



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CAMPUS ARARANGUÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENERGIA E SUSTENTABILIDADE

Marcos Antonio Martins Giassi

**MODELO DE APOIO À DECISÃO PARA GERENCIAMENTO DE IRRIGAÇÃO
PARA A PRODUÇÃO DE ARROZ IRRIGADO NO VALE DO RIO ARARANGUÁ**

Araranguá
2022

Marcos Antonio Martins Giassi

**MODELO DE APOIO À DECISÃO PARA GERENCIAMENTO DE IRRIGAÇÃO
PARA A PRODUÇÃO DE ARROZ IRRIGADO NO VALE DO RIO ARARANGUÁ**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Energia e Sustentabilidade da Universidade Federal de Santa Catarina como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Energia e Sustentabilidade.

Orientador: Profa. Dra. Analúcia Schiaffino Morales
Coorientador: Prof. Dr. Ricardo Alexandre Reinaldo de Moraes

Araranguá

2022

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Giassi, Marcos Antonio Martins
Modelo de Apoio à Decisão para Gerenciamento de Irrigação
para a Produção de Arroz Irrigado no Vale do Rio Araranguá
/ Marcos Antonio Martins Giassi; orientador, Analúcia
Schiaffino Morales, coorientador, Ricardo Alexandre
Reinaldo de Moraes, 2022.
110 p.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa
Catarina, Campus Araranguá, Programa de Pós-Graduação em
Energia e Sustentabilidade, Araranguá, 2022.

Inclui referências.

1. Energia e Sustentabilidade. 2. Arroz Irrigado. 3.
Gerenciamento de Irrigação. 4. Apoio à Decisão. 5.
Salinidade da Água. I. Morales, Analúcia Schiaffino. II.
Moraes, Ricardo Alexandre Reinaldo de. III. Universidade
Federal de Santa Catarina. Programa de Pós-Graduação em
Energia e Sustentabilidade. IV. Título.

Marcos Antonio Martins Giassi

**Modelo de Apoio à Decisão para Gerenciamento de Irrigação para a Produção de Arroz
Irigado no Vale do Rio Araranguá**

O presente trabalho em nível de mestrado foi avaliado e aprovado por banca examinadora composta pelos seguintes membros:

Prof.(a) Tiago Oliveira Weber, Dr.
Universidade Federal do Rio Grande do Sul

Prof.(a) Carla de Abreu D'Aquino, Dra.
Universidade Federal de Santa Catarina

Certificamos que esta é a versão original e final do trabalho de conclusão que foi julgado adequado para obtenção do título de Mestre em Energia e Sustentabilidade.

Coordenação do Programa de Pós-Graduação

Prof.(a) Analúcia Schiaffino Morales, Dra.
Orientadora

Araranguá, 2022.

AGRADECIMENTOS

O desenvolvimento desta dissertação não seria possível sem a orientação da professora Analúcia Schiaffino de Moraes e coorientação do professor Ricardo Alexandre R. de Moraes, agradeço a ambos por todos os valiosos ensinamentos, pela paciência e, sobretudo, pela confiança depositada.

Aos professores do PPGES, em especial, a professora Dra. Carla de Abreu D'Aquino e professor Dr. Luciano Lopes Pfitscher, por compartilharem parte de seus conhecimentos, contribuindo durante o desenvolvimento desta dissertação.

À minha família em especial meus pais e Nelci e Sueli, meus irmãos Kelly e Marlon, e ao meu tio Adriano, pelo apoio e motivação durante mais uma jornada tão importante da minha vida.

Aos que me apoiaram e incentivaram inicialmente, em especial professor Dr. Vilson Luiz Coelho, professor Dr. Breno Elias Brêtas de Carvalho, professora Franciele Peruchi Ronchi, professor Dr. André Abelardo Tavares e Douglas de Matos Magnus.

Aos meus amigos, em especial Joyce Silvano de Vargas, e aos colegas de classe do PPGES Edvana, Aline e Eliel, por compartilharem bons momentos durante o desenvolvimento desta dissertação.

À Empresa de Pesquisa Agropecuária e Extensão Rural de Santa Catarina (EPAGRI) pelas informações disponibilizadas e aos rizicultores da região pela disponibilização de dados para a aplicação da metodologia proposta.

Ao apoio técnico e financeiro da Fundação de Amparo à Pesquisa e Inovação do Estado de Santa Catarina (FAPESC), Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC) e a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES).

RESUMO

Em países onde a economia é baseada na agricultura, a irrigação de lavouras representa uma parcela significativa no consumo de água e energia elétrica. Sistemas de irrigação operando sem gerenciamento adequado, reduzem a eficiência do uso da água, aumentam os gastos com energia pelos sistemas de bombeamento e conseqüentemente, afetam a produtividade. Dentre as instalações que não são automatizadas, estão os sistemas de irrigação baseados no método de inundação de áreas. No Brasil, este método de irrigação é normalmente utilizado na produção de arroz de terras baixas, principalmente nos estados do Rio Grande do Sul e de Santa Catarina, os dois maiores produtores do cereal no país. Nos últimos anos, devido à poluição, mudanças climáticas e uso inconsciente da água, vem ocorrendo o comprometimento da qualidade e a disponibilidade desse recurso. O vale do Araranguá, no extremo sul catarinense, sofre constantemente com estes problemas, além da salinização da água do rio ocasionada pela entrada de água do mar no manancial. Em alguns casos, ocasionando prejuízos significativos nas lavouras devido a irrigação com água salina, que ocorre em razão de carência de tecnologias que auxiliem no monitoramento e apoio à decisão de irrigação. O objetivo principal desta dissertação é demonstrar que as técnicas de controle automatizadas são adequadas para monitorar e avaliar o uso da água, bem como, os recursos de inteligência artificial são capazes de auxiliar no monitoramento da disponibilidade da água empregada no processo de irrigação de lavouras de arroz irrigado. Isso de forma a contribuir para uma produção sustentável, aprimorando o método de irrigação utilizado na região do extremo sul catarinense. Este trabalho auxiliará os produtores de arroz da região na elaboração do manejo de irrigação, de modo a reduzir tarefas manuais auxiliando na tomada de decisão, economizando água, energia e reduzindo perdas de produtividade. A metodologia proposta foi desenvolvida por meio de métodos matemáticos de controle e técnica de inteligência artificial (LSTM), com implementação por intermédio de algoritmos computacionais. Entre as variáveis analisadas, destacam-se os dados da cultura, do manejo de irrigação, meteorológicos, do rio e do sistema de irrigação. A ferramenta é capaz de identificar o dia e a quantidade de água necessária para irrigação e a disponibilidade de água no rio por meio da estimativa de vazão futura, quando este se torna propício a riscos de salinidade devido a baixas vazões e precipitações. A validação da metodologia foi realizada utilizando dados reais de três lavouras semeadas em determinados períodos, conforme características da região. Resultados demonstram que a operação adequada do método seguindo o modelo de apoio a decisão, dependendo das características da lavoura e características meteorológicas possibilita redução em uma safra de até 21.050 m³ (13 %) de água e R\$ 427 de economia de energia para uma lavoura de 10 hectares, além de contribuir com a indicação de salinização da água do rio com antecedência em um período de escassez. A principal contribuição deste trabalho é contribuir com uso adequado da água, energia elétrica e a mitigação das perdas por captação de água salina e excesso de irrigação.

Palavras-chave: Gerenciamento de Irrigação; Apoio à Decisão; Inteligência Artificial; Arroz Irrigado; Salinidade da Água.

ABSTRACT

In countries with high agricultural production, irrigation of crops represents a significant amount of water and electricity consumption. When the irrigation systems operate without adequate management, there are decrease in the efficiency of water use, increase of energy costs by pumping systems, and, consequently, a high impact in the productivity. The irrigation systems based on the flooding area methods are not, usually, automated. In Brazil, this method is normally used in lowland rice production, mainly in the states of Rio Grande do Sul and Santa Catarina, the two largest rice producers. In recent years, due to pollution, climate change, and the unconscious use of water, the quality and availability of this resource have been compromised. The Araranguá valley, in the extreme south of Santa Catarina, frequently suffers from these problems, in addition, there is the salinization problem caused by the entry of seawater into the river. In some cases, generating significant losses in crops due to irrigation with saline water, it occurs due to the lack of technologies to help in the monitoring and support the irrigation decision. The main objective of this dissertation is to demonstrate that automated control techniques are suitable for monitoring and evaluating water use and that artificial intelligence resources can assist in monitoring the availability of water used in the irrigation process of rice crops. It intends to contribute to sustainable production and improvement of the irrigation method used in the extreme south region of Santa Catarina. This work aims to help rice producers in irrigation management, reducing manual tasks and assisting in decision-making, saving water, energy, and minimizing productivity losses. The proposed methodology was developed through mathematical control methods and application of artificial intelligence techniques (LSTM). Among the variables analyzed are some data of culture, irrigation management, meteorological, river, and irrigation system. The proposed tool is able to identify the day and the amount of water needed for irrigation and even, the availability of water in the river by estimating the flow when it becomes conductive to salinity risks due to low flows and low rainfall. The methodology was validated using real data from three crops sown in certain periods, according to the aspects of the region. Results demonstrate that the proper operation of the method following the decision support model, a reduction for the period of one harvest of up to 21,050 m³ (13%) of water and R\$ 427 in energy savings for a crop of 10 hectares, in addition to contributing to the indication of salinization of river water in advance in an epoch of scarcity. The main contribution of this work is to contribute to the adequate use of water, energy and the mitigation of losses from saline water abstraction and excess irrigation.

Keywords: Irrigation Management; Decision Support; Artificial Intelligence; Irrigated Rice; Water Salinity.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Regiões produtoras de arroz irrigado em SC.	21
Figura 2 – Perfil de uma lavoura de arroz mostrando, de maneira esquemática, a evaporação (E), a transpiração (T), o fluxo lateral (FL) e a percolação da água (P).....	24
Figura 3 – Fluxograma geral da metodologia do modelo de apoio à decisão.	38
Figura 4 – Fluxograma de algoritmo do modelo de apoio à decisão.....	39
Figura 5 – Diagrama de blocos do modelo.....	41
Figura 6 – (a) e (b) medições da altura da camada de água da quadra.	43
Figura 7 – (a) Demonstração de ponto de drenagem da quadra e (b) Demonstração de ocorrência de transbordamento de quadra.	44
Figura 8 – Camada média d’água praticada pelos agricultores na região de Araranguá – gerenciamento manual.	45
Figura 9 – Camada média d’água proposta a se trabalhar - caso com proposta de melhoria no gerenciamento.....	46
Figura 10 – Localização das estações meteorológicas do INMET.....	48
Figura 11 – Localização por pontos das estações e lavouras.	49
Figura 12 – Banco de dados tratado completo.	56
Figura 13 – Modelo de transporte de material em suspensão baseado nas vazões de permanência.....	56
Figura 14 – Localização das lavouras de Araranguá.	62
Figura 15 – Localização da lavoura de Meleiro sem influencia salina.	62
Figura 16 – Curvas de aprendizagem para melhor modelo.	65
Figura 17 – (a) Distribuição residual e densidade de probabilidade; (b) Resultado da previsão conjunto de validação; (c) Estimativa de vazão para período de baixa (20/08/2010 a 20/09/2010) Q(t).	66
Figura 18 – Distribuição residual e densidade de probabilidade para o conjunto de validação, com apenas dados de vazão baixa, caso 5 dias no futuro.	67
Figura 19 – (a) Estimativa de vazão com cinco dias de antecedência para período de baixa vazão (20/08/2010 a 20/09/2010); (b) Estimativa de vazão com cinco dias de antecedência para período de baixa vazão (13/10/2010 a 21/10/2010).	68
Figura 20 – Níveis de vazão por cor.....	73
Figura 21 – Comparativo do sistema irrigação controlado e o praticado pelo agricultor LAV-01-A, 1º cenário, período de safra completo.	74

Figura 22 – Comparativo do sistema irrigação controlado e o praticado pelo agricultor LAV-01-A, 1º cenário, período de irrigação de risco.....	75
Figura 23 – Comparativo do sistema irrigação controlado e o praticado pelo agricultor LAV-01-A, 3º cenário, período de safra completo.....	76
Figura 24 – Comparativo do sistema irrigação controlado e o praticado pelo agricultor LAV-01-A, 3º cenário, período de irrigação de risco 1 e 2.....	77
Figura 25 – Comparativo do sistema irrigação controlado e o praticado pelo agricultor LAV-01-A, 3º cenário, período de irrigação de risco 3.....	77

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Trabalhos relacionados a estimativa de vazão.....	34
Quadro 2 – Variáveis de entrada consideradas nesta metodologia.	42
Quadro 3 – Proposta de níveis de vazão e informações.	57

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Valores de coeficiente de cultura.....	51
Tabela 2 – Dados coletados das lavouras.	63
Tabela 3 – Resultados de métricas de avaliação para melhor arquitetura.....	64
Tabela 4 – Resultados estimativas futuras.....	68
Tabela 5 – 4° cenário LAV-01-A.	70
Tabela 6 – Resumo dos principais resultados obtidos com a simulação.	71
Tabela 7 – 1° cenário LAV-01-A.	91
Tabela 8 – 2° cenário LAV-01-A.	91
Tabela 9 – 3° cenário LAV-01-A.	92
Tabela 10 – 4° cenário LAV-01-A.	92
Tabela 11 – 1° cenário LAV-02-A.	93
Tabela 12 – 2° cenário LAV-02-A.	93
Tabela 13 – 3° cenário LAV-02-A.	94
Tabela 14 – 4° cenário LAV-02-A.	94
Tabela 15 – 1° cenário LAV-03-M.	95
Tabela 16 – 2° cenário LAV-03-M.	95
Tabela 17 – 3° cenário LAV-03-M.	96
Tabela 18 – 4° cenário LAV-03-M.	96

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	MOTIVAÇÃO, JUSTIFICATIVA E PROBLEMÁTICA	16
1.2	HIPÓTESE	18
1.3	OBJETIVO GERAL	18
1.4	OBJETIVOS ESPECÍFICOS	18
1.5	ESTRUTURAÇÃO DO TRABALHO	18
2	REVISÃO DA LITERATURA.....	20
2.1	ARROZ IRRIGADO	20
2.1.1	Consumo de água em lavouras de arroz irrigado.....	21
2.2	CONSUMO DE ÁGUA NO PROCESSO DE PRODUÇÃO DE ARROZ	22
2.2.1	Evapotranspiração.....	24
2.2.1.1	<i>Evapotranspiração de referência</i>	<i>25</i>
2.2.2	Necessidade de água de irrigação.....	28
2.3	USO DA ENERGIA EM SISTEMAS DE IRRIGAÇÃO	29
2.4	Estado da arte sobre métodos de controle de irrigação.....	30
2.5	TÉCNICAS DE IA NA AGRICULTURA.....	31
2.5.1	Técnicas de IA para estimativa de vazão.....	32
2.6	CONCLUSÃO	35
3	METODOLOGIA.....	37
3.1	VARIÁVEIS DE ENTRADA E AQUISIÇÃO DE DADOS.....	41
3.1.1	Dados de cultura	42
3.1.2	Dados de manejo de irrigação	43
3.1.3	Dados meteorológicos	47
3.1.4	Dados do rio	48
3.1.5	Dados do sistema de irrigação	49
3.2	TRATAMENTO DE DADOS.....	50
3.3	PREMISSAS E MÉTODOS DE CÁLCULOS DE NECESSIDADE DE IRRIGAÇÃO	50

3.3.1	Método de cálculo da evapotranspiração de referência	50
3.3.2	Método de cálculo da evapotranspiração da cultura	51
3.3.3	Métodos de cálculos de necessidade de irrigação e consumo de água e energia	52
3.3.4	Estimar o dia de irrigação futura por método matemático	54
3.4	PREMISSAS E MÉTODO DE ESTIMATIVA DE VAZÃO	55
3.4.1	Técnica de IA - rede neural LSTM	58
3.4.2	Modelagem para determinar o melhor modelo LSTM para estimativa de vazão	59
3.4.3	Métricas de avaliação	60
3.5	DESCRIÇÃO DOS CENÁRIOS DE CONTROLE DE IRRIGAÇÃO PARA SAFRAS 2009/2010 E 2010/2011	61
4	RESULTADOS	64
4.1	ESTIMATIVA DE VAZÃO	64
4.1.1	Breve discussão sobre estimativa de vazão	69
4.2	SISTEMA DE GERENCIAMENTO	70
4.3	AVALIAÇÃO DO AUXÍLIO DA ESTIMATIVA DE VAZÃO NO CONTROLE DE IRRIGAÇÃO	72
4.3.1	Breve discussão sobre o modelo de apoio à decisão	78
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	81
5.1	CONCLUSÃO	81
5.2	TRABALHOS FUTUROS	83
	REFERÊNCIAS	84
	APÊNDICE A – RESULTADOS DAS SIMULAÇÕES DOS CENÁRIOS – TABELAS	91
	APÊNDICE B – ALGORITMO DO CONTROLE DE IRRIGAÇÃO - PYTHON	97
	ANEXO A – ENTREVISTA E VISITAS EM CAMPO PARA COLETA DE DADOS	108

1 INTRODUÇÃO

O acesso à água potável está ligado ao desenvolvimento socioeconômico e é considerado pela Organização das Nações Unidas (ONU, 2010), como um direito humano fundamental. A água é um recurso natural essencial para a existência de vida no planeta Terra. Em decorrência do crescimento populacional, do rápido desenvolvimento industrial das últimas décadas e, principalmente, da utilização dos recursos naturais de forma inadequada, observa-se muitos impactos negativos ao meio ambiente. Um dos principais danos está relacionado com a poluição das águas e, conseqüentemente, a sua escassez para o consumo humano, criação de animais, produção de alimentos e outros usos.

A agricultura tem sido responsável por cerca de 70% da água doce retirada em todo o mundo, seguido do setor industrial que retira menos que 20%, e o restante é por uso direto da população (FAO, 2020). No Brasil, do total de água usada para consumo na agricultura e criação de animais, correspondem 83%, seguido do consumo urbano e rural 10% e industrial 7% (ANA, 2012). Já no Estado de Santa Catarina, a irrigação de lavouras é responsável por cerca de 48% da vazão total de retirada, seguido do abastecimento humano 25% e industrial 23% (STALLBAUM; SCHEIBE, 2018).

No contexto da agricultura, Santa Catarina (SC) destaca-se como o segundo maior produtor de arroz do Brasil, ficando atrás somente do estado do Rio Grande do Sul (RS). O volume de água estimado utilizado na cultura do arroz no Brasil está entre 6.000 a 12.000 m³ por hectare incluindo a água das chuvas, para um período médio de irrigação de 80 a 100 dias, entretanto solos mais arenosos e culturas com características diferentes, requerem maior quantidade de água (SOSBAI, 2018). O sistema de plantio pré-germinado é o mais utilizado para cultivo no estado, neste sistema a área precisa ser nivelada e preparada adequadamente para receber as sementes. O alagamento das quadras se inicia em torno de 30 e 20 dias antes da semeadura, fazendo nessa etapa o preparo do solo, com ele pronto para receber as sementes, uma lâmina de água é elevada para uma altura de 5 a 10 cm quando o monitoramento é ideal, realizando-se, então, a semeadura (EBERHARDT; SCHIOCCHET, 2015). A prática mais usual no controle de água é no decorrer da cultura retirar e recolocar a água em determinadas fases da produção. Este método é conhecido como intermitente e tende a consumir uma quantidade significativa de água, por isso tem sido investigado outros métodos como o de manutenção de lâmina permanente, manejo contínuo da lâmina de água e, automação do sistema de irrigação (GIACOMELI et al., 2019; PETRINI et al., 2013; PFITSCHER et al., 2012).

Na região do vale do Araranguá em SC, o rio é a principal fonte de água que abastece as lavouras de arroz irrigado e este tem sua qualidade muito afetada pela entrada de água salina do mar nos mananciais. Este fator causa problemas significativos de perda de produtividade da cultura, sendo necessário o desenvolvimento de pesquisas relacionadas à produção de novas cultivares resistentes à salinidade e/ou outros métodos de coleta e armazenamento de água, além do monitoramento climático incluindo a vazão do rio e QA (NASCIMENTO et al., 2002; SCHMIDT; FILHO, 2017; SILVA; FERREIRA, 2017). Conforme parecer da EPAGRI (2011), na região pertencente a bacia do rio Araranguá a salinidade da água afeta entre 5.000 e 6.000 hectares (ha) da cultura cultivados por 300 agricultores da região, destacando a importância do desenvolvimento de técnicas para minimizar os impactos nesse setor.

De acordo com o levantamento de dados disponibilizados através do CLIMATEMPO (2022), nos últimos 30 anos a região de Araranguá recebe precipitações anuais média de 1670 mm por ano, e apresenta uma boa distribuição das chuvas ao longo do ano, entretanto acontece períodos pequenos em que há a escassez de água durante as épocas de safra que ocorre de setembro a março. Como a região fica próxima ao oceano quando ocorrem períodos de estiagem as vazões dos rios baixam e verifica-se a entrada de água salina nas regiões mais costeiras, e falta de água em regiões mais distantes da foz. Nesses períodos o agricultor necessita monitorar manualmente e com mais frequência a qualidade da água e/ou nível do rio ou vazão, para saber se pode irrigar ou não a lavoura. Sabendo dessas dificuldades pode ser relevante se fazer a estimativa de vazão usando técnica de Inteligência Artificial (IA), nos períodos em que há escassez combinada com vazão baixa principalmente, para auxiliar o agricultor na tomada de decisão no manejo de irrigação. Dessa forma o agricultor sabendo do risco de vazão baixa futura e com os dados de maré, ele saberia da possibilidade de salinização da água do rio e anteciparia a irrigação para evitar bombear água no período de risco no futuro.

Em relação a captação da água ela ocorre, normalmente, através de um sistema de bombeamento. Nesse processo, o consumo de energia elétrica tem um impacto significativo nos custos de produção, conforme IRGA (2019), que avaliou as despesas para uma lavoura de produtividade média de 151,9 sacos/ha, observou que os principais custos na produção de arroz estão relacionados a adubos com custo de 24,63 sacos/ha, agroquímicos 29,07 sacos/ha, reformas e manutenções 18,28 sacos/ha, salários 14,13 sacos/ha, operações na lavoura 9,5 sacos/ha, energia elétrica 8,23 sacos/ha e sementes 4,57 sacos/ha. Apesar de uma notável modernização da agroindústria nos últimos anos, o manejo do sistema de irrigação continua ocorrendo de forma manual sem implementação de tecnologias, que auxiliem os agricultores da região do extremo sul catarinense.

Dentro desse contexto, essa dissertação de mestrado aborda aspectos de monitoramento e avaliação do uso e disponibilidade de água para irrigação no processo de produção do arroz, propondo o desenvolvimento de tecnologia para auxiliar os rizicultores da região e preservar o uso de recursos naturais. Pretende-se com este modelo conscientizar e promover uma agricultura sustentável na região, fomentando melhorias no setor conforme o Objetivo do Desenvolvimento Sustentável (ODS) 2 (Fome Zero e Agricultura Sustentável) das Nações Unidas (FAO, 2015). Além disso, o ODS-6 (Água Potável e Saneamento), aponta como desafio utilizar menos água no futuro para produzir a mesma quantidade de alimentos, melhorando o aproveitamento dos recursos hídricos, e contribuindo para a redução das retiradas de água pela agricultura, que é atualmente estimada em torno de 70% (FAO, 2015, 2020). E por fim, ao ODS-12 (Consumo e Produção Responsáveis), que trata a transformação no sistema de produção de alimentos para garantir a produção sustentável, e reduzir os impactos ambientais como perda de água, emissões de gases de efeito estufa e degradação dos ecossistemas (FAO, 2015).

1.1 MOTIVAÇÃO, JUSTIFICATIVA E PROBLEMÁTICA

De acordo com o Censo Agropecuário de 2017, Santa Catarina apresentava cerca de 183.065 estabelecimentos agropecuários, que produzem uma diversidade de produtos, destacando-se a produção de suínos, frangos, leite, fumo, soja, milho, arroz etc. Normalmente, a água para atender esses estabelecimentos vem de poços artesianos (água para beber) e águas superficiais e bombeamento de rios e mananciais (para atender áreas de irrigação e consumo do gado) (EPAGRI/CEPA, 2018).

O arroz irrigado é uma cultura muito cultivada na região do extremo sul de Santa Catarina, que demanda uma quantidade significativa de água para sua produção (cerca de 2.000 litros para a produção de cada 1 kg de grãos com casca). Um dos problemas das águas dessa região é a baixa qualidade decorrente da salinidade e toxicidade, que afetam o desenvolvimento e produção da planta. A salinidade da água é principal fator que causa problemas de produtividade nas lavouras irrigadas, o arroz, por exemplo, na maioria das variedades, não tolera água salinizada em nível igual ou superior a 0,25% de NaCl, se irrigado com esse teor a partir da fase reprodutiva, pode ocorrer redução superior a 50% na produtividade (EMBRAPA, 2005).

As mudanças climáticas agravam a situação e afetam diretamente a disponibilidade da água em todo o mundo. Neste contexto, o estado de Santa Catarina sofre esse impacto e dentre

as principais consequências observadas nos últimos anos, há registros de períodos de estiagem mais frequentes, inundações, vendavais e ciclones extratropicais (SIEBERT, 2017). Esses eventos podem afetar diretamente a qualidade da água, como por exemplo: a entrada de água salina nos mananciais das regiões litorâneas e/ou carregamento de sólidos, em casos de alagamentos que podem vir a contaminar águas subterrâneas, rios e lagos (FAO, 2020).

Para a irrigação das lavouras a água deve ser captada da sua fonte e alocada nos locais de consumo, geralmente se utiliza de estações de bombeamentos para fazer esta tarefa, estas dependem de algum tipo de energia para executar o trabalho, destacando o uso da energia elétrica como a mais utilizada. Este processo, quando não funciona com o manejo adequado, pode gerar desperdício de água, consequentemente energia elétrica e afetar a produtividade, além de elevar custos de produção. Na região do extremo sul catarinense os agricultores utilizam a irrigação de inundação nas áreas para produção, este método quando não apresenta nenhum tipo de controle. Com os problemas causados nas águas da região da bacia do Rio Araranguá, e carência de métodos de controle para manejo de irrigação, se faz importante o emprego de uma metodologia que auxilie os agricultores nessas tarefas buscando manter produção, reduzir custos e preservar os recursos naturais.

O uso de recursos de Internet das Coisas (ou *Internet of Things* – IoT, em inglês) tem sido apontado como alternativa para melhorar o desenvolvimento de processos agrícolas, o uso de tecnologias pode tornar mais ágil a produção de alimentos e o controle do consumo de energia, e auxiliar no processo de irrigação (KUMAR KODITALA; SHEKAR PANDEY, 2018; SURYAWANSHI, 2018; WU; KHAN, 2019). Para atender o constante aumento da demanda por alimentos, a agricultura é forçada a se modernizar e precisa ter uma alta eficiência de produção e qualidade dos produtos. O uso de IA, aprendizado de máquina e aprendizado profundo na agricultura contribui de forma significativa na redução dos custos relacionados a aplicação de água, pesticidas, herbicidas, fertilizantes e energia, elas também podem fazer previsões como a de rendimento da cultura, e classificação de frutos entre outros, e no futuro tendem a proporcionar significativo aumento de produção, e tornar a agricultura mais sustentável (KUJAWA; NIEDBAŁA, 2021; SHARMA, 2021; SHRIVASTAVA; PRADHAN, 2021; TALAVIYA et al., 2020). Outro ponto de destaque é o uso de técnicas de IA para prever a disponibilidade de água de forma indireta e qualidade quanto a salinidade, por meio da previsão de nível ou vazão futura do canal, rio, ou córregos que alimentam os sistemas de irrigação (HIDAYAT et al., 2014; HO et al., 2022).

Diante do exposto, a presente proposta de dissertação investigou a seguinte lacuna de pesquisa:

- Como monitorar e avaliar a disponibilidade e uso da água de irrigação e tornar o consumo de água e energia mais eficiente em lavouras de arroz irrigado empregando técnicas de controle e IA de modo a evitar perdas de produtividade?

1.2 HIPÓTESE

É viável ter uma solução inteligente para a irrigação de arroz em que os parâmetros sobre esta atividade, tais como, consumo de energia elétrica, manejo do sistema de irrigação, dados meteorológicos, dados de cultura e dados fluviométricos do rio, pudessem ser processados e automatizados com o auxílio de técnicas de controle e de IA, indicando melhorias para gerar economia de água e energia elétrica pelo sistema de irrigação, bem como a redução de perdas de produtividade no processo de produção por salinidade e excesso de água.

1.3 OBJETIVO GERAL

Demonstrar que as técnicas de controle automatizadas são adequadas para monitorar e avaliar o uso da água no processo de irrigação de lavouras de arroz irrigado, e que os recursos de inteligência artificial podem auxiliar no monitoramento da disponibilidade da água utilizada.

1.4 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Identificar as possíveis soluções no manejo do controle de irrigação de lavouras de arroz irrigado que busquem reduzir consumo de água sem afetar a produção da cultura;
- Definir as técnicas de controle automatizadas e modelos de técnicas de IA para auxiliar o agricultor no manejo de irrigação;
- Elaborar modelos com dados reais para testar as técnicas propostas, e validá-los, por meio de simulações computacionais.

1.5 ESTRUTURAÇÃO DO TRABALHO

O presente trabalho está organizado em cinco capítulos. No capítulo 2, apresenta-se uma revisão bibliográfica, que foi dividida em cinco subseções, apresentando um breve contexto com as informações gerais sobre a produção de arroz irrigado para explorar melhor o

setor produtivo do sul do estado de Santa Catarina. Em seguida discute-se o uso da energia em sistemas de irrigação e o consumo de água no processo de produção de arroz, a última subseção descreve uma revisão sobre técnicas de IA aplicadas ao problema. O terceiro capítulo descreve as estratégias para modelar o método de irrigação proposto por meio de fluxogramas e detalhamento das etapas previstas. No Capítulo 4, são apresentados os resultados obtidos com o desenvolvimento do trabalho, finalizando com uma breve discussão dos resultados. Finalmente, seguem as considerações finais, com a conclusão e as possibilidades de continuidade do trabalho e as referências bibliográficas. Foram incluídos os apêndices com os resultados da simulação e o algoritmo Python desenvolvido, após se apresenta os anexos que expõem as informações e dados coletados com Epagri e agricultores da região.

2 REVISÃO DA LITERATURA

Os aspectos relacionados ao desenvolvimento do trabalho, com destaque ao uso de água para a irrigação, os principais métodos de irrigação nas lavouras de arroz e o emprego de técnicas de IA para estimativa de vazão foram investigados na literatura científica. O resultado deste estudo será apresentado a seguir.

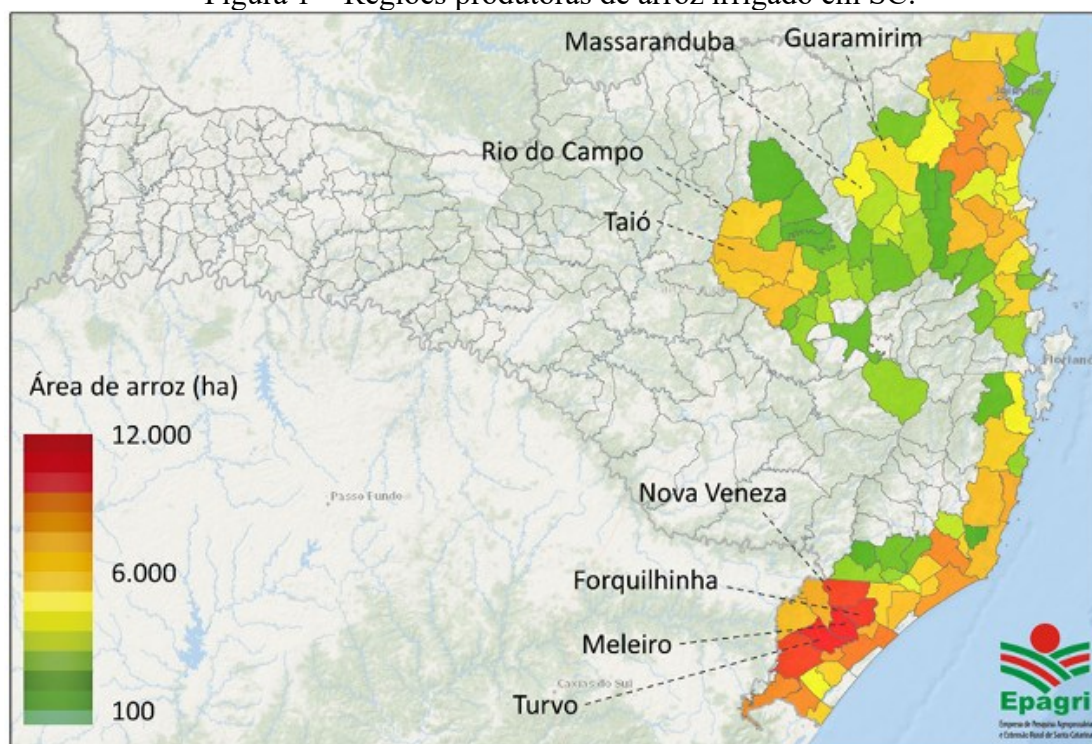
2.1 ARROZ IRRIGADO

O Brasil apresentou na safra 2018/19 uma produção estimada de arroz de 10,4 milhões de toneladas, desse total a região Sul do país que compreende Paraná, Santa Catarina e Rio Grande do Sul, produziram 8,6 milhões de toneladas, sendo o RS com 7,3 milhões de toneladas se destacando como maior produtor nacional seguido de SC com 1,09 milhões de toneladas (CONAB, 2020). O cultivo de arroz nesses dois estados é totalmente irrigado, por meio de sistemas de inundação de quadras.

No estado de Santa Catarina a região do extremo sul catarinense concentra a maior área de produção, se destacando a microrregião de Araranguá com área de plantio estimado em 51,53 mil hectares com rendimento médio de 7,45 t/ha, produzindo 35% do total do estado (EPAGRI/CEPA, 2019).

A microrregião de Araranguá é formada por 15 municípios: Araranguá, Balneário Arroio do Silva, Balneário Gaivota, Ermo, Jacinto Machado, Maracajá, Meleiro, Morro Grande, Passo de Torres, Praia Grande, Santa Rosa do Sul, São João do Sul, Sombrio, Timbé do Sul e Turvo. Na Figura 1, está exposta a distribuição espacial de arroz irrigado em Santa Catarina (TRABAQUINI; KLEBER; EPAGRI, 2020).

Figura 1 – Regiões produtoras de arroz irrigado em SC.



Fonte: Epagri (2020).

O cultivo de arroz se divide em dois grupos, sendo eles o cultivo de sequeiro normalmente utilizado em terras altas e o cultivo de arroz irrigado utilizado em locais com considerável disponibilidade hídrica. O cultivo de arroz irrigado é utilizado por todo o estado de Santa Catarina e Rio Grande do Sul, sendo considerado uma cultura temporária de verão, em SC seu período de semeadura inicia em agosto prolongando até dezembro e o período de colheita inicia em janeiro e se estende até abril (TRABAQUINI; KLEBER; EPAGRI, 2020).

2.1.1 Consumo de água em lavouras de arroz irrigado

A quantidade de água utilizada para o sistema por inundação com lâmina contínua, método mais utilizado no cultivo de arroz irrigado, varia em torno de 6 a 12 mil $\text{m}^3 \text{ha}^{-1}$, e em algumas condições mais extremas pode chegar a superar os 15 mil $\text{m}^3 \text{ha}^{-1}$ (SOSBAI, 2018). Já para o método de irrigação intermitente na região sul do estado de Santa Catarina, Rosso e Back (2010), relataram valores de consumo simulado variando entre 12 a 21 mil $\text{m}^3 \text{ha}^{-1}$ para perdas por percolação entre 0 e 6 mm dia^{-1} , estes valores se devem principalmente as cultivares de arroz plantadas na região que têm ciclo de 150 dias e as características do manejo de irrigação praticado.

Fatores importantes a serem considerados são as mudanças climáticas que vem ocorrendo atualmente, a incidência de períodos de secas mais frequentes que diminui a disponibilidade de água para produção de arroz, na microrregião de Araranguá em SC, esse fenômeno agrava a ocorrência de entrada da água salina no Rio afetando diversos produtores das regiões litorâneas, sendo necessário o desenvolvimento de pesquisas relacionadas à produção de novas cultivares resistentes à salinidade e/ou outros métodos de coleta e armazenamento de água (SCHMIDT; FILHO, 2017).

Devido à grande demanda de água da cultura de arroz, vários estudos buscam métodos para melhorar a eficiência do uso da água, Petrini *et al.* (2013), produziu uma pesquisa implementando três métodos de irrigação convencional (lâmina contínua), intermitente e saturado, obtendo resultados de 25% na economia de água sem perdas de produção para o sistema intermitente. Já Pfitscher *et al.* (2012), apresentou um estudo que utilizou um sistema de automação das bombas com controle de nível de água de pequenas quadras, aplicando três estratégias de irrigação de controle de lâmina de água com diferentes níveis e comparando com a convencional, como resultado observou uma economia de até 85% no consumo de água para a melhor estratégia, mostrando a importância de se utilizar alguma automação no sistema de irrigação e mudança de estratégias.

2.2 CONSUMO DE ÁGUA NO PROCESSO DE PRODUÇÃO DE ARROZ

Em Santa Catarina, predomina o sistema de cultivo em quadras separadas por taipas com parcelas em nível utilizando o método de inundação. Sendo, que a água para o cultivo é proveniente de rios e riachos, e é conduzida para as lavouras por bombeamento em sua maioria e por gravidade em alguns casos em que o declive permite. A água é normalmente captada dos rios por uma estação de bombeamento e levada por uma tubulação a quadra mais alta da lavoura, ou diretamente para os canais de distribuição de água para as quadras (EBERHARDT; SCHIOCCHET, 2015).

O controle de entrada e de drenagem da água das quadras é realizado manualmente em sua maioria, pela abertura e fechamento de valetas, por um indivíduo conhecido como aguador, responsável pelo controle da lâmina de água em todas as quadras de uma propriedade. Em algumas áreas é comum o excesso de água em algumas quadras, que geram desperdício de água e consequentemente energia elétrica.

A necessidade de água para a cultura de arroz irrigado varia de conforme o tipo de solo, condições climáticas e características da lavoura. No sistema de semeadura em solo

inundado a maior necessidade está na formação da lama durante o preparo do solo, na formação de lâmina de água para a semeadura e em momentos de reposição. Os sistemas de manejo de água de irrigação mais usuais nas lavouras de arroz são os de irrigação contínua em que se estabelece uma lâmina de água de 7,5 cm a 10 cm, e se faz a manutenção com fluxo contínuo de água na lavoura, e o outro método é o de irrigação intermitente, nesse método a irrigação se dá por ciclos, onde a água é colocada e se espera ela baixar naturalmente para repor fazendo um melhor aproveitamento da água da chuva (SOSBAI, 2018).

O clima é o principal constituinte que dita a necessidade de irrigação nas lavouras. A precipitação atmosférica recarrega o acúmulo de água enquanto as variáveis de temperatura do ar, radiação solar, velocidade do vento e umidade relativa, elevam os índices de evaporação e transpiração da cultura. A evaporação está relacionada com a água que evapora da superfície do solo para a atmosfera enquanto a transpiração está relacionada às plantas, essas duas situações também são chamadas de evapotranspiração (SOSBAI, 2018).

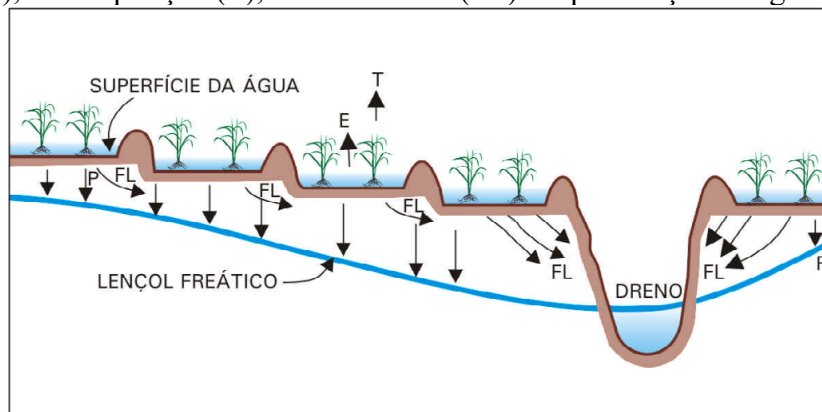
Na cultura de arroz a disponibilidade de radiação solar e temperatura adequada é relacionada com altos níveis de produtividade, quando essa época ocorre no período de reprodução da planta. No estado de SC, essa época de maior índice de radiação solar ocorre no período de dezembro a fevereiro (EBERHARDT; SCHIOCCHET, 2015). As variáveis climáticas estão fortemente relacionadas à produtividade do arroz, devido ser uma planta sensível a esses fatores. A maioria de mudanças ocorridas em produtividade podem ser explicadas pelas variações climáticas ocorridas no período de cultivo (HE et al., 2016). Escolher a data de semeadura das lavouras conforme as condições climáticas da região é um fator importante para garantir melhores produtividades.

O cultivo do arroz irrigado exige um preparo especial do solo, buscando um bom nivelamento das quadras, que visa melhorar produtividade e garantir eficiência no uso de recursos hídricos e energéticos. O solo também deve apresentar características físicas que atendam às necessidades da cultura, no caso do arroz irrigado são a baixa taxa de infiltração, pouca declividade do terreno, ausência de solos arenosos, argilas expansivas e solos pedregosos, entre outros fatores (SOSBAI, 2018).

As perdas de água relacionados ao solo nas lavouras de arroz irrigado, ocorrem por percolação, conhecida como infiltração vertical da água para o lençol freático e perdas por fluxos laterais, que ocorrem por infiltração entre taipa e o canal de drenagem, riachos ou rios. Outras perdas podem ser vistas entre taipas em quadras com desníveis e estas são consideradas perdas no sistema de irrigação. Conforme Tabbal (2002), as perdas relacionadas ao solo nas culturas de arroz variam entre 1 e 5 mm dia⁻¹ em solos muito argilosos e de 25 a 30 mm dia⁻¹

para solos arenosos. Na Figura 2, estão ilustrados as perdas por percolação e fluxo lateral (STONE, 2005).

Figura 2 – Perfil de uma lavoura de arroz mostrando, de maneira esquemática, a evaporação (E), a transpiração (T), o fluxo lateral (FL) e a percolação da água (P).



Fonte: Stone (2015).

Nos estados de SC e RS, os solos que são implantadas as lavouras de arroz irrigado, são conhecidos como solos de várzea. Estes solos são propícios para a lavoura devido às deficiências de drenagem (hidromorfismo), em SC os solos de várzea correspondem a 7% da área total do estado e 90% desse está localizado nas planícies litorâneas (PINTO; PAULETTO; NETO, 2004).

2.2.1 Evapotranspiração

Na demanda hídrica do arroz irrigado a evapotranspiração é uma das componentes de maior relevância. Rowshon *et al.* (2014), expõe valores médios de evapotranspiração da cultura variando entre 3,69 a 5,7 mm por dia dependendo do estágio de cultivo, já Djaman *et al.* (2019), expõe valores de 4,4 a 10,5 mm por dia para arroz de várzea no vale do rio Senegal.

A evapotranspiração do arroz é estimada multiplicando a evapotranspiração de referência (ET_o) pelo coeficiente de cultura (K_c) específicos de cada estágio de crescimento. A ET_o, representa a taxa de evapotranspiração de referência de uma dada superfície de referência, sem a restrição de umidade, essa superfície é uma grama hipotética com características específicas. A ET_o é um parâmetro meteorológico, o que torna possível calculá-la por meio do método de Penman-Monteith, utilizando dados meteorológicos tais como, saldo de radiação, temperatura, velocidade do vento a 2 m de altura, umidade do ar, entre outros, conforme expõe o Tópico 2.2.1.1. Entretanto, na ausência de dados, ela pode ser estimada utilizando do método de evaporação de tanque (ALLEN *et al.*, 1998; SNYDER *et al.*, 2005).

Já o coeficiente de cultura, é um valor adimensional específico de cada cultura em relação a sua fase de crescimento, sendo utilizado para melhorar a gestão da água e nutrientes para determinada cultura. Valores recomendados de Kc para produção de arroz, são relatados por diversos autores, como Allen *et al.* (1998), que recomenda valores para produção de arroz de 1,05 para períodos de desenvolvimento da cultura, 1,20 para fase de meia estação e 0,90 a 0,60 para final de estação sob condições de irrigação por inundação contínua. Valores de Kc 1,27, 1,62 e 1,15 para fase inicial, meia temporada e final de temporada, foram relatados para arroz irrigado de estação chuvosa por Mohan e Arumugam (1994).

Enquanto Choudhury e Singh (2016), expõe valores de Kc mais altos de 1,15-1,58, 1,44-1,75, 1,90-1,96, 1,59-1,82 e 1,0-1,41 para o perfilhamento, iniciação da panícula, floração, maturidade fisiológica e colheita, para arroz transplantado na Índia. Rosso e Back (2010), explanam valores variando de 1,0 a 1,82, para fase inicial (vegetativa), 1,85 para fase de reprodução e 1,80 a 1,60, para fase de maturação da cultura, para arroz irrigado pré-germinado cultivado no sul de Santa Catarina, Brasil. Valores de Kc são influenciados, pelas práticas de manejo de irrigação, período de irrigação, tipo de solo, clima, local e entre outros fatores ambientais, o que torna importante a disponibilidade dos valores de Kc para cada região específica, para melhor precisão na estimativa do uso da água para a cultura (ALLEN *et al.*, 1998; DJAMAN; IRMAK, 2013).

2.2.1.1 Evapotranspiração de referência

A evapotranspiração de referência é um fenômeno muito estudado por ser um parâmetro utilizado em estudos meteorológicos, climatológicos e hidrológicos, a modelagem da ET_o pode ser verificada em Allen *et al.* (1998). Para determinar a ET_o são necessários dados de temperatura, umidade do ar, velocidade do vento e radiação solar e aplicar o método de Penman-Monteith FAO, seguindo as recomendações de Allen *et al.* (1998) para a Equação (1).

$$ET_o = \frac{0,408\Delta(R_n - G) + \gamma \frac{900}{T + 273} U_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0,34U_2)} \quad (1)$$

Sendo que ET_o é a evapotranspiração de referência (mm dia^{-1}), R_n é saldo de radiação líquida na superfície ($\text{MJ m}^{-2} \text{dia}^{-1}$), G é a densidade de fluxo de calor do solo ($\text{MJ m}^{-2} \text{dia}^{-1}$), T é a temperatura média diária do ar a 2 m de altura ($^{\circ}\text{C}$), U_2 é a velocidade do vento a 2 m de

altura (m.s^{-1}), e_s é a pressão de saturação de vapor (kPa), e_a é a pressão de vapor real (kPa), Δ é o declive da curva de pressão de saturação ($\text{kPa } ^\circ\text{C}^{-1}$), γ é o coeficiente psicrométrico ($\text{kPa } ^\circ\text{C}^{-1}$).

O coeficiente psicrométrico é calculado pela Equação (2), e depende da pressão atmosférica local calculada por meio da Equação (3).

$$\gamma = 0,665 \cdot 10^{-3} P \quad (2)$$

$$P = 101,3 \left(\frac{293 - 0,0065 z}{293} \right)^{5,26} \quad (3)$$

P é a pressão atmosférica local (kPa) e z é a altitude do local.

A pressão de saturação de vapor e_s média para um dia deve ser calculada pela média entre a pressão de vapor de saturação na temperatura média máxima e mínima diária do ar para esse período, demonstrada pela Equação (4).

$$e_s = \frac{e^\circ(T_{max}) + e^\circ(T_{min})}{2} \quad (4)$$

Em que $e^\circ(T_{max})$ e $e^\circ(T_{min})$ são os valores de pressão de saturação de vapor para cada temperatura calculado por meio da Equação (5):

$$e^\circ(T_{max_ou_T_{min}}) = 0,6108 \exp \left[\frac{17,27 (T_{max_ou_T_{min}})}{(T_{max_ou_T_{min}}) + 237,3} \right] \quad (5)$$

A pressão de vapor real e_a pode ser calculada por meio da Equação (6) a partir dos dados de umidade relativa quando não se tem disponível os dados de temperatura no ponto de orvalho.

$$e_a = \frac{UR_{média}}{100} \left[\frac{e^\circ(T_{max}) + e^\circ(T_{min})}{2} \right] \quad (6)$$

Sendo que $UR_{média}$ a umidade relativa do ar média.

O declive da curva de pressão de saturação varia conforme a temperatura média do período, e tem seu cálculo realizado pela Equação (7).

$$\Delta = \frac{4098 \left[0,6108 \exp \left(\frac{17,27 T}{T + 237,3} \right) \right]}{(T + 237,3)^2} \quad (7)$$

O saldo de radiação líquida na superfície é determinado pela Equação (8) e é a diferença entre a radiação líquida de ondas curtas de entrada (R_{ns}) e a radiação líquida de ondas longas de saída (R_{nl})

$$R_n = R_{ns} - R_{nl} \quad (8)$$

Em que R_{ns} é calculado pela Equação (9)

$$R_{ns} = (1 - \alpha)R_s \quad (9)$$

Em que α é o coeficiente de reflexão de albedo ou dossel, que é 0,23 para grama verde, e R_s é a radiação solar incidente ($\text{MJ m}^{-2} \text{ dia}^{-1}$), que pode ser calculado ou medido. No caso de ausência de dados de radiação solar diária medida para região em estudo, é utilizado as equações de estimativa, em que R_s é calculado por meio da Equação (10).

$$R_s = K_{RS} \sqrt{(T_{max} - T_{min})} R_a \quad (10)$$

Define-se K_{RS} como o coeficiente de ajuste variando de 0,16 a 0,19 ($^{\circ}\text{C}^{-0,5}$), dependendo do local, sendo regiões onde as massas de ar são influenciadas por uma massa de água próxima se considera $K_{RS} \cong 0,19$, para o contrário onde as massas de ar não são influenciadas por grandes corpos d'água $K_{RS} \cong 0,16$. R_a é a radiação solar extraterrestre ($\text{MJ m}^{-2} \text{ dia}^{-1}$). No caso de ausência de dados de radiação solar extraterrestre, se utiliza os dados de R_a tabelados por Allen *et al.* (1998). A Radiação líquida de ondas longas de saída pode ser calculada por meio da Equação (11), para dados de radiação ausente.

$$R_{nl} = \sigma \left[\frac{(T_{max,K})^4 + (T_{min,K})^4}{2} \right] (0,34 - 0,14\sqrt{ea}) \left(1,35 \frac{R_s}{R_{so}} - 0,35 \right) \quad (11)$$

Sendo que, σ é a constante de Stefan-Boltzmann ($4,903 \cdot 10^{-9} \text{ MJ K}^{-4} \text{ m}^{-2} \text{ day}^{-1}$), $T_{max,K}$ é a temperatura máxima absoluta em 24 horas (K), $T_{min,K}$ é a temperatura mínima absoluta em

24 horas (K) e R_{so} radiação de céu claro ($\text{MJ m}^{-2} \text{ dia}^{-1}$). O cálculo da radiação de céu claro é realizado por meio da Equação (12), para ausência de dados de radiação extraterrestre que atinge a terra em dias de céu claro.

$$R_{so} = (0,75 + 2 * 10^{-5}z)R_a \quad (12)$$

2.2.2 Necessidade de água de irrigação

Para calcular a necessidade de água de irrigação da lavoura de arroz irrigado, primeiro deve se determinar o consumo de água da cultura ou evapotranspiração da cultura (ET_c), que envolve a soma da evaporação da água do solo e da transpiração das plantas, sendo calculada por meio da Equação (13) (BROUWER; HEIBLOEM, 1986; SOSBAI, 2018).

$$ET_c = K_c \cdot ET_o \quad (13)$$

Em que K_c é o coeficiente de cultura e ET_o é a evapotranspiração de referência.

A necessidade de irrigação é dada pela necessidade de água da cultura relacionada a evapotranspiração de referência, coeficiente de cultura e determinação da precipitação efetiva. Para o arroz irrigado a necessidade de irrigação inclui a quantidade de água para saturar o solo no primeiro estágio de cultura, com determinação da quantidade de perdas por percolação lateral e infiltração, além de determinar a altura da camada de água. A modelagem da necessidade de irrigação pode ser verificada em Brouwer e Heibloem (1986), e pode ser calculada pela Equação (14).

$$NI = ET_c + SAT + Perdas + Ac - Pe \quad (14)$$

Nesta equação, NI é a necessidade de irrigação (mm), SAT é a camada de água para saturação do solo (mm), $Perdas$ corresponde a percolação do solo e percolação por fluxo lateral (mm), Ac é a camada de água sobre o solo (mm) e Pe é a precipitação efetiva (mm).

Para calcular a necessidade de irrigação após lâmina estabelecida pode-se somar as perdas, mais evapotranspiração da cultura e subtrair da precipitação efetiva obtendo se a evapotranspiração acumulada do dia que é o valor que deve se repor na quadra, outro método mais simples é a medição contínua do nível de água na quadra.

2.3 USO DA ENERGIA EM SISTEMAS DE IRRIGAÇÃO

Na produção agrícola o consumo de energia é visto de forma indireta nos fertilizantes e pesticidas manufaturados que fazem uso intensivo de energia, e de forma direta com o diesel para tratores e de energia elétrica associada aos sistemas de irrigação. Com aplicação de tecnologias apropriadas, melhorias na gestão e operação, todos os processos agrícolas que demandam energia podem reduzir seu consumo. Diretamente a redução pode ocorrer aplicando tratores com baixo consumo de combustível e/ou manutenções periódicas, sistemas de irrigação de precisão, agricultura de precisão para aplicação precisa de fertilizantes, e adoção de práticas de plantio direto. Indiretamente podem se reduzir o consumo de energia aplicando variedades de culturas que exigem menos insumos, práticas agrícolas agroecológicas e reciclagem de nutrientes, melhoria na fabricação de fertilizantes e maquinários, e reduzindo a demanda e perdas de água e aumentando a eficiência no uso da água (BUNDSCHUH; CHEN, 2014; SIMS et al., 2015).

Os sistemas de irrigação são um ponto de consumo direto de energia e onde ocorrem significativas perdas de energia. Segundo a (FAO, 2011), às plantas cultivadas ocupam menos de 50% da água de irrigação aplicada, com perdas por evaporação e percolação. A eficiência energética em sistemas de irrigação é diretamente ligada com o consumo de água, pois economizando água se economiza energia sem alterar o rendimento da cultura. A economia de energia com os sistemas de irrigação já inseridos na cultura pode ocorrer com o uso eficiente da água, na melhoria das condições básicas de operação, conserto de vazamentos pela falta de manutenção e da substituição das bombas gastas ou de tamanho inadequado (BUNDSCHUH; CHEN, 2014).

No sistema de produção de arroz irrigado o método de aplicação de água utilizado é o de inundação de quadras, que utiliza sistemas de bombeamento de água para alagamento das quadras. Neste sistema, o motor elétrico acoplado à bomba é o principal consumidor de energia elétrica. Conforme Kazemi (2016), a interferência humana por meio da inserção de métodos energéticos suplementares em processos agrícolas gera um significativo aumento de produtividade que não seriam atingidos naturalmente. Entretanto, quando as entradas de energia não são gerenciadas adequadamente, ocorre a redução na eficiência, maior concentração de gases de efeito estufa e aumento de contaminantes. Conforme o autor, o aumento na eficiência energética nas lavouras é observado quando se reduz a entrada de energia sem diminuir a produção da cultura. Trabalhos como o de Pfitscher *et al.* (2012) e Uberti *et al.* (2017)

demonstram formas de reduzir o consumo de energia fazendo a implementação do controle de nível referenciado com lâminas de água em torno de 10 mm, para lavouras de arroz irrigado levando em consideração características da região e cultura.

2.4 ESTADO DA ARTE SOBRE MÉTODOS DE CONTROLE DE IRRIGAÇÃO

Dos trabalhos encontrados na literatura científica, destacam-se sete artigos encontrados nas principais bases de dados em tecnologia. Através do Portal Capes, foram investigadas as bases da IEEE, Science Direct entre outras. Os trabalhos destacam o uso eficiente da água e a importância do gerenciamento de irrigação para obter melhores produtividade diminuindo gastos.

Em Hongo *et al.* (2015) o uso eficaz e a gestão da distribuição da água visando o aumento do rendimento e estabilidade na cultura do arroz é destacado. Os autores propõem um método que avalia imagens de satélite de Cianjur na Indonésia e estima a necessidade de água para o cultivo de arroz em diferentes estágios de crescimento e visualizando o resultado em cada pixel de imagem quase em tempo real, se mostrando como um método promissor na estimativa de necessidade de água. Entretanto, são necessários dados de satélite em tempo real para melhores resultados.

Uma solução completa para irrigação automatizada de lavouras de arroz utilizando sensores de nível de água, sistema de supervisão remota e comunicação sem fio foi proposta por Pfitscher *et al.* (2012). O sistema proposto pelos autores foi elaborado em pequena escala em parcelas de área de 10 m x 20 m na cidade de Uruguaiana do Sul do Brasil. O sistema apresenta monitoramento do nível da água ditando a irrigação com base em referência máxima, referência média e referência mínima, o sistema visa manter o nível de água na referência média e sempre que a água baixa o sistema coloca água na quadra. Os autores obtiveram resultados de economia de água de 85% e redução no consumo de energia de 81% para o método de manter o solo em nível saturado com uma lâmina de água média de 10 mm frente ao método convencional de irrigação da região que visa manter uma vazão de água para sustentar uma lâmina média de 100 mm sem utilização de sensores. Entretanto, o sistema proposto apresenta algumas limitações para implantação em grandes áreas, uma vez que se enfrentaria diversos problemas ao se trabalhar com lâminas de irrigação tão baixas (como falta de nivelamento do solo, crescimento de ervas daninhas, entre outros) e também precisa ser melhor investigado e adaptado às diferentes fases da planta. Seguindo a linha de pesquisa, Uberti *et al.* (2017) propõe uma metodologia para avaliação da eficiência energética em sistemas de irrigação, a ferramenta

proposta pode ajudar os agricultores a evitar custos extras com eletricidade e reduzir o consumo de água. Os autores fazem o levantamento de diversas características como solo, clima, manejo de irrigação e equipamentos do sistema de irrigação. Com o trabalho, os autores identificaram ineficiências energéticas de até 40% em alguns momentos durante as safras. O autor comparou a eficiência de lavouras reais com a mudança para um sistema de irrigação altamente eficiente e nível de água de 10 mm.

Carrijo, Lundy e Linqvist (2017) abordam o uso do método de umedecimento e secagem do solo alternados, mantendo a inundação nos períodos de floração, nos demais inunda-se com lâminas baixas deixando secar por um período determinado. Os autores relataram economia de água de até 25%. Usando o mesmo método, Jiang *et al.* (2019) relata a redução de emissão de metano em 53% em média, destacando a utilização de métodos que utilizam menos água.

Na área de IoT, o artigo de Bamurigire *et al.* (2020), aborda o gerenciamento de água para irrigação eficiente de lavouras de arroz que utilizam inundação em Rwanda na África. O sistema de baixo custo proposto fornece automaticamente o controle da irrigação de acordo com as necessidades sazonais e diárias de irrigação quando os sensores e as comunicações do sistema estivessem operando corretamente. Os autores usam simulação para avaliar como o sistema responde ao estágio de crescimento, chuva efetiva e evapotranspiração para operação correta e cenários de falha no sistema proposto. Também no campo de IoT, o artigo de Liu *et al.* (2021) propõe o desenvolvimento de um servidor de cultivo de campo inteligente baseado em técnicas de irrigação com economia de água para Taiwan. O sistema proposto avalia parâmetros de temperatura e umidade do solo, temperatura e umidade do ar, iluminância e nível. Com o sistema o agricultor recebe por meio de aplicativo as diversas informações incluídas como manejo de água, e dia para fertilizar e aplicar herbicidas.

2.5 TÉCNICAS DE IA NA AGRICULTURA

Diante do constante crescimento populacional e aumento da demanda de alimentos, práticas de cultivo mais coerentes precisam ser implementadas usando dos avanços tecnológicos mais atuais e explorando os principais empasses existentes na agricultura. O setor agrícola atualmente enfrenta diversas barreiras, como doenças, irrigação, infestação de pragas, incertezas do clima, aumento no custo de produção, entre outras (JUNG *et al.*, 2021). Muitas vezes o manejo usado para lidar com esses obstáculos pode não ser o adequado, gerando problemas maiores como falta ou excesso de água, uso excessivo de fertilizantes químicos,

aplicações desnecessárias de herbicidas e pesticidas etc. O uso de técnicas de IA podem influenciar na forma como a agricultura é exercida, devido a sua capacidade de auxiliar nos processos de tomadas de decisão (SHARMA, 2021).

A IA pode ser interpretada como a capacidade de máquinas de realizar tarefas como aprender, raciocinar, resolver problemas e replicar o comportamento de humanos. Da IA se deriva o aprendizado de máquinas usado para identificar, entender e analisar padrões de dados e aprendizado profundo que são algoritmos que buscam modelar abstrações de alto nível de dados (SHARMA, 2021). Na agricultura o uso de técnicas de IA aliado a coleta de dados por sensores, é visto em diversas aplicações como, por exemplo, nas máquinas agrícolas para monitoramento e previsão de rendimento de safra, na identificação de pragas, e doenças, com identificação dos melhores tratamentos através do uso da IA (BABAIE SARIJALOO et al., 2021; LAMBERT et al., 2014; LIU; CHAHL, 2021), também são utilizadas para previsões de vazão/nível para identificar em regiões de irrigação a disponibilidade e risco de problemas com entrada de água salina nos rios da região costeira, a fim de melhorar operações de eclusas de maré entre outros (HIDAYAT et al., 2014; HO et al., 2022).

2.5.1 Técnicas de IA para estimativa de vazão

Muitas áreas de produção agrícolas ao redor do mundo ficam localizadas em regiões costeiras e que necessitam de dados confiáveis de previsão de fluxo de água, marés, previsões meteorológicas e qualidade da água para lidar com riscos ambientais como salinização dos rios e gestão da água. A vulnerabilidade das mudanças climáticas relacionada a elevação das temperaturas, seca, inundações, acidificação dos oceanos e variabilidade de precipitações, entre outros eventos climáticos extremos, está diretamente ligada a insegurança e colapso de sistemas alimentares (FIELD et al., 2017; MYERS et al., 2017). Não menos importante a salinidade da água e solos em regiões costeiras também afeta cadeias de produção, o Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas (*Intergovernmental Panel on Climate Change* (IPCC)) relata que a intrusão terrestre de água salgada vem aumentando, e levará à salinização das águas subterrâneas, superficiais e recursos do solo, particularmente em áreas costeiras baixas, rios e estuários (WONG et al., 2013).

A modelagem da vazão em função de variáveis meteorológicas e hidrológicas observacionais tem sido estudada nos últimos 200 anos e com maior intensidade nas últimas décadas, à medida que a demanda por recursos hídricos continua a aumentar frequentemente (BEVEN, 2011). Atualmente a maioria dos modelos disponíveis no mercado para previsão de

vazão são modelos numéricos, que tendem a explorar muitas variáveis como, nível de água, modelo de elevação, descarga, cobertura do solo, precipitação, temperatura, vento, umidade, além de compreensão profunda dos processos hidrológicos e informações sobre hidrologia geologia solo e uso da terra (DEVIA; GANASRI; DWARAKISH, 2015; JAISWAL; ALI; BHARTI, 2020; ZHU et al., 2020). Além de demandar tempo e grande quantidade de dados que pode não estar disponível para o local (LE et al., 2019), estes métodos apresentam outras desvantagens como a dificuldade de previsões em tempo real e sensibilidade aos seus parâmetros internos, o que requer muita atenção dos pesquisadores (THIRUMALAI AH; DEO, 2000).

Sabendo das dificuldades dos modelos tradicionais, e com o avanço da tecnologia da computação, nos últimos anos novos métodos de previsão vêm sendo criados e utilizados, exigindo menos preparação de dados e tempo de computação (KENDA et al., 2020). Devido a sua simplicidade de desenvolvimento e aplicabilidade com desempenho competitivo, os modelos de aprendizado de máquinas, estão sendo empregados e avaliados com mais frequência para previsão de fluxo de água e nível de rios usando redes neurais e outros algoritmos de regressão (HIDAYAT et al., 2014; LE et al., 2021; ÜNEŞ et al., 2020).

Foram identificados na literatura científica nove artigos sobre a previsão de vazão e nível de água de rios e canais de irrigação. Se objetivou entender quais dados de entrada são utilizados para os modelos, quais as técnicas utilizadas pelos autores nos trabalhos mais recentes de previsão de vazão e os métodos de avaliação aplicados, também é destacado a localização de onde foram elaborados os trabalhos.

Identificação das siglas (não expostas anteriormente) de técnicas de IA apresentadas no Quadro 1: *Gradient tree boosting* (GBT), *XGBoost* (XGB), *Support Vector Machines* (SVM), *Multi Linear Regression* (MLR), *Artificial Neural Network* (ANN), *Adaptative Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS), *Mamdani-Fuzzy* (MF), *Radial Base Function Network* (RBFN), *Feed-Forward Neural Network* (FFNN), *Convolutional Neural Network* (CNN).

Quadro 1 – Trabalhos relacionados a estimativa de vazão.

(continua)

Referências	Descrição	Localização	Técnicas de IA	Método de avaliação
(HO et al., 2022)	Previsão de nível da água do rio em região de influência de maré para melhorar a gestão da operação das eclusas de maré. Diminuindo o risco de influência de maré na água de irrigação. são vários modelos usando rede neural para previsão de nível para as próximas 6 a 48 horas, usando dados de histórico de nível anteriores com passo de 5 a 8 dias.	Vietnã	LSTM	RMSE, KGE, e NSE
(TRUONG et al., 2021)	Método baseado em <i>Gradient tree boosting</i> (GTB), desenvolvido para prever níveis de água em canais de irrigação e drenagem. Oito níveis de água a montante e a jusante dos quatro bueiros são usados como entrada do sistema. Além da produção dos modelos de previsão, o trabalho expõe a avaliação de oito algoritmos comuns de aprendizagem de máquinas.	Vietnã	GBT, XGB, SVM, entre outros	MSE, e R ²
(HIDAYAