5m	0.9642	0.768	0.909	0.902	0.9286
Yolo v5l	0.967	0.766	0.916	0.937	0.9295
Yolo v5x	0.975	0.771	0.920	0.954	0.9524

A variação do desempenho apresentado não justifica o uso de pesos maiores, pois também diminuirá a taxa de quadros. Não apenas, o uso de pesos maiores aumentará o espaço ocupado no dispositivo. Sendo assim, o Yolo v5s foi o escolhido para a Plataforma IoT proposta e utilizado nos testes posteriores. O modelo também apresentou resultados satisfatórios durante a etapa de teste, obtendo uma Precisão média de 78,7%, acurácia de 92,8%, *Recall* de 90,0% e F1-Score de 76,0%, estando estes resultados ilustrados na Figura 4.4. A matriz de confusão obtida durante o teste também indica boa capacidade do modelo em distinguir entre as diversas doenças presentes nas imagens. Porém, uma das classes (Angular Leafspot) apresenta um desempenho inferior quando comparada com as demais classes. A Figura 4.5 exibe o desempenho do modelo na classificação de cada doença.

O desempenho inferior da classe Angular Leafspot foi investigado de maneira mais profunda afim de encontrar e corrigir a(s) causa(s) e melhorar as métricas apresentadas. Em um primeiro momento a ferramenta Gradient-weight Class Activation Map (GRAD-Cam) foi considerada, pois possibilita observar visualmente quais as áreas e características mais relevantes na imagem para o modelo na classificação final. Para isso, a técnica exibe um mapa de calor exibindo quais as áreas mais relevantes. A Figura 4.6 exibe um exemplo de uma detecção e classificação correta feita pelo modelo.

É possível de se notar uma diferença entre as regiões de interesse quando comparado com outras classes que obtiveram uma melhor pontuação nas métricas. As regiões

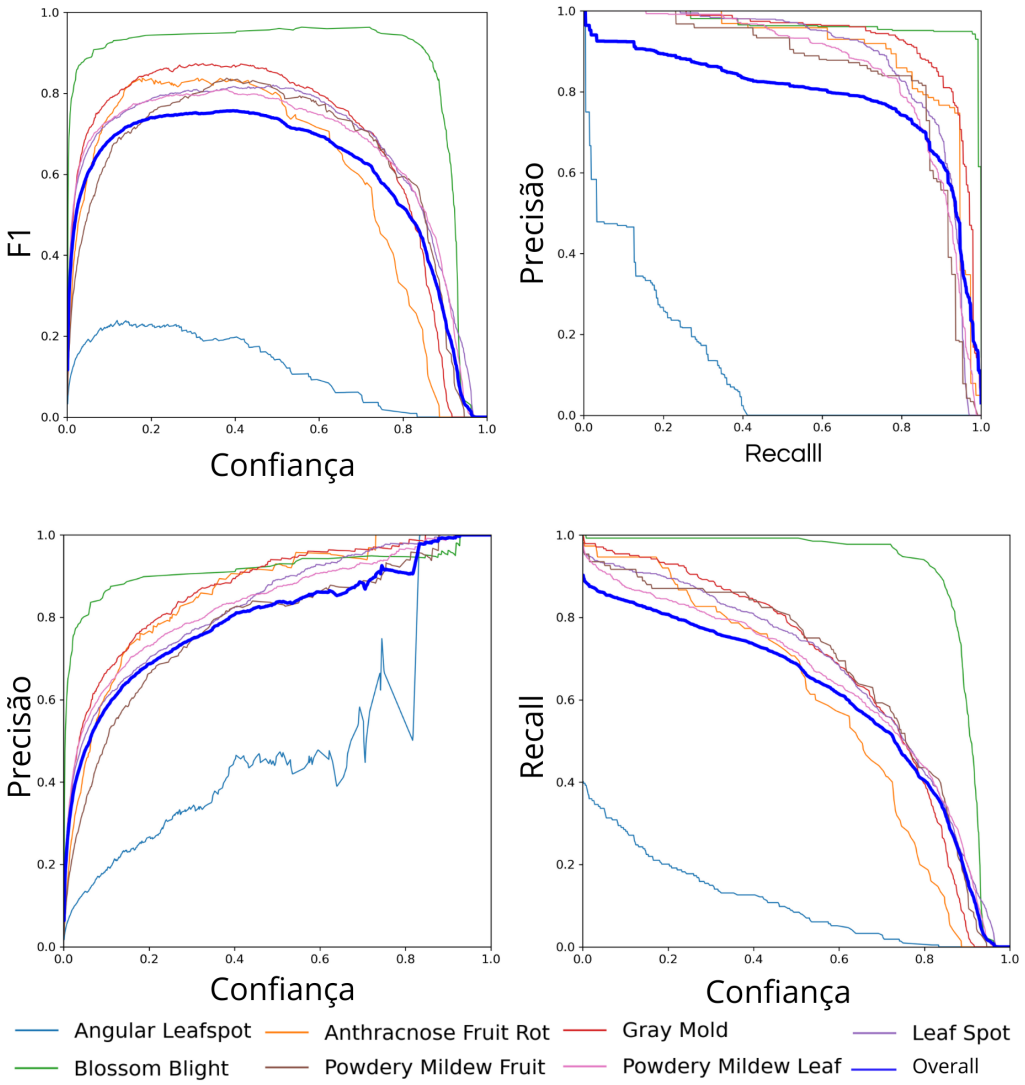


Figura 4.4: *Gráficos das métricas capturadas durante o teste do modelo.*

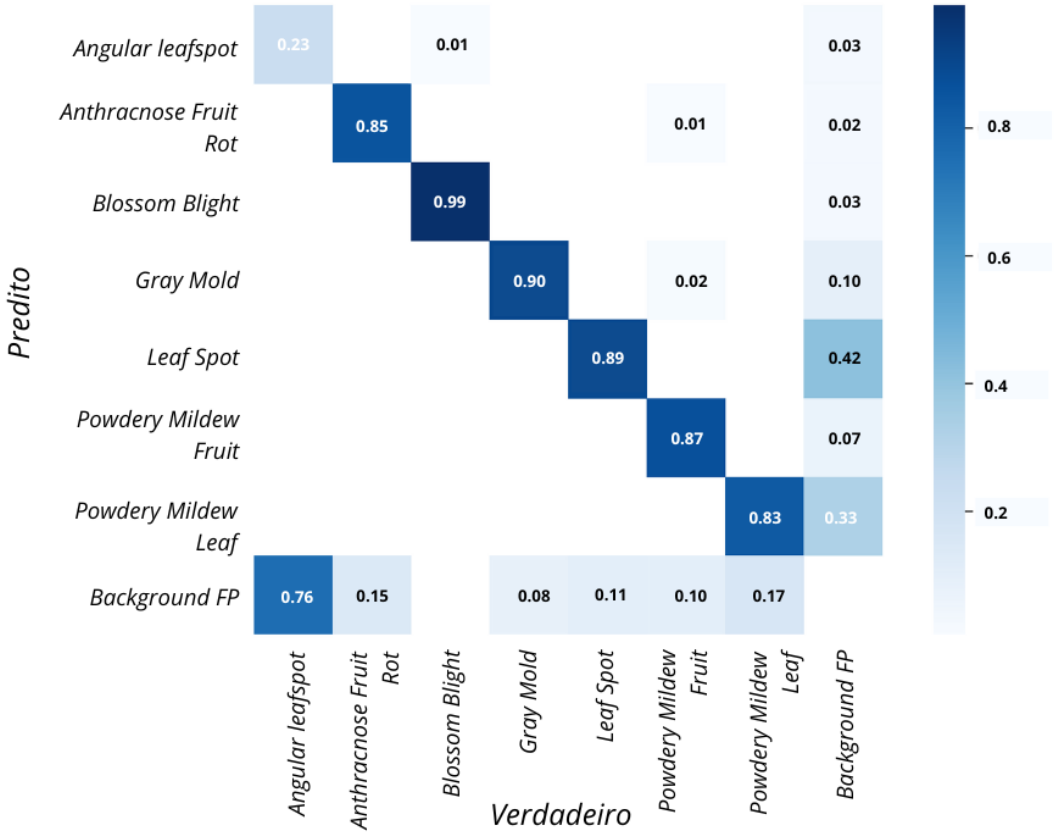


Figura 4.5: *Matriz de confusão obtida durante a etapa de teste.*

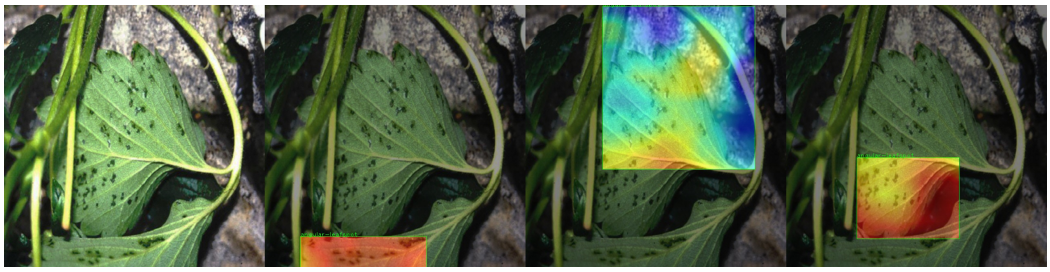


Figura 4.6: *Principais regiões de interesse apresentados pela técnica GRAD-Cam para a classificação da doença Angular Leafspot.*

de interesse para o modelo na classificação da doença *Angular Leafspot* está relacionada a características fisiológicas causadas pela doença na planta e ao mesmo tempo a elementos irrelevantes para o diagnóstico correto da doença. Pois, como ilustrado na Figura 4.7, a classificação da doença Powdery Mildew Fruit teve como principais regiões de interesse as características visuais de podridão presentes na fruta.

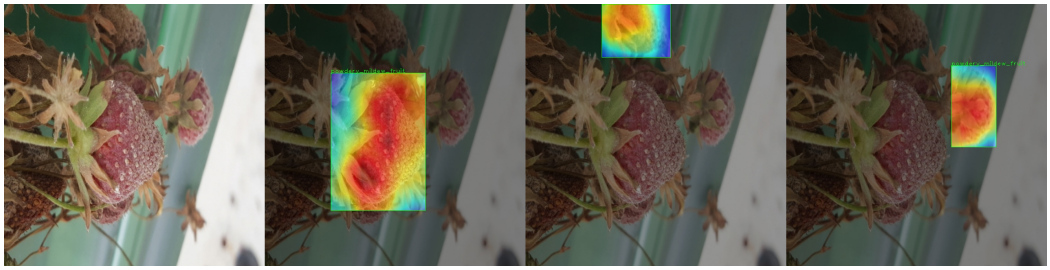


Figura 4.7: *Principais regiões de interesse apresentados pela técnica GRAD-Cam para a classificação da doença Powdery Mildew Fruit.*

Uma análise exploratória também foi efetuada no banco de imagens utilizado visando contabilizar a quantidade de imagens para cada classe presente e utilizada para treinamento do modelo. Pois o problema de desbalanceamento no desempenho entre classes do modelo pode estar relacionado com desbalanceamento das amostras de cada classe fornecidas ao modelo durante a etapa de treinamento. Porém, apesar de haver um desbalanceamento na quantidade de imagens utilizadas para treinamento do modelo, a classe Angular Leafspot é a terceira com maior número de amostras entre as demais. Não apenas, a classe Powdery Mildew Fruit com apenas 52 amostras de treinamento apresenta uma boa capacidade de discernir entre as características mais relevantes da doença e elementos irrelevantes na imagem. A Tabela 4.2 apresenta a quantidade de imagens utilizadas em cada classe para treinamento do modelo. Devido a estas inconsistências, estudos futuros com novas imagens e parâmetros de treinamento devem ser realizados afim de melhorar o desempenho da classe.

Tabela 4.2: *Quantidade de imagens por classe utilizadas para treinamento do modelo.*

Classe	Quantidade de imagens
Angular Leafspot	245
Anthracnose Fruit Rot	52
Blossom Blight	117
Gray Mold	255
Leaf Spot	382
Powdery Mildew Fruit	80
Powdery Mildew Leaf	318

Adicionalmente, um teste que visa avaliar o desempenho do modelo em diferentes condições de iluminação também foi realizado. Pois, a aplicação foi desenvolvida

para ser implementada e executada nos mais diversos cenários onde as condições de luz podem variar ao longo do tempo. Para isso, um algoritmo em Python que usa a biblioteca *OpenCV* foi desenvolvido com o intuito de alterar igualmente o perfil de brilho de todas as imagens. Por conseguinte, cinco novos banco de imagens com diferentes perfis de brilho foram criados. A Figura 4.8 ilustra a porcentagem de escuridão de cada banco de imagens criado.



Figura 4.8: *Diferentes condições de brilhos provenientes da adição de escuridão nas imagens.*

As novas imagens geradas foram apresentadas ao modelo para validação de seu desempenho em diferentes condições de iluminação. Contudo, o modelo foi incapaz de detectar doenças em iluminação com níveis de escuridão acima de 40%. Evidentemente, o modelo desenvolvido e implementado deve ser capaz de detectar doenças na plantação mesmo em condições escassas de iluminação, apesar de a aplicação não ter como objetivo fazer a detecção de doenças no período noturno. A Figura 4.9 apresenta as detecções feitas em uma mesma imagem, porém em diferentes condições de iluminação.



Figura 4.9: *Detecções de doenças em diferentes condições de brilho.*

Um novo treinamento foi feito de modo a mitigar a incapacidade do modelo de detectar doenças em condições de baixa iluminação. Esse retreinamento foi iniciado a partir dos pesos já gerados e utilizando como conjunto de treinamento apenas as novas imagens geradas em diferentes condições de brilho. Como resultado, o modelo conseguiu detectar todas as doenças presentes nas imagens, mesmo em condições de baixa iluminação. A Figura 4.10 apresenta as detecções feitas pelo modelo após o retreinamento.



Figura 4.10: *Detecções de doenças em diferentes condições de brilho após o retreinamento do modelo com as novas imagens.*

Outro fator ambiental que pode reduzir a capacidade do modelo em detectar corretamente as doenças é a mudança na tonalidade e contraste das imagens nas diferentes horas do dia. Pois, tanto a iluminação, contraste e tonalidade nas imagens apresentadas ao modelo sofrerão consideráveis mudanças ao depender do horário de captura. Portanto, um teste foi desenvolvido e executado a fim de verificar a capacidade do modelo em detectar as doenças em diferentes momentos do dia. As imagens foram capturadas manualmente em uma plantação em 4 horários distintos: 5:00 PM, 2:00 PM, 9:00 AM e 7:00 AM. A escolha destes horários se deu pela disponibilidade de acesso à plantação durante o dia.

Pela manhã as condições de iluminação não são favoráveis para o modelo, apresentando baixa luminosidade que acaba por afetar diretamente o desempenho do modelo. Porém, as 9:00 AM as condições ambientes auxiliam o modelo com alta iluminação, acabando por aumentar a capacidade do modelo em detectar as doenças. Às 14:00 a alta presença de iluminação solar e o alto contraste nas sombras acabam por diminuir a capacidade de detecção do modelo. Não apenas, a presença de falsos positivos nas detecções é ligeiramente aumentada, sinalizando doenças em plantas saudáveis. Por fim, às 5:00 PM o por-do-sol acaba por causar um impacto significante no desempenho do modelo, diminuindo drasticamente sua capacidade de detecção. Isso se dá pelo fato da presença abundante da cor amarela na tonalidade das imagens. A Figura 4.11 apresenta o desempenho do modelo em diferentes horários do dia.

Ademais, é necessária uma análise de desempenho da placa durante a execução das funcionalidades propostas na plataforma. Visto que o modelo é executado na borda, ou seja, recorre ao poder computacional disponível no Raspberry Pi 4B para execução das funcionalidades. Para tal, foi elaborado uma avaliação de desempenho da placa para averiguação do consumo de memória, processamento e taxa de quadros apresentado pela aplicação de CV durante sua execução.

O monitoramento das principais métricas de desempenho do modelo e da placa se deu pela coleta manual de dados em intervalos de 1 minuto durante um tempo total de 1

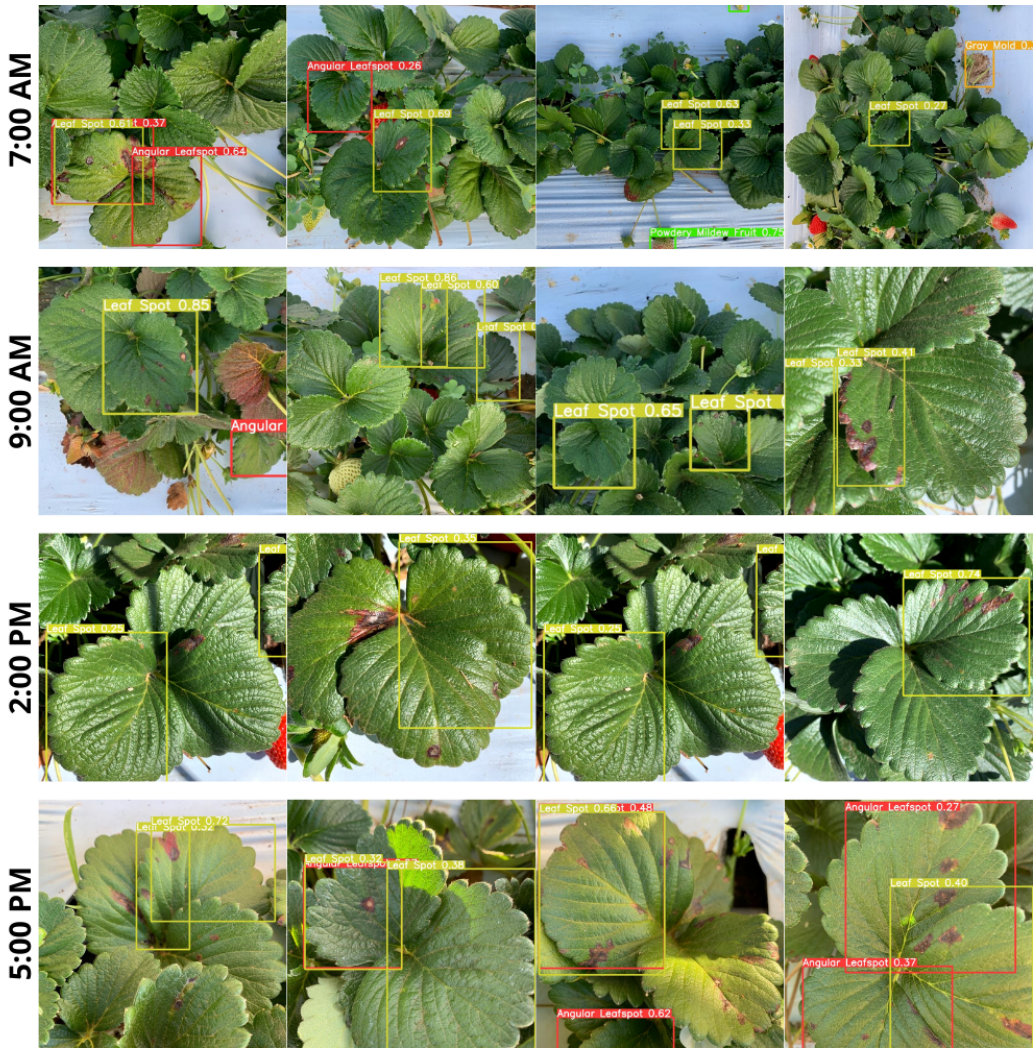


Figura 4.11: *Detecções de doenças em diferentes condições de brilho após o retreinamento do modelo com as novas imagens.*

hora. Estes dados foram sendo armazenados dentro de uma tabela estruturada e posteriormente convertidos para o formato *Comma-separated values* (CSV). Para plotagem e análise dos dados coletados foi utilizado a linguagem Python junto a biblioteca *Matplotlib*. A taxa de quadros, no que lhe concerne, é obtida através da Equação 4.4. A Figura 4.12 exibe em detalhes o desempenho da placa durante a execução do modelo.

$$TaxaDeQuadros = \frac{1}{TempoDeProcessamento}(seg) \tag{4.4}$$

Os resultados obtidos evidenciam algumas possíveis melhorias de hardware no nó coletor. Primeiro, a placa manteve uma temperatura de 85°C durante todo o período de teste, sendo que a presença de temperaturas elevadas durante longo períodos diminuí o tempo de vida do dispositivo. Neste caso, dissipadores ativos de calor como ventoinhas devem ser implementados e testados em estudos futuros. Outra melhoria a ser pensada refere-se a taxa de quadros apresentado pelo modelo de uma média de 0.4 quadros por segundo, consequência do alto tempo de processamento das imagens capturadas. Para isso, o uso de placas com maior poder computacional como a NVIDIA Jetson Nano pode ser uma alternativa a placa Raspberry Pi 4B. Pois, o uso de um maior poder computacional pode ocasionar uma redução na temperatura média e também uma melhora na taxa de quadros do modelo.

4.3 Aprendizado de Máquina

A Plataforma IoT usa diversas técnicas de ML para detecção de valores atípicos, avaliação das condições locais e de irrigação. Para isso, vários modelos são desenvolvidos tendo em comum a biblioteca *Scikit Learn* e a ferramenta *NodeRED* para funcionamento. Primeiramente a biblioteca *Scikit Learn* foi utilizada durante o desenvolvimento, treinamento e teste dos modelos. Já a ferramenta NodeRED foi utilizada para execução do modelo na borda, possibilitando que as aplicações sejam executadas em paralelo e classifique as informações capturas pelos nós sensores de maneira autônoma.

Cada subseção é responsável pela apresentação de uma técnica em particular, bem como os resultados e métricas obtidas durante o desenvolvimento.

4.3.1 Predição da necessidade de irrigação na plantação

O modelo de predição da necessidade de irrigação na plantação foi desenvolvido através de uma técnica de ensacamento chamado de RF. Também conhecido como

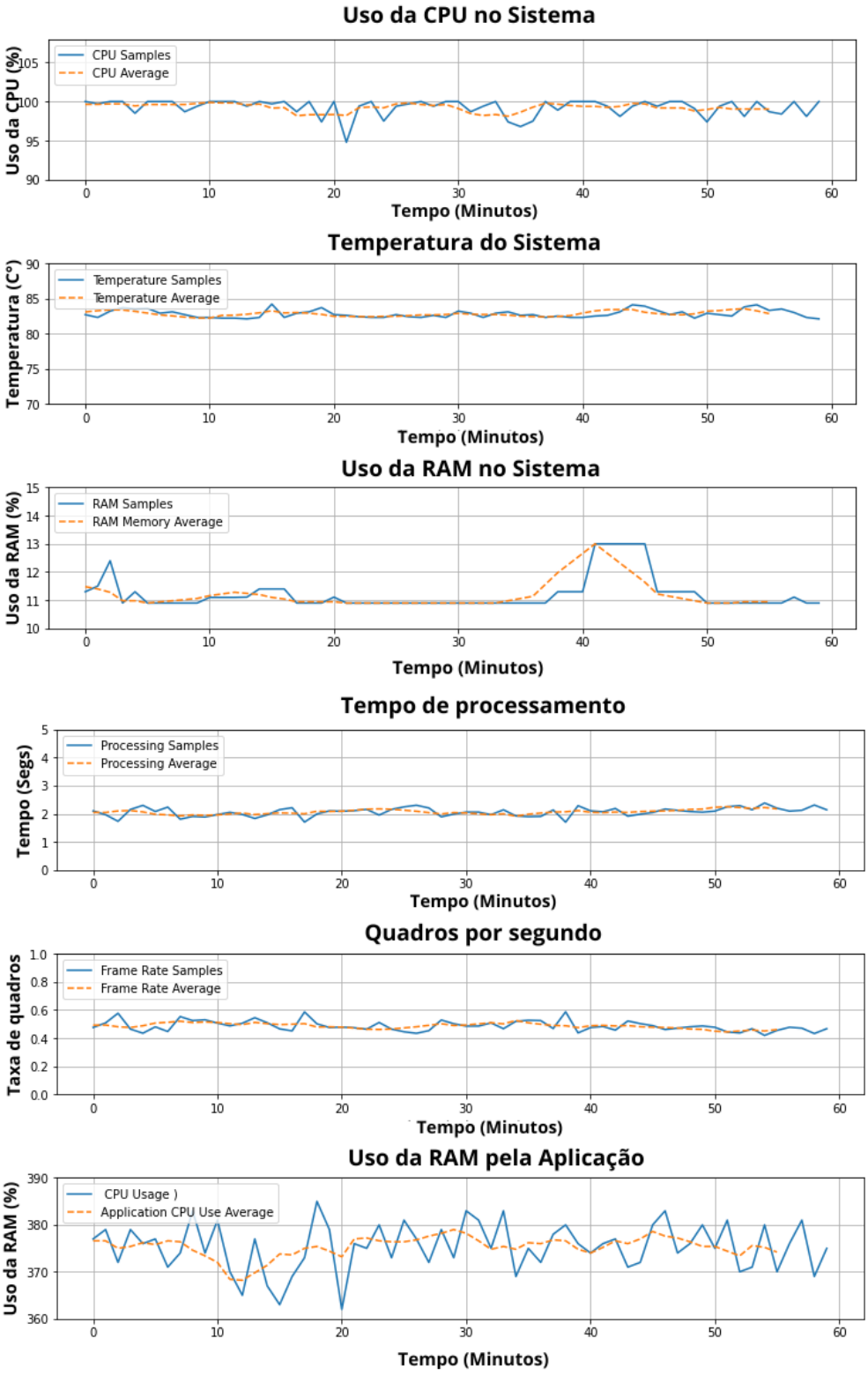


Figura 4.12: *Resultados obtidos durante a avaliação de desempenho da placa.*

agregação, o ensacamento visa o aprimoramento do desempenho de algoritmos de ML. Para isso, a técnica visa a combinação e o uso de diversos modelos no processo de classificação, considerando que o resultado de todas as árvores juntas é melhor que a melhor das árvores sozinha [144].

O modelo final foi validado através da métrica Área Sob a Curva ROC (*Area Under the Curve*, AUC) que mensura e apresenta a capacidade do modelo em distinguir e classificar corretamente todas as classes presentes na base de dados. Deste modo, quanto maior o resultado apresentado, maior a capacidade do modelo em distinguir entre as classes. A curva ROC e utilizada para indicar a capacidade do modelo de discriminar entre duas ou mais classes. A curva ROC tem uma forma em ”U”invertido, sendo que o topo da curva apresenta o maior poder discriminatório do modelo. Em contraste, a parte inferior da curva demonstra um menor poder de discriminação do modelo [149]. O modelo proposto apresentou uma métrica AUC de 77,1%, sendo assim o modelo possui uma capacidade satisfatória de classificação. A Figura 4.13 apresenta o gráfico gerado.

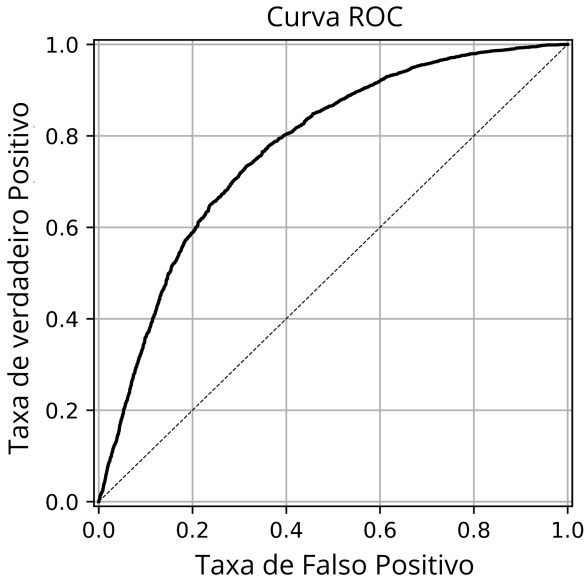


Figura 4.13: *Plotagem da curva ROC apresentada pelo modelo desenvolvido.*

4.3.2 Análise e classificação do ambiente para cultivo

A análise e classificação do ambiente para o cultivo de diversas culturas também foi desenvolvido e implementado usando a técnica K-NN. O algoritmo K-NN é uma técnica de aprendizado supervisionado que utiliza um conjunto de dados para aprender padrões e posteriormente classificar novos exemplos. Os dados coletados pelos nós sensores serão os novos exemplos apresentados periodicamente ao modelo. Isso

porque o ambiente e as condições influenciam a plantação de várias formas. Por exemplo, as condições do solo influenciam a capacidade da terra de fornecer nutrientes às plantas. De modo análogo, a quantidade de água disponível no solo também afeta a plantação, uma vez que as plantas precisam de água para crescer. Por fim, a incidência de luz solar e a temperatura do ambiente são outras variáveis ambientes que também afetam a plantação.

Para validar um algoritmo K-NN é necessário avaliar a eficiência do algoritmo em um conjunto de dados reais. O algoritmo deve ser capaz de identificar corretamente as classes em que as novas observações são pertencentes. Além disso, é necessário verificar se o algoritmo consegue gerar um bom resultado mesmo quando os dados não estão completos ou são inconsistentes e/ou incorretos. Porém, no último caso outro modelo de ML também implementado na plataforma é responsável pela identificação dos valores atípicos apresentados pelos nós sensores.

O desempenho do modelo foi validado através das seguintes métricas: (I) Precisão, (II) *Recall* e (III) *F1-Score*. As métricas de Precisão e *Recall* são construídas a partir de variáveis que mensuram o grau de assertividade do modelo. Estas variáveis são denominadas (I) Verdadeiro Positivo (VP), Verdadeiro Negativo (VN), Falso Positivo (FP) e Falso Negativo (FN). Os verdadeiros positivos são amostras que são corretamente identificadas como melhor local para plantio. Os falsos positivos são amostras que são incorretamente identificadas de mesmo modo. Os verdadeiros negativos são amostras que são corretamente identificadas e falsos negativos são amostras que são incorretamente identificadas como melhor local para plantio.

A precisão é uma medida de qualidade de um algoritmo de ML e apresenta o grau de conformidade do algoritmo com os dados de entrada, ou seja, é a quantidade de erros que o algoritmo comete em relação à quantidade de dados corretos. Portanto, calcula a taxa de acerto de um modelo de sendo calculada dividindo o número de vezes que o modelo acertou o resultado pelo número de tentativas.

$$\textit{Precisão} = \frac{VerdadeirosPositivos(VP)}{VerdadeirosPositivos(VP) + FalsosPositivos(FP))}$$

O Recall em sistemas de AI é uma métrica usada para medir a precisão da capacidade de um sistema de detectar e identificar um objeto ou classe de objetos desejada. É calculada dividindo o número de objetos corretamente identificados pelo número verdadeiros positivos somados ao número de falsos negativos apresentado.

$$Recall = \frac{VerdadeirosPositivos(VP)}{VerdadeirosPositivos(VP) + FalsosNegativos(FN)}$$

O *F1-Score* é uma métrica usada em AI para medir a precisão de um sistema de classificação. É uma média ponderada da precisão e do *Recall* apresentados pelo sistema, onde os pesos são o inverso das taxas de falsos positivos e falsos negativos.

$$F1\ Score = \frac{2 * Precisão * Recall}{Precisão + Recall}$$

As métricas foram utilizadas para demonstrar como que o modelo classificava cada uma das 22 classes presentes na base de dados. A tabela 4.3 apresenta o desempenho do modelo em relação as classes. Afim de auxiliar a visualização do resultado pelo leitor, as métricas acima de 80% foram destacadas.

Tabela 4.3: *Pontuação de cada classe presente na base de dados de forma individual.*

	Precision	Recall	F1-Score
Arroz	0.67	**0.91**	0.77
Milho	0.29	0.28	0.29
Grão-de-Bico	0.76	**0.86**	**0.81**
Feijão roxo	**0.88**	**1.00**	**0.94**
Guandu	**0.80**	0.67	0.73
Vigna aconitifolia	0.43	0.53	0.47
Vigna radiata	0.50	0.45	0.48
Vigna mungo	**1.00**	0.59	0.74
Lentilha	0.46	0.24	0.32
Romã	**1.00**	**0.90**	**0.95**
Banana	0.38	0.56	0.45
Manga	0.50	0.30	0.37
Uva	0.50	**0.94**	0.65
Melancia	0.75	0.38	0.50
Melão	**0.83**	0.79	**0.81**
Maçã	0.78	**0.96**	**0.86**
Laranja	0.78	0.47	0.58
Papaia	0.67	0.57	0.62
Coco	**1.00**	0.21	0.35
Algodão	0.75	0.52	0.62
Juta	0.17	0.46	0.25
Café	0.35	0.63	0.45

Através do desempenho individual de cada classe apresentado na Tabela 4.3 fica perceptível a necessidade de uma maior dimensionalidade nos dados para treinamento do modelo. Pois, apesar do modelo apresentar uma boa capacidade para classificação

de locais para cultivo de feijões, romã e laranja ele não classificar de maneira correta a maior parte das culturas presentes na base de dados. Portanto, novos sensores devem ser acoplados e novos modelos desenvolvidos afim de melhorar o desempenho do modelo.

4.3.3 Detecção de valores atípicos

A qualidade dos dados capturados pelos sensores são de fundamental importância para análise e uso dos mesmos. Sendo assim, um modelo de detecção de valores atípicos pelos sensores. Considera-se valor atípico todo aquele que não apresenta características dentro da normalidade dos valores esperados. Por exemplo, valores de temperatura ambiente maiores que 80 ºC e valores de umidade acima de 100% ou abaixo de 0%.

As principais variáveis existentes nesta base de dados são temperatura e umidade, as mesmas capturadas pelos nós sensores da Plataforma IoT. Porém, não continha na base de dados valores atípicos para utilização no treinamento e teste do modelo. Sendo assim, um algoritmo em Python foi desenvolvido para gerar os valores atípicos de temperatura e umidade. Esse algoritmo recorre a uma função de distribuição uniforme parar gerar N valores específicos para temperatura e N valores específicos para umidade. Isso se faz necessário uma vez que as duas variáveis descrevem condições distintas e estão em grandezas diferentes. Ademais, os novos dados de temperatura seguem uma função uniforme e estão dentro de um intervalo de 0 a 50, enquanto os valores de umidade estão dentro de um intervalo de 0 a 100. A geração destes valores considera o clima no qual a aplicação será implementada, pois a temperatura do local de monitoramento varia entre 10°C a 30°C, enquanto a umidade oscila em um intervalo de 20% a 100%. Fazendo com que um retreinamento do modelo em uma nova base de dados e diferentes configurações são necessários caso a Plataforma IoT seja implementada em regiões de climas diferentes do testado.

Os dados gerados foram posteriormente inseridos na base de dados, logo após foi feita uma divisão dos dados em conjunto de treinamento e teste, sendo 80% das amostras utilizadas para treinamento e 20% utilizadas para teste do modelo. Dois gráficos foram gerados usando a biblioteca *matplotlib* para ilustrar os valores esperados, valores atípicos e também a distribuição das observações das variáveis de temperatura e umidade. A Figura 4.14 exibe o gráfico um gráfico de dispersão onde as amostras de temperatura são plotadas em relação ao tempo, enquanto a Figura 4.15 exibe o gráfico de dispersão das amostras de umidade.

O treinamento e exportação do modelo foram a próxima etapa após a finalização da

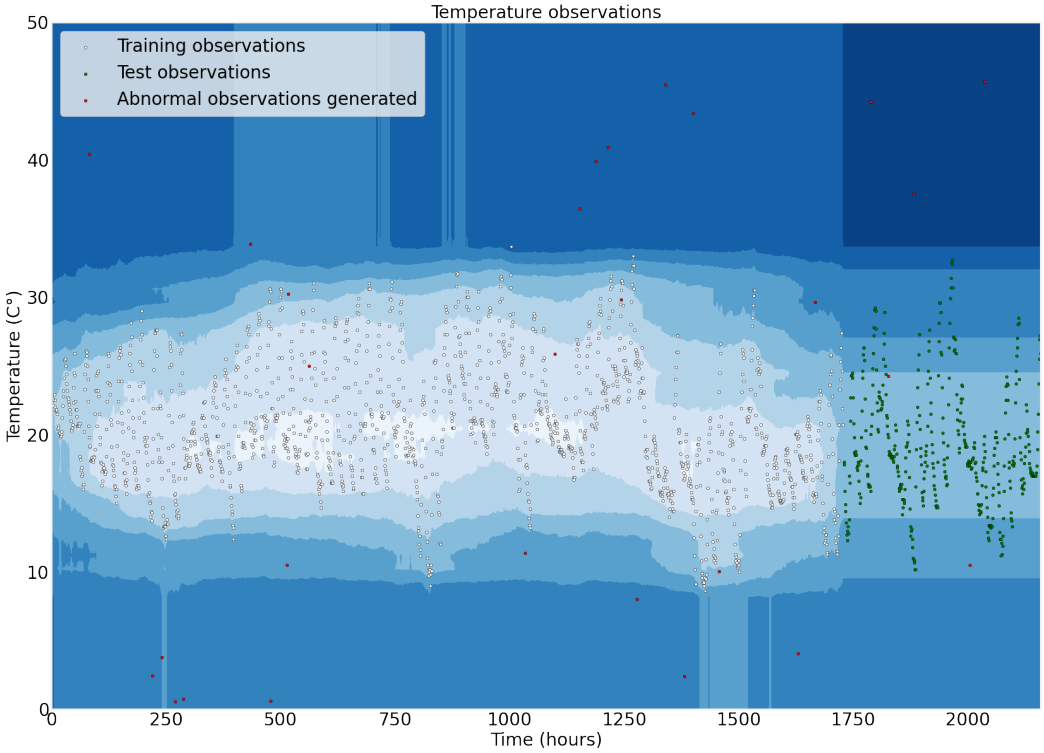


Figura 4.14: *Principais regiões de interesse apresentados pela técnica GRAD-Cam para a classificação da doença Powdery Mildew Fruit.*

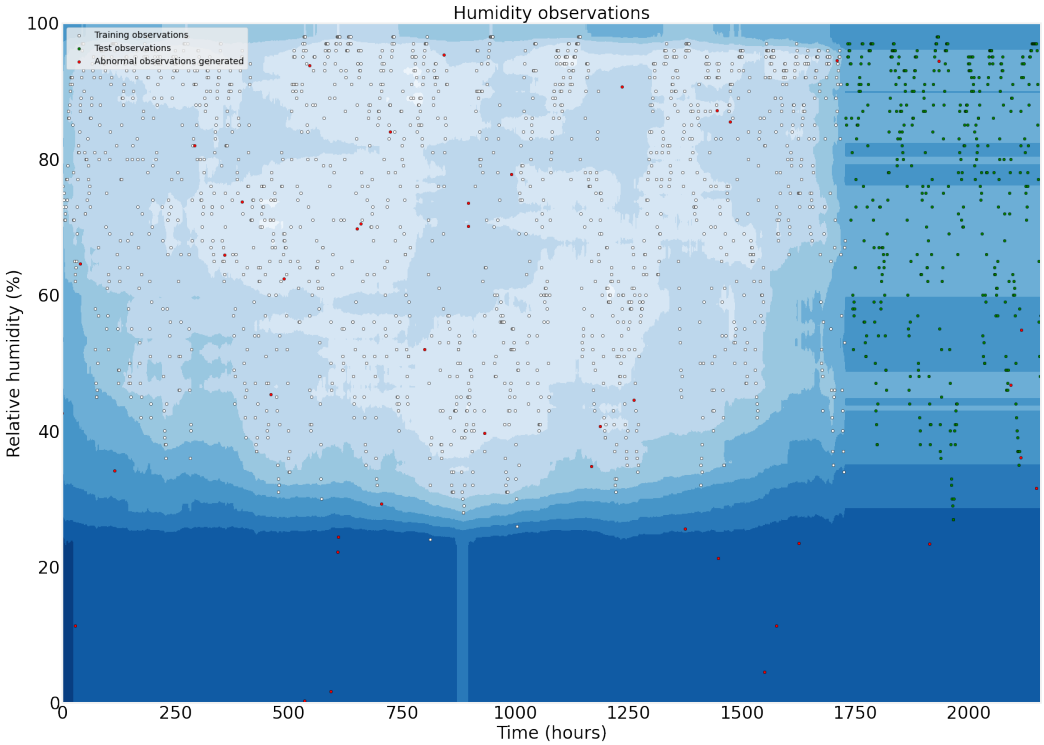


Figura 4.15: *Plotagem dos dados utilizados para treinamento e teste do modelo desenvolvido.*

preparação da base de dados. Após o treinamento, o conjunto de dados de teste foi utilizado para averiguação do desempenho do modelo em observações ainda não vistas. O modelo obtive uma acurácia de 93.562% no conjunto de teste, demonstrando uma capacidade satisfatória em detectar valores atípicos. A próxima etapa no desenvolvimento da aplicação foi o entendimento dos critérios de decisão adotados pelo modelo na detecção de valores considerados atípicos. Para isso, um *framework* desenvolvido por Lundberg denominado *Shapley Additive exPlanations* (SHAP) foi utilizado. Este *framework* é baseado nos valores *Shapley* construído em cima da teoria dos jogos com o intuito de descrever o quanto cada preditor contribui para o resultado da classificação. A Equação 4.5 [150] é a utilizada no *framework* para obtenção dos valores *Shapley*.

$$\phi_i = \sum_{S \subseteq F \setminus \{i\}} \frac{|S|!(|F| - |S| - 1)!}{|F|!} [f_{S \cup \{i\}}(x_{SU\{i\}}) - f_S(x_s)] \tag{4.5}$$

A técnica utilizada faz com que o modelo tenha apenas dois resultados possíveis em sua classificação, valores típicos e atípicos. Deste modo, o modelo desenvolvido é denominado um classificador binário que geralmente são modelos mais performáticos em dispositivos com menor poder computacional. Para classificação correta, os valores capturados pelos nós sensores são encaminhados para o modelo de detecção que atribuí através da equação 4.5 uma contribuição marginal. Esta contribuição é a utilizada para classificar o valor em típico representado por '1' e atípico por '-1'.

Não apenas, o *framework SHAP* oferece ao desenvolvedor diversas ferramentas gráficas para interpretação dos resultados apresentados e também os critérios utilizados pelo modelo. Uma destas ferramentas é o gráfico em barra que apresenta para o desenvolvedor o peso que cada variável está desempenhando no resultado do modelo. A Figura 4.16 apresenta oito classificações realizadas e o impacto que cada variável desempenhou no resultado.

As quatro primeiras observações da Figura 4.16 apresenta a classificação e detecção correta de um valor típico de temperatura e umidade. Enquanto, as quatro observações posteriores apresentam a detecção correta de valores atípicos. De fato, não é esperado pelo modelo a presença de temperaturas de 0°C, 70°C e 99°C no local monitorado. Também, não é esperado pelo modelo valores de umidade relativa do ar local de 0% e 101%. Adicionalmente, a presença de valores atípicos em apenas uma variável faz com que os dois valores sejam sinalizados, pois estes valores estão inclusos dentro de um mesmo pacote JSON.

É possível também observar através da Figura 4.16 o impacto isolado de cada variável. Este impacto pode ser percebido pelo tamanho da barra acima do nome da



Figura 4.16: *Pesos distribuídos pelo modelo para cada variável e a respectiva classificação final.*

variável ou pelo valor de *Shapley* computador pela Equação 4.5 e exibido acima da barra relativa à observação. Por exemplo, na quinta e sétima observação fica claro o papel da variável temperatura na sinalização do modelo da presença de valores atípicos.

Em suma, o modelo proposto e implementado na Plataforma IoT consegue detectar com uma acurácia de 93,352% a presença de valores atípicos enviados pelos nós sensores.

4.4 Aplicação em Campo

A etapa de implementação no campo tem como objetivo a validação de diversos aspectos operacionais das ferramentas e aspectos de conectividade dos nós. Esta etapa se torna necessário visto que o intuito é levar ao campo diversas ferramentas de ML e CV. Ademais, todas as ferramentas foram anteriormente desenvolvidas e testadas em um ambiente controlado, devendo ser posteriormente testadas em campo para resultados mais fidedignos. Os principais testes buscam avaliar a conexão LoRa em ambientes externos e não controlados, a execução local do modelo de CV treinado e integridade dos dados enviados pelos nós sensores. Os componentes presentes na plataforma são modulares, desta forma não há interação entre os modelos de ML e CV. Os únicos componentes que se integram são referentes ao banco de dados e *dashboard* com as demais ferramentas de AI.

A validação foi realizada a partir de uma plantação real de morangos com uma área de 18.896 m², constituindo aproximadamente 104.000 espécies de morangos San Andreas plantados ao longo de sua extensão. O morangal está localizado em bairro rural da cidade de Cachoeira de Minas em Minas Gerais, Brasil. A Figura 4.17 apresenta uma visão aérea da área de plantação.

O primeiro passo para implantação da plataforma é a escolha correta dos locais para o posicionamento dos nós sensores e o nó coletor. A escolha destes locais deve considerar a qualidade da conexão entre os nós e também a área da plantação coberta. Devido ao tamanho pequeno da área de plantação escolhida, dois nós sensores e um nó coletor foram suficiente para a cobertura total. Não apenas, problemas de conexão e transmissão de dados entre os dispositivos também não ocorreram devido à distância entre eles. O Indicador de Força do Sinal Recebido (*Received Signal Strength Indication*, RSSI) foi a métrica utilizada para verificação da qualidade do sinal na plantação. Para isso, foi configurado que um nó sensor enviasse periodicamente o RSSI para o nó coletor. Foram feitas 4 medições em pontos extremos da plantação de modo a verificar o alcance total da rede e a capacidade de cobertura da aplicação na plantação real.



Figura 4.17: *Vista aérea da plantação escolhida para validação da plataforma.*

Os pontos de medição do RSSI estão ilustrados na Figura 4.18, enquanto os valores apresentados são exibidos na Tabela 4.4.

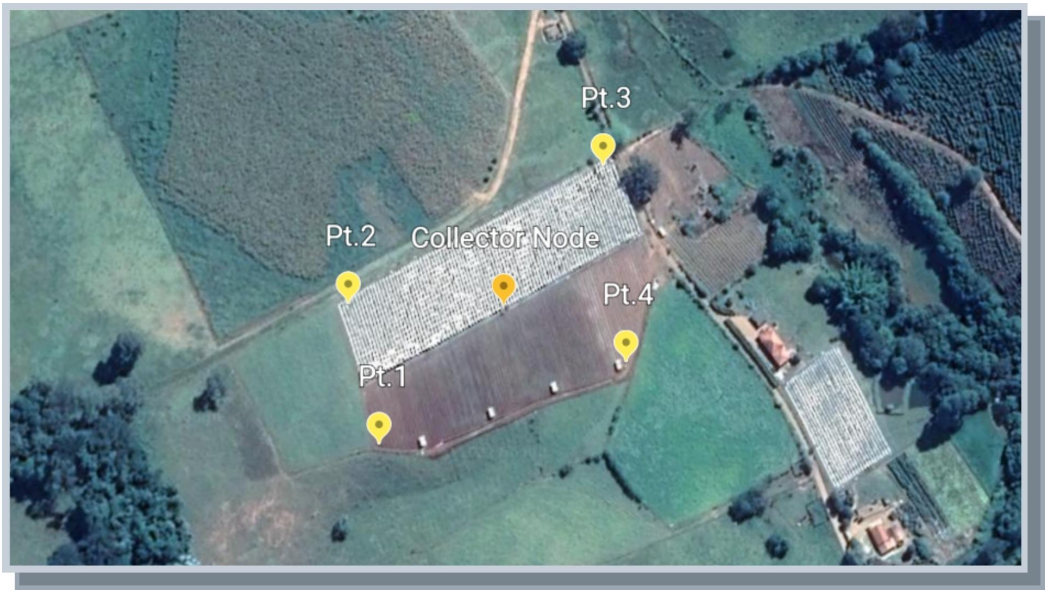


Figura 4.18: *Pontos de medida de RSSI na plantação.*

Três variáveis foram constantemente monitoradas durante todo o teste, sendo elas: umidade relativa do ar, temperatura ambiente e umidade do solo. Isso por o morango ser uma fruta frágil às mudanças climáticas rápidas e condições extremas de temperatura e umidade. Os sensores DHT11 e higrômetro foram os responsáveis por captar as variáveis durante a validação. O teste da aplicação de CV consiste na apresentação de espécimes doentes de morangos em campo.

O roteiro de teste da plataforma foi: (I) verificação da qualidade de sinal entre os dispositivos por meio do RSSI, (II) implantação dos nós sensores em seus respectivos

Tabela 4.4: *Os valores de RSSI apresentados e seus respectivos pontos.*

	Medida 1	Medida 2	Medida 3
Ponto 1	-67dB	-67dB	-67dB
Ponto 2	-75dB	-74dB	-75dB
Ponto 3	-59dB	-59dB	-60dB
Ponto 4	-52dB	-51dB	-52dB

locais, (III) implantação do nó coletor, (IV) coleta, armazenamento e exibição dos dados e (V) validação da aplicação de CV. O local escolhido para os nós sensores considera um ponto médio entre o centro e as extremidades da plantação, enquanto o nó coletor foi posicionado no centro da plantação.

Em um primeiro momento os nós sensores foram implementados e inicializados no plantio, enquanto o nó coletor foi posicionado dentro de uma instalação na lavoura utilizado para empacotamento das frutas. O computador usado para acesso aos dados coletados também foi posicionado junto ao nó coletor, permitindo uma maior praticidade para exploração da qualidade do sinal e dados capturados. A Figura 4.19 apresenta imagens capturadas durante a implementação da plataforma na plantação.



Figura 4.19: *Nós sensores instalados na plantação para coleta dos dados.*

O primeiro empecilho encontrado na implementação da Plataforma IoT estava conciliado com a falta de cobertura de sinal de redes móveis e também indisponibilidade de conexão a Internet. Devido a isso, apenas as aplicações locais foram testadas, não havendo em nenhum momento o carregamento e armazenamento dos dados na nuvem. Não apenas, não foi possível de ser utilizado a *dashboard* online presente na aplicação, sendo necessário utilizar a *dashboard* offline construída. Existem algumas diferenças entre as duas formas e ferramentas disponíveis para visualização dos dados, sendo a principal delas o detalhamento dos dados capturados. Caso o usuário opte ou tenha acesso a uma conexão à Internet para utilização da *dashboard online*, ele também terá acesso a uma gama maior de ferramentas para exploração dos da-

dos capturados. A *dashboard* offline, no entanto, apenas oferece a condição atual das variáveis na plantação, não havendo muitas oportunidades de interação com os dados. Porém, é de fundamental importância a presença de uma *dashboard* nos dois cenários, visto a não inexistência de conexão a Internet em vários locais remotos. A Figura 4.20 apresenta a *dashboard* desenvolvida e utilizada na plantação.

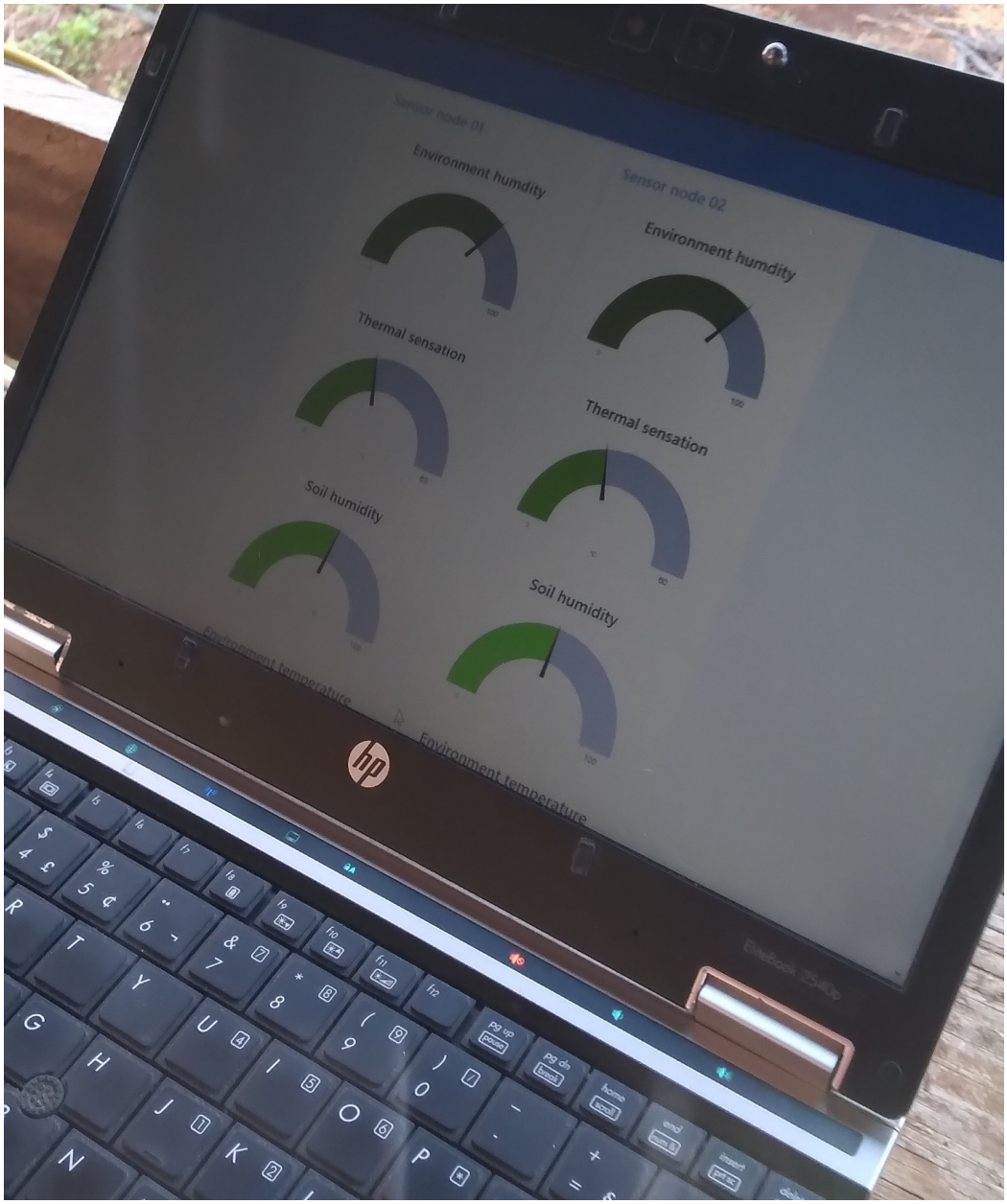


Figura 4.20: *Dashboard local utilizada para visualização dos dados coletados.*

A rede *LoRa* foi a única utilizada no cenário proposto e responsável pela comunicação entre os nós presentes na plantação. Ademais, a rede foi essencial ao permitir a flexibilidade na escolha da localização dos nós sensores e do nó coletor. Pois, por se tratar de uma tecnologia para comunicação de longas distâncias, uma plantação familiar como

a utilizada não teve problemas de locais inatingíveis. E como demonstrado na Tabela 4.4, todos os pontos extremos da área de plantio mantiverem uma qualidade razoável. Uma conexão física entre um computador e o nó coletor foi utilizada para obter acesso às detecções realizadas pelo modelo de CV e os dados capturados pelo nó sensor. Um cabo par trançado foi utilizado para conectar fisicamente o nó coletor e o notebook através de uma rede local criada. A Figura 4.21 ilustra a conexão entre os dispositivos.

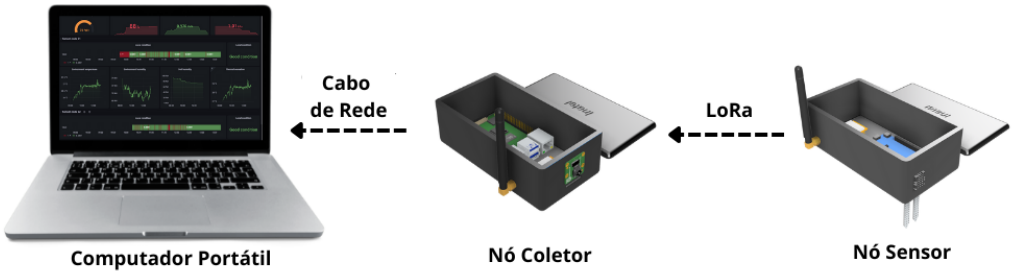


Figura 4.21: *Esquema de ligação dos componentes utilizada para implementação da Plataforma IoT.*

Outro objetivo na implementação da plataforma em uma plantação real é validar o funcionamento local da aplicação de CV, permitindo que diversos outros projetos sejam desenvolvidos como um *rover* autônomo. Pois, existem diversas formas de cultivo de morangos, sendo uma delas realizadas no chão e ao céu aberto. Neste modelo de cultivo um *rover* pode ficar responsável por monitorar e detectar automaticamente doenças presentes no morangal. A Figura 4.22 ilustra como essa aplicação pode funcionar.

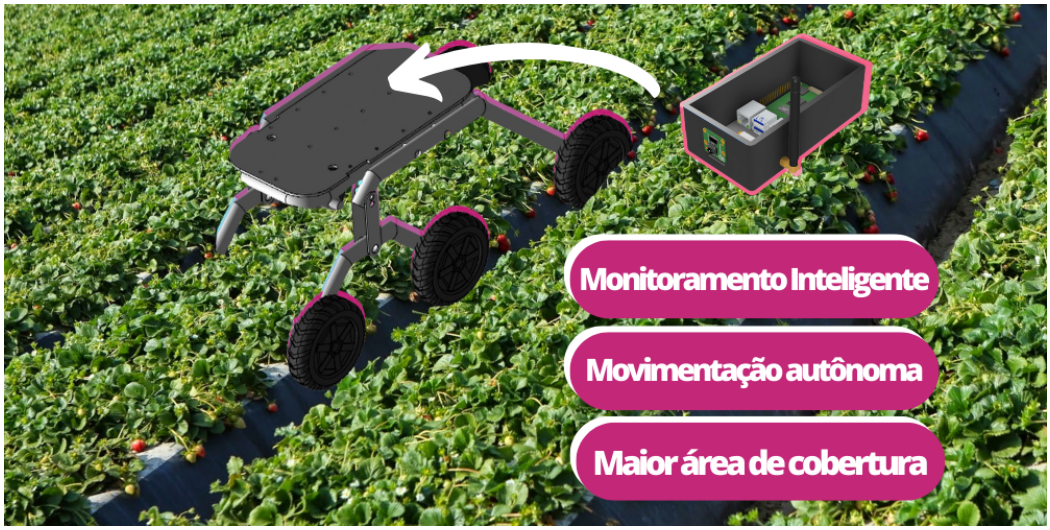


Figura 4.22: *Ilustração de uma possível automação do sistema de detecção de doenças na plantação.*

A validação do modelo de CV foi desempenhada através da busca manual por si-

nais de doenças na plantação. Quando encontrados espécimes de morango San Andreas com algum indício de doença, era apontado a câmera presente no nó coletor para detecção das doenças. Diversas doenças foram encontradas e detectadas na plantação, entre elas Angular Leafspot e Leaf Spot. A Figura 4.23 exibe as detecções prontamente realizadas pela aplicação de CV.

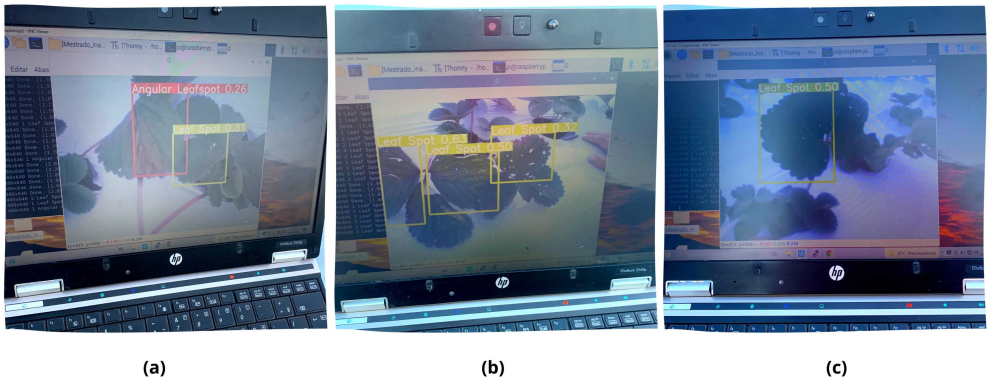


Figura 4.23: *Detecção das doenças encontradas na plantação durante a validação.*

O modelo conseguiu detectar diversas doenças presentes na plantação durante o teste executado, mesmo em diferentes condições de iluminação. Não apenas, o método de plantio adotado na plantação é distinto do utilizado na plantação escolhida para criação do banco de imagens utilizado durante o treinamento do modelo. Por exemplo, a presença da lona branca de fundo ou o posicionamento dos espécimes de morango não foram problemas para a generalização do modelo. Sendo assim, a aplicação conseguiu de maneira satisfatória detectar as doenças presentes na plantação.

4.5 Conclusões sobre a Aplicação em Campo

A plataforma IoT proposta se mostrou capaz de executar todas as aplicações propostas de maneira satisfatória. Portanto, o usuário contará com uma ferramenta para melhora da gestão do sistema de irrigação, uma vez que o sistema conseguiu apontar de maneira razoável os melhores locais e horários para serem irrigados. A avaliação do local de plantio também se torna uma ferramenta adicional para o usuário avaliar as diversas plantações e assim gerenciar de maneira ótima os locais para cada cultura. Ademais, os dados capturados localmente pelos nós são processados de maneira isolada, oferecendo maior confiabilidade sobre as classificações feitas. O processamento em tempo-real e local dos dados também possibilita a análise e acompanhamento das mudanças ao longo do tempo.

Quanto a aplicação de CV executada na borda, a aplicação provou ser possível

a execução de detecção de doenças localmente mesmo que em paralelo a diversas outras tarefas. Apesar da placa possuir baixo poder computacional e o local de plantio oferecer condições adversas de operação, o modelo conseguiu detectar uma quantidade ótima de doenças existentes no local. A mudança contínua de luz, cor e sombra faz com que o desempenho do modelo durante sua classificação seja mitigado, porém o modelo conseguiu detectar e classificar grande parte das doenças apresentadas.

Capítulo 5

Conclusões

As lições pertinentes obtidas, as principais conclusões e os próximos projetos são discutidos nesta sessão com base nas pesquisas e experiências adquiridas durante o desenvolvimento desta dissertação.

5.1 Lições Aprendidas

Valiosas lições foram aprendidas no decorrer desta dissertação que embasam estudos futuros que envolvem plataformas e aplicações IoT na agricultura relacionadas ao cultivo e produção eficiente de morangos. Não apenas, o modelo de CV utilizando a arquitetura Yolo v5 e os modelos de classificação foram desenvolvidos, testados e implementados no decorrer da pesquisa. Ademais, a Plataforma IoT proposta oferece flexibilidade para o desenvolvimento e implantação de novos modelos e funções relacionados a agricultura inteligente em diversas culturas.

A Plataforma IoT com as aplicações e ferramentas desenvolvidas consegue de forma satisfatória coletar, processar e exibir diversas informações relacionadas a gestão da plantação. A abordagem de separar específicos períodos para cada sensor pode se apresentar escalável até N Nós Sensores simultâneos, porém pode ser um empecilho para um número muito grande de Nós conectados a um único nó coletor.

Outra lição aprendida durante o desenvolvido da Plataforma IoT foi a necessidade de maior poder computacional por parte dos dispositivos para implementação de capacidades de CV na borda. Isso porque a placa nas configurações testadas apresentou altas temperaturas durante longos períodos, bem como uma limitação na quantidade de quadros processados por segundo. A escolha de uma placa com maior poder computacional pode auxiliar no desempenho do modelo e também na experiência final do usuário. Ademais, a presença de altas temperaturas durante longos períodos influência

negativamente no tempo de vida útil do hardware, fazendo com que seja necessário a troca regular da placa principal do nó coletor.

Não apenas, é perceptível a necessidade de um maior banco de imagens para treinamento do modelo implementado no nó coletor. Pois, o modelo apresenta algumas deficiências na detecção classificação de classes específicas como Leaf Spot. Não apenas, o modelo também tem seu desempenho reduzido em situações onde a qualidade e intensidade da luz é baixa. Apensar de um pré-processamento nas imagens ter otimizado o desempenho do modelo em diferentes momentos do dia, a arquitetura Yolo v5 apresentou algumas dificuldades em conseguir detectar de forma ótima as doenças apresentadas após a implementação.

5.2 Principais Conclusões

Diversas técnicas de ML e CV foram desenvolvidos e implementados na borda por meio de uma plataforma IoT. O algoritmo Yolo v5 foi o escolhido para a tarefa de detecção devido a suas características de alta velocidade e precisão. De mesmo modo, o algoritmo ainda não foi considerado em trabalhos anteriores para tarefa de detecção de doenças no morango. Portanto um modelo foi treinado, validado e implementado para ser executado na borda. Diversas aplicações de ML para predição de irrigação e classificação de locais para cultivo também foram desenvolvidos e implementados localmente para execução em tempo real. Além disso, os dados capturados por cada nó sensor são processados, armazenados em um banco de dados e apresentados graficamente ao usuário. Os dados dehttps://www.overleaf.com/project/62f0e06a9dadbc1f086625ae cada nó sensor são tratados de maneira isolada, permitindo que cada área seja individualmente analisada. A comunicação LoRa apresentou-se viável durantes os testes e a técnicas TDM se mostrou eficaz para conexão de diversos nós sem a necessidade de um gateway LoRa. A metodologia utilizada permite a detecção de diversas doenças por meio de CV, monitoramento de variáveis, cobertura de extensas áreas de plantio, análise e manejo inteligente das áreas de cultivo e dos recursos hídricos. Esta dissertação oferece contribuições especialmente a aplicação e validação de tecnologias para o cultivo de morangos.

Porém, ao mesmo tempo a plataforma IoT também apresenta uma arquitetura flexível que permite seu uso em outras culturas. Para tal, é necessário que novas bases de dados sejam utilizadas para o treinamento de novos modelos de CV e ML. Todo o restante como banco de dados, dashboard e comunicação LoRa podem ser utilizados sem nenhuma alteração. O modelo desenvolvido a partir do algoritmo Yolo v5 apresentou resultados promissores para a maior parte das doenças utilizadas. Porém, parece ter

seu desempenho mitigado em situações de baixa luminosidade e alterações de cores ao longo do dia. O desempenho do algoritmo na placa Raspberry Pi 4B apresentou alguns problemas como baixa taxa de quadros e alta temperatura, o que deve ser levado em consideração durante a etapa de implementação. De todo modo, o algoritmo Yolo v5 apresentou resultados satisfatórios na detecção de doenças no morango, podendo ser considerado em aplicações de CV na agricultura.

5.3 Trabalhos Futuros

Diversos aprimoramentos são possíveis de serem implementados na plataforma em trabalhos futuros. Esta sessão dedica-se a apresentação de alguns dos encontrados durante o desenvolvimento deste estudo.

A investigação dos fatores ambientais e técnicos por detrás do decaimento no desempenho do modelo em situações específicas pode elevar o grau de confiabilidade da Plataforma IoT nas detecções e classificações executadas. Pois, como demonstrado nos resultados obtidos, a aplicação de CV presente na plataforma apresenta algumas imprecisões em situações de baixa luminosidade, cores e ambientes. Estes aspectos podem ser corrigidos em futuros modelos para detecção de doenças e pragas no morango.

Outro aprimoramento que pode ser investigado em trabalhos futuros está no uso de recarregamento das baterias por energia solar. Pois, os Nós Sensores e Coletores podem estar em captando os raios solares e recarregando a bateria presente no circuito. Mesmo que a energia capturada não seja o suficiente para dispensar a necessidade de troca de baterias ou recargas manuais do dispositivo. Esta abordagem possibilita um maior tempo de operação dos nós implementados na lavoura. Além disso, a energia solar é uma das formas de energia mais limpa e sustentável disponíveis. Os painéis solares convertem a energia solar em eletricidade, que pode ser usada para alimentar o hardware dos dispositivos.

Um terceiro estudo futuro pode investigar a flexibilidade da Plataforma IoT proposta em outras culturas como, por exemplo, café, soja e milho. Neste contexto, novos modelos baseados na arquitetura Yolo v5 podem ser desenvolvido para detectar doenças em outras plantações e novos modelos de aprendizados de máquinas implementados para aumentar a eficiência da plantação. Isso porque todas as plantas possuem suas respectivas doenças que possuem características especificas de reconhecimento e erradicação. A transferência de aprendizagem pode ser útil para transferir o conhecimento da rede proposta para detecção de doenças similares em outras culturas.

Outra possibilidade para estudos futuros está no desenvolvimento de um veículo autônomo como o exibido na Figura 4.22 para se movimentar pela plantação. Esta abordagem, no que lhe concerne, possibilita a automatização da tarefa de busca e reconhecimento de doenças na plantação. A plantação de morangos em céu aberto seguem uma estrutura bem definida, fazendo com que o veículo autônomo não tenha muitos desafios de locomoção.

A integração dos modelos de ML com CV também é uma oportunidade para trabalhos futuros, uma vez que todos são executados de maneira isolada na plataforma IoT. Por exemplo, a presença de alta umidade na plantação acabar por favorecer o aparecimento de fungos nas plantas, levando ao surgimento de doenças. Esta informação pode ser integrada com a aplicação de detecção de doenças de modo a melhorar a detecção de doenças na lavoura.

Por fim, os aspectos de segurança na transmissão dos dados devem ser considerados em estudos futuros. Pois, apesar de não se tratar de dados sensíveis do negócio, o meio de comunicação utilizado junto ao hardware implementado oferecem diversas brechas de seguranças e oportunidades de invasões para hackers mal-intencionados.

Referências Bibliográficas

[1] T. O. Awokuse and R. Xie, "Does agriculture really matter for economic growth in developing countries?" *Canadian Journal of Agricultural Economics/Revue canadienne d'agroeconomie*, vol. 63, no. 1, pp. 77–99, 2015. [Online]. Available: https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/cjag.12038

[2] U. Desa, "World population prospects 2019: Highlights," *New York (US): United Nations Department for Economic and Social Affairs*, vol. 11, no. 1, p. 125, 2019.

[3] R. P. Sishodia, R. L. Ray, and S. K. Singh, "Applications of remote sensing in precision agriculture: A review," *Remote Sensing*, vol. 12, no. 19, 2020. [Online]. Available: https://www.mdpi.com/2072-4292/12/19/3136

[4] F. H. Tang, M. Lenzen, A. McBratney, and F. Maggi, "Risk of pesticide pollution at the global scale," *Nature Geoscience*, vol. 14, no. 4, pp. 206–210, 2021.

[5] N. J. Hawkins, C. Bass, A. Dixon, and P. Neve, "The evolutionary origins of pesticide resistance," *Biological Reviews*, vol. 94, no. 1, pp. 135–155, 2019.

[6] F. J. Paumgartten, "Pesticides and public health in brazil," *Current Opinion in Toxicology*, vol. 22, pp. 7–11, 2020.

[7] C. V. A. Lopes and G. S. C. d. Albuquerque, "Challenges and strides in the control of pesticide residues in brazil: 15 years of the program for analysis of pesticide residues in food products," *Cadernos de Saúde Pública*, vol. 37, 2021.

[8] B. Walker and S. Lunder, "Pesticides+ poison gases= cheap, year-round strawberries," *Environmental Working Group. https://www. ewg. org/foodnews/strawberries. php*, 2017.

[9] J. S. Raj and J. V. Ananthi, "Automation using iot in greenhouse environment," *Journal of Information Technology*, vol. 1, no. 01, pp. 38–47, 2019.

[10] O. Friha, M. A. Ferrag, L. Shu, L. Maglaras, and X. Wang, "Internet of things for the future of smart agriculture: A comprehensive survey of emerging technologies," *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, vol. 8, no. 4, pp. 718–752,

2021.

[11] A. K. Saha, J. Saha, R. Ray, S. Sircar, S. Dutta, S. P. Chattopadhyay, and H. N. Saha, "Iot-based drone for improvement of crop quality in agricultural field," in *2018 IEEE 8th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC)*. IEEE, 2018, pp. 612–615.

[12] A. D. Juan Carlos, L. R. Estrada, C.-R. Cesar Augusto, A.-C. Paola Patricia, P.-M. Marlon Alberto, R. G. Ramón Enrique, M.-O. Roberto César, O.-G. David Alfredo, and C.-M. Carlos Andrés, "Monitoring system of environmental variables for a strawberry crop using iot tools," *Procedia Computer Science*, vol. 170, pp. 1083–1089, 2020, the 11th International Conference on Ambient Systems, Networks and Technologies (ANT) / The 3rd International Conference on Emerging Data and Industry 4.0 (EDI40) / Affiliated Workshops. [Online]. Available: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050920305044

[13] S. Chen, J. Lin, A. Xu, H. Zhu, and W. Wu, "Intelligent strawberry field management and control system," in *2020 International Conference on Robots & Intelligent System (ICRIS)*, 2020, pp. 21–23.

[14] A. Ramdani and S. Suyanto, "Strawberry diseases identification from its leaf images using convolutional neural network," in *2021 IEEE International Conference on Industry 4.0, Artificial Intelligence, and Communications Technology (IAICT)*, 2021, pp. 186–190.

[15] D. I. Patrício and R. Rieder, "Computer vision and artificial intelligence in precision agriculture for grain crops: A systematic review," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 153, pp. 69–81, 2018. [Online]. Available: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168169918305829

[16] Y. Mekonnen, S. Namuduri, L. Burton, A. Sarwat, and S. Bhansali, "Review—machine learning techniques in wireless sensor network based precision agriculture," *Journal of The Electrochemical Society*, vol. 167, no. 3, p. 037522, dec 2019. [Online]. Available: https://doi.org/10.1149/2.0222003jes

[17] N. Ahmed, D. De, and I. Hussain, "Internet of things (iot) for smart precision agriculture and farming in rural areas," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 5, no. 6, pp. 4890–4899, 2018.

[18] M. Ayaz, M. Ammad-Uddin, Z. Sharif, A. Mansour, and E.-H. M. Aggoune, "Internet-of-things (iot)-based smart agriculture: Toward making the fields talk," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 129 551–129 583, 2019.

[19] O. Elijah, T. A. Rahman, I. Orikumhi, C. Y. Leow, and M. N. Hindia, "An overview of internet of things (iot) and data analytics in agriculture: Benefits and challenges," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 5, no. 5, pp. 3758–3773, 2018.

[20] R. A. Setyawan, A. Basuki, and C. Y. Wey, "Machine vision-based urban farming growth monitoring system," in *2020 10th Electrical Power, Electronics, Communications, Controls and Informatics Seminar (EECCIS)*, 2020, pp. 183–187.

[21] C.-J. Chen, Y.-Y. Huang, Y.-S. Li, C.-Y. Chang, and Y.-M. Huang, "An aiot based smart agricultural system for pests detection," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 180 750–180 761, 2020.

[22] Renuka and D. S. Terdal, "Evaluation of machine learning algorithms for crop yield prediction," p. 4082–4086, ago 2019. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.35940/ijeat.F8640.088619

[23] J. L. Maas, *Compendium of strawberry diseases*. APS press St. Paul, 1998, vol. 98.

[24] O. Elijah, A. A. Bakhit, T. A. Rahman, T. H. Chua, S. F. Ausordin, and R. Razali, "Production of strawberry using internet of things: A review," *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 15, no. 3, pp. 1621–1628, 2019.

[25] O. Elijah, A. A. bakhit, T. A. Rahman, T. H. Chua, S. F. Ausordin, and R. N. Razali, "Production of strawberry using internet of things: a review," p. 1621, set 2019. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.11591/ijeecs.v15.i3.pp1621-1628

[26] A. D. Juan Carlos, L. R. Estrada, C.-R. Cesar Augusto, A.-C. Paola Patricia, P.-M. Marlon Alberto, R. G. Ramón Enrique, M.-O. Roberto César, O.-G. David Alfredo, and C.-M. Carlos Andrés, "Monitoring system of environmental variables for a strawberry crop using iot tools," p. 1083–1089, 2020. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.067

[27] A. Juliano, A. H. Hendrawan, and R. Ritzkal, "Information system prototyping of strawberry maturity stages using arduino uno and tcs3200," 2020. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.18196/jrc.1319

[28] H. Shaikh, M. S. Shamasti, and S. Patil, "Implementation of precision agriculture through iot using raspberry pi," 2021.

[29] D. N. and P. D. R, "Iot based smart cash crop cultivation using raspberry pi,"

International Journal of Innovative Research in Advanced Engineering, 2021.

[30] S. Kesler, A. Karakan, and Y. Oğuz, "Real-time strawberry plant classification and efficiency increase with hybrid system deep learning: Microcontroller and mobile application," p. 8860, set 2022. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.3390/app12178860

[31] T. Kondo, H. Watanabe, K. Kobayashi, H. Kimura, and T. Ohigashi, "Development of the edge computing platform with dynamic modular configuration for an iot platform," in *2019 IEEE Pacific Rim Conference on Communications, Computers and Signal Processing (PACRIM)*, 2019, pp. 1–6.

[32] M. Antunes, A. R. Santiago, S. Manso, D. Regateiro, J. P. Barraca, D. Gomes, and R. L. Aguiar, "Building an iot platform based on service containerisation," p. 6688, out 2021. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.3390/s21196688

[33] M.-H. Yang, W.-H. Nam, T. Kim, K. Lee, and Y. Kim, "Machine learning application for predicting the strawberry harvesting time," , vol. 46, no. 2, p. 381–393, jun 2019. [Online]. Available: https://doi.org/10.7744/KJOAS.20190026

[34] J. K. Basak, B. G. K. Madhavi, B. Paudel, N. E. Kim, and H. T. Kim, "Prediction of total soluble solids and ph of strawberry fruits using rgb, hsv and hsl colour spaces and machine learning models," p. 2086, jul 2022. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.3390/foods11142086

[35] J. Ni, J. Gao, J. Li, H. Yang, Z. Hao, and Z. Han, "E-alexnet: quality evaluation of strawberry based on machine learning," p. 4530–4541, jun 2021. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1007/s11694-021-01010-9

[36] T. B. Onofre, C. W. Fraisse, J. McNair, J. Judge, L. Zotarelli, and N. A. Peres, "Development of a wireless sensor network for field level strawberry disease alert systems," p. 183–192, 2021. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.13031/AEA.13738

[37] nov 2015. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.13031/irrig.20152144943

[38] Y. Xijun, L. Limei, and X. Lizhong, "The application of wireless sensor network in the irrigation area automatic system," abr 2009. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1109/NSWCTC.2009.118

[39] L. F. Termite, A. Garinei, A. Marini, M. Marconi, and L. Biondi, "Combining satellite data and machine learning techniques for irrigation decision support systems," out 2019. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1109/MetroAgriFor.2019.8909279

[40] S. Ramya, A. Swetha, and M. Doraipandian, “Iot framework for smart irrigation using machine learning technique,” p. 355–363, mar 2020. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.3844/jcssp.2020.355.363

[41] S. Akshay and T. K. Ramesh, “Efficient machine learning algorithm for smart irrigation,” jul 2020. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1109/ICCSP48568.2020.9182215

[42] Y.-C. Chang, T.-W. Huang, and N.-F. Huang, “A machine learning based smart irrigation system with lora p2p networks,” set 2019. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.23919/APNOMS.2019.8893034

[43] p. 658–661, dez 2019. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.35940/ijitee.b1106.1292s19

[44] P. Bandara, T. Weerasooriya, R. T.H., W. Nanayakkara, D. M.A.C, and P. M.G.P, “Crop recommendation system,” p. 22–25, out 2020. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.5120/ijca2020920723

[45] A. Kumar, S. Sarkar, and C. Pradhan, “Recommendation system for crop identification and pest control technique in agriculture,” abr 2019. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1109/ICCSP.2019.8698099

[46] D. Vasisht, Z. Kapetanovic, J. Won, X. Jin, R. Chandra, S. N. Sinha, A. Kapoor, M. Sudarshan, and S. Stratman, “Farmbeats: An iot platform for data-driven agriculture,” in *Symposium on Networked Systems Design and Implementation*, 2017.

[47] D. Davcev, K. Mitreski, S. Trajkovic, V. Nikolovski, and N. Koteli, “Iot agriculture system based on lorawan,” jun 2018. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1109/WFCS.2018.8402368

[48] I. Marcu, C. Voicu, A. M. C. Drăgulinescu, O. Fratu, G. Suciu, C. Balaceanu, and M. M. Andronache, “Overview of iot basic platforms for precision agriculture,” p. 124–137, 2019. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-030-23976-3_13

[49] S. Kim, M. Lee, and C. Shin, “Iot-based strawberry disease prediction system for smart farming,” p. 4051, nov 2018. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.3390/s18114051

[50] O. Elijah, A. A. bakhit, T. A. Rahman, T. H. Chua, S. F. Ausordin, and R. N. Razali, “Production of strawberry using internet of things: a review,” p. 1621, set 2019. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.11591/IJEECS.V15.I3.PP1621-1628

[51] A. Ramdani and S. Suyanto, "Strawberry diseases identification from its leaf images using convolutional neural network," jul 2021. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1109/IAICT52856.2021.9532573

[52] J.-R. Xiao, P.-C. Chung, H.-Y. Wu, Q.-H. Phan, J.-L. A. Yeh, and M. T.-K. Hou, "Detection of strawberry diseases using a convolutional neural network," p. 31, dez 2020. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.3390/plants10010031

[53] A. Santiago, L. Solaque, and A. Velasco, "Strawberry disease detection in precision agriculture," 2021. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.5220/0010616405370544

[54] C. Ouyang, D. Li, J. Wang, S. Wang, and Y. Han, "The research of the strawberry disease identification based on image processing and pattern recognition," p. 69–77, 2013. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-36124-1_9

[55] D. E. Kusumandari, M. Adzkia, S. P. Gultom, M. Turnip, and A. Turnip, "Detection of strawberry plant disease based on leaf spot using color segmentation," p. 012092, jul 2019. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1088/1742-6596/1230/1/012092

[56] P. Gokhale, O. Bhat, and S. Bhat, "Introduction to iot," *International Advanced Research Journal in Science, Engineering and Technology*, vol. 5, no. 1, pp. 41–44, 2018.

[57] K. Ashton *et al.*, "That 'internet of things' thing," *RFID journal*, vol. 22, no. 7, pp. 97–114, 2009.

[58] A. S. Nassar, A. H. Montasser, and N. Abdelbaki, "A survey on smart cities' iot," in *International Conference on Advanced Intelligent Systems and Informatics*. Springer, 2017, pp. 855–864.

[59] M. T. Okano, "Iot and industry 4.0: the industrial new revolution," in *International Conference on Management and Information Systems*, vol. 25, 2017, p. 26.

[60] A. Gazis and E. Katsiri, "Smart home iot sensors: principles and applications-a review of low-cost and low-power solutions," *International Journal on Engineering Technologies and Informatics*, vol. 2, no. 1, pp. 19–23, 2021.

[61] A. R. Laxmi and A. Mishra, "Rfid based logistic management system using internet of things (iot)," in *2018 Second International Conference on Electronics, Communication and Aerospace Technology (ICECA)*. IEEE, 2018, pp. 556–559.

[62] P. P. Jayaraman, A. R. M. Forkan, A. Morshed, P. D. Haghighi, and Y.-B. Kang, "Healthcare 4.0: A review of frontiers in digital health," *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 10, no. 2, p. e1350, 2020.

[63] S. M. Sajjad, S. H. Bouk, and M. Yousaf, "Neighbor node trust based intrusion detection system for wsn," *Procedia Computer Science*, vol. 63, pp. 183–188, 2015.

[64] A. L. Albertin and R. M. d. M. Albertin, "A internet das coisas irá muito além das coisas," 2017.

[65] R. Sharma, S. Prakash, and P. Roy, "Methodology, applications, and challenges of wsn-iot," in *2020 International Conference on Electrical and Electronics Engineering (ICE3)*. IEEE, 2020, pp. 502–507.

[66] A. Kurniawan, "A survey paper: Implementation of the internet of things in industry," *ITEJ (Information Technology Engineering Journals)*, vol. 5, no. 1, pp. 37 – 50, Jul. 2020. [Online]. Available: https://syekhnurjati.ac.id/journal/index.php/itej/article/view/42

[67] A. Tzounis, N. Katsoulas, T. Bartzanas, and C. Kittas, "Internet of things in agriculture, recent advances and future challenges," *Biosystems Engineering*, vol. 164, pp. 31–48, 2017. [Online]. Available: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1537511017302544

[68] A. H. Alavi, P. Jiao, W. G. Buttlar, and N. Lajnef, "Internet of things-enabled smart cities: State-of-the-art and future trends," *Measurement*, vol. 129, pp. 589–606, 2018. [Online]. Available: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263224118306912

[69] Y. Tashtoush, M. Al-refai, G. Al-refai, D. A.-K. Darweesh, N. Zaghal, and O. Darwish, "Dynamic traffic light system to reduce the waiting time of emergency vehicles at intersections within iot environment," mar 2022. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.15837/ijccc.2022.3.4482

[70] P. D. Patinge, "Smart onboard public information system using gps & gsm integration for public transport," 2012.

[71] C. Senthamilarasi, J. J. Rani, B. Vidhya, and H. Aritha, "A smart patient health monitoring system using iot," 2018.

[72] K. Kurapati, "Proactive and intelligent healthcare management using iot," in *2022 International Conference on Advances in Computing, Communication and Applied Informatics (ACCAI)*, 2022, pp. 1–7.

[73] K. Akkaya, I. Guvenc, R. Aygun, N. Pala, and A. Kadri, "Iot-based occupancy

monitoring techniques for energy-efficient smart buildings," in *2015 IEEE Wireless Communications and Networking Conference Workshops (WCNCW)*, 2015, pp. 58–63.

[74] D. B. Avancini, J. J. P. C. Rodrigues, R. A. L. Rabêlo, A. K. Das, S. Kozlov, and P. Solic, "A new iot-based smart energy meter for smart grids," p. 189–202, fev 2020. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1002/er.5177

[75] A. Al-Radaideh, A. R. Al-Ali, S. Bheiry, and S. Alawnah, "A wireless sensor network monitoring system for highway bridges," in *2015 International Conference on Electrical and Information Technologies (ICEIT)*, 2015, pp. 119–124.

[76] Z. Afroze, "Using sensors (iot) to monitor and improve the efficiency of living green infrastructure in urban development (literature review)," jun 2021. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.32920/ryerson.14653725.v1

[77] I. Sergi, T. Montanaro, F. L. Benvenuto, and L. Patrono, "A smart and secure logistics system based on iot and cloud technologies," p. 2231, mar 2021. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.3390/s21062231

[78] M. Chamekh, S. E. Asmi, M. Hamdi, and T.-H. Kim, "Iot based tracking system for supply chain management," in *2018 6th International Conference on Wireless Networks and Mobile Communications (WINCOM)*, 2018, pp. 1–5.

[79] p. 688–689, ago 2019. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.35940/ijitee.i1141.0789s219

[80] D. Murugan, A. Garg, and D. Singh, "Development of an adaptive approach for precision agriculture monitoring with drone and satellite data," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 10, no. 12, pp. 5322–5328, 2017.

[81] J. D. Rudd, G. T. Roberson, and J. J. Classen, "Application of satellite, unmanned aircraft system, and ground-based sensor data for precision agriculture: A review," in *2017 ASABE Annual International Meeting*. American Society of Agricultural and Biological Engineers, 2017, p. 1.

[82] S. S. Ramaprasad, B. S. Sunil Kumar, S. Lebaka, P. R. Prasad, K. N. Sunil Kumar, and G. N. Manohar, "Intelligent crop monitoring and protection system in agricultural fields using iot," in *2019 4th International Conference on Recent Trends on Electronics, Information, Communication & Technology (RTEICT)*, 2019, pp. 1527–1531.

[83] J. Xu, B. Gu, and G. Tian, "Review of agricultural iot technology," *Artificial Intelligence in Agriculture*, vol. 6, pp. 10–22, 2022. [Online]. Available:

https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2589721722000010

[84] X. Jia, Q. Feng, T. Fan, and Q. Lei, "Rfid technology and its applications in internet of things (iot)," abr 2012. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1109/CECNET.2012.6201508

[85] S. Raza, P. Misra, Z. He, and T. Voigt, "Building the internet of things with bluetooth smart," p. 19–31, mar 2017. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1016/j.adhoc.2016.08.012

[86] M. Tao, X. Hong, C. Qu, J. Zhang, and W. Wei, "Fast access for zigbee-enabled iot devices using raspberry pi," jun 2018. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1109/CCDC.2018.8407868

[87] J. Yick, B. Mukherjee, and D. Ghosal, "Wireless sensor network survey," *Computer Networks*, vol. 52, no. 12, pp. 2292–2330, 2008. [Online]. Available: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1389128608001254

[88] C. Alcaraz, J. Lopez, R. Roman, and H.-H. Chen, "Selecting key management schemes for wsn applications," *Computers & Security*, vol. 31, no. 8, pp. 956–966, 2012. [Online]. Available: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167404812001034

[89] J. P. Sipani, R. H. Patel, T. Upadhyaya, and A. Desai, "Wireless sensor network for monitoring & control of environmental factors using arduino." *International Journal of Interactive Mobile Technologies*, vol. 12, no. 2, 2018.

[90] D. Jayaraj, R. Aneesh, P. Sooraj, S. A. Lekshmi, and P. Deenath, "Smart agro: Iot based rice plant health monitoring system," *International Journal of Innovations & Implementations in Engineering. ISSN*, pp. 2454–3489, 2020.

[91] F. Viani, P. Rocca, M. Benedetti, G. Oliveri, and A. Massa, "Electromagnetic passive localization and tracking of moving targets in a wsn-infrastructured environment," *Inverse Problems*, vol. 26, no. 7, p. 074003, 2010.

[92] S. A. Kumar and P. Ilango, "The impact of wireless sensor network in the field of precision agriculture: A review," *Wireless Personal Communications*, vol. 98, no. 1, pp. 685–698, 2018.

[93] A. Rosenfeld, "Computer vision," p. 265–308, 1988. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1016/S0065-2458(08)60261-2

[94] T. Savov, V. Terzieva, and K. Todorova, "Computer vision and internet of things," set 2018. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1145/3274005.3274014

[95] A. Khan, A. Laghari, and S. Awan, "Machine learning in computer

vision: A review," p. 169418, jul 2018. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.4108/EAI.21-4-2021.169418

[96] T. Meng, X. Jing, Z. Yan, and W. Pedrycz, "A survey on machine learning for data fusion," *Information Fusion*, vol. 57, pp. 115–129, 2020.

[97] J. M. Helm, A. M. Swiergosz, H. S. Haeberle, J. M. Karnuta, J. L. Schaffer, V. E. Krebs, A. I. Spitzer, and P. N. Ramkumar, "Machine learning and artificial intelligence: definitions, applications, and future directions," *Current reviews in musculoskeletal medicine*, vol. 13, no. 1, pp. 69–76, 2020.

[98] Z.-H. Zhou, *Machine learning*. Springer Nature, 2021.

[99] E. Adi, A. Anwar, Z. Baig, and S. Zeadally, "Machine learning and data analytics for the iot," *Neural Computing and Applications*, vol. 32, no. 20, pp. 16 205–16 233, 2020.

[100] H. Khayyam, B. Javadi, M. Jalili, and R. N. Jazar, "Artificial intelligence and internet of things for autonomous vehicles," in *Nonlinear approaches in engineering applications*. Springer, 2020, pp. 39–68.

[101] K. G. Liakos, P. Busato, D. Moshou, S. Pearson, and D. Bochtis, "Machine learning in agriculture: A review," *Sensors*, vol. 18, no. 8, p. 2674, 2018.

[102] A. Khan, A. Laghari, and S. Awan, "Machine learning in computer vision: A review," *ICST Transactions on Scalable Information Systems*, p. 169418, 2018.

[103] J. Harikrishnan, A. Sudarsan, A. Sadashiv, and R. A. Ajai, "Vision-face recognition attendance monitoring system for surveillance using deep learning technology and computer vision," in *2019 international conference on vision towards emerging trends in communication and networking (ViTECoN)*. IEEE, 2019, pp. 1–5.

[104] J. Brownlee, *Deep learning for computer vision: image classification, object detection, and face recognition in python*. Machine Learning Mastery, 2019.

[105] D. M. West and J. R. Allen, "How artificial intelligence is transforming the world," *Report. April*, vol. 24, p. 2018, 2018.

[106] I. Aydin and N. A. Othman, "A new iot combined face detection of people by using computer vision for security application," in *2017 International Artificial Intelligence and Data Processing Symposium (IDAP)*. IEEE, 2017, pp. 1–6.

[107] C. González García, E. R. Núñez Valdéz, V. García Díaz, B. C. Pelayo García-Bustelo, J. M. Cueva Lovelle *et al.*, "A review of artificial intelligence in the internet of things," *International Journal Of Interactive Multimedia And Artificial Intelligence, 5*, 2019.

[108] S. Liu, X. Liu, S. Wang, and K. Muhammad, "Fuzzy-aided solution for out-of-view challenge in visual tracking under iot-assisted complex environment," *Neural Computing and Applications*, vol. 33, no. 4, pp. 1055–1065, 2021.

[109] M. T. Habib, A. Majumder, A. Jakaria, M. Akter, M. S. Uddin, and F. Ahmed, "Machine vision based papaya disease recognition," *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, vol. 32, no. 3, pp. 300–309, 2020.

[110] C. Chen, W. Zhu, and T. Norton, "Behaviour recognition of pigs and cattle: Journey from computer vision to deep learning," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 187, p. 106255, 2021.

[111] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, "You only look once: Unified, real-time object detection," in *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2016, pp. 779–788.

[112] M. B. Ullah, "Cpu based yolo: A real time object detection algorithm," in *2020 IEEE Region 10 Symposium (TENSYMP)*, 2020, pp. 552–555.

[113] H. Zhang and S. Zhang, "A yolov5s-se model for object detection in x-ray security images," in *2021 International Conference on Control, Automation and Information Sciences (ICCAIS)*, 2021, pp. 626–631.

[114] W. Zhang and Z. Luo, "Pedestrian detection method based on improved yolo v5," 2022.

[115] Y. LeCun, K. Kavukcuoglu, and C. Farabet, "Convolutional networks and applications in vision," maio 2010. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1109/ISCAS.2010.5537907

[116] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, "You only look once: Unified, real-time object detection," 2015. [Online]. Available: https://arxiv.org/abs/1506.02640

[117] I. Ankith and P. AkshayaH, "Real time object detection using yolo," 2022.

[118] M. A. A. Al-qaness, A. A. Abbasi, H. Fan, R. A. Ibrahim, S. H. Alsamhi, and A. Hawbani, "An improved yolo-based road traffic monitoring system," p. 211–230, jan 2021. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1007/s00607-020-00869-8

[119] B. D. Carolis, F. Ladogana, and N. Macchiarulo, "Yolo trashnet: Garbage detection in video streams," in *2020 IEEE Conference on Evolving and Adaptive Intelligent Systems (EAIS)*, 2020, pp. 1–7.

[120] A. Augustin, J. Yi, T. Clausen, and W. M. Townsley, "A study of lora: Long

range & low power networks for the internet of things," *Sensors*, vol. 16, no. 9, p. 1466, 2016.

[121] J. Haxhibeqiri, F. Van den Abeele, I. Moerman, and J. Hoebeke, "Lora scalability: A simulation model based on interference measurements," *Sensors*, vol. 17, no. 6, p. 1193, 2017.

[122] S. Devalal and A. Karthikeyan, "Lora technology - an overview," in *2018 Second International Conference on Electronics, Communication and Aerospace Technology (ICECA)*, 2018, pp. 284–290.

[123] T. Osmëni and M. Ali, "Lora iot wsn for e-agriculture," in *International Conference for Emerging Technologies in Computing*. Springer, 2021, pp. 85–93.

[124] A. Raychowdhury and A. Pramanik, "Survey on lora technology: solution for internet of things," *Intelligent Systems, Technologies and Applications*, pp. 259–271, 2020.

[125] D. Davcev, K. Mitreski, S. Trajkovic, V. Nikolovski, and N. Koteli, "Iot agriculture system based on lorawan," in *2018 14th IEEE International Workshop on Factory Communication Systems (WFCS)*, 2018, pp. 1–4.

[126] S. Suji Prasad, M. Thangatamilan, M. Suresh, H. Panchal, C. A. Rajan, C. Sagana, B. Gunapriya, A. Sharma, T. Panchal, and K. K. Sadasivuni, "An efficient lora-based smart agriculture management and monitoring system using wireless sensor networks," *International Journal of Ambient Energy*, pp. 1–4, 2021.

[127] C. K. Chandler, K. Folta, A. Dale, V. M. Whitaker, and M. Herrington, "Strawberry," in *Fruit breeding*. Springer, 2012, pp. 305–325.

[128] R. F. de MORAES, "Agrotóxicos no brasil: padrões de uso, política da regulação e prevenção da captura regulatória," Texto para Discussão, Tech. Rep., 2019.

[129] A. M. Husaini and D. Neri, *Strawberry: growth, development and diseases*. CABI, 2016.

[130] C. Agro, "Conheça como são aplicados os 5 principais agrotóxicos no brasil," Jan 2022. [Online]. Available: https://summitagro.estadao.com.br/noticias-do-campo/conheca-como-sao-aplicados-os-5-principais-agrotoxicos-no-brasil/

[131] A. Patel, W. S. Lee, N. A. Peres, and C. W. Fraisse, "Strawberry plant wetness detection using computer vision and deep learning," *Smart Agricultural Technology*, vol. 1, p. 100013, 2021.

[132] Z. Li, F. Liu, W. Yang, S. Peng, and J. Zhou, "A survey of convolutional neural networks: Analysis, applications, and prospects," *IEEE Transactions on Neural*

Networks and Learning Systems, pp. 1–21, 2021.

[133] J.-R. Xiao, P.-C. Chung, H.-Y. Wu, Q.-H. Phan, J.-L. A. Yeh, and M. T.-K. Hou, "Detection of strawberry diseases using a convolutional neural network," *Plants*, vol. 10, no. 1, p. 31, 2020.

[134] S. Park and J. Kim, "Design and implementation of a hydroponic strawberry monitoring and harvesting timing information supporting system based on nano ai-cloud and iot-edge," *Electronics*, vol. 10, no. 12, p. 1400, 2021.

[135] "Node-red." [Online]. Available: https://nodered.org/

[136] "The standard for iot messaging." [Online]. Available: https://mqtt.org/

[137] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, "You only look once: Unified, real-time object detection," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2016, pp. 779–788.

[138] P. Jiang, D. Ergu, F. Liu, Y. Cai, and B. Ma, "A review of yolo algorithm developments," *Procedia Computer Science*, vol. 199, pp. 1066–1073, 2022, the 8th International Conference on Information Technology and Quantitative Management (ITQM 2020 & 2021): Developing Global Digital Economy after COVID-19. [Online]. Available: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050922001363

[139] V. Hodge and J. Austin, "A survey of outlier detection methodologies," *Artificial intelligence review*, vol. 22, no. 2, pp. 85–126, 2004.

[140] D. Fleischhacker, H. Paulheim, V. Bryl, J. Völker, and C. Bizer, "Detecting errors in numerical linked data using cross-checked outlier detection," in *International semantic web conference*. Springer, 2014, pp. 357–372.

[141] A. Carreño, I. Inza, and J. A. Lozano, "Analyzing rare event, anomaly, novelty and outlier detection terms under the supervised classification framework," *Artificial Intelligence Review*, vol. 53, no. 5, pp. 3575–3594, 2020.

[142] T. Pourhabibi, K.-L. Ong, B. H. Kam, and Y. L. Boo, "Fraud detection: A systematic literature review of graph-based anomaly detection approaches," *Decision Support Systems*, vol. 133, p. 113303, 2020.

[143] F. T. Liu, K. M. Ting, and Z.-H. Zhou, "Isolation forest," in *2008 eighth ieee international conference on data mining*. IEEE, 2008, pp. 413–422.

[144] A. Cutler, D. R. Cutler, and J. R. Stevens, "Random forests," in *Ensemble machine learning*. Springer, 2012, pp. 157–175.

[145] L. E. Peterson, "K-nearest neighbor," *Scholarpedia*, vol. 4, no. 2, p. 1883, 2009.

[146] A. Ingle, "Crop recommendation dataset," Dec 2020. [Online]. Available: https://www.kaggle.com/datasets/atharvaingle/crop-recommendation-dataset/code

[147] F. Galembeck, T. A. Burgo, D. S. SILVA, and L. P. Santos, "Materials from renewable resources: new properties and functions," *Anais da Academia Brasileira de Ciências*, vol. 91, 2019.

[148] Ultralytics. [Online]. Available: https://github.com/ultralytics/yolov5

[149] A. P. Bradley, "The use of the area under the roc curve in the evaluation of machine learning algorithms," *Pattern recognition*, vol. 30, no. 7, pp. 1145–1159, 1997.

[150] S. M. Lundberg and S.-I. Lee, "A unified approach to interpreting model predictions," *Advances in neural information processing systems*, vol. 30, 2017.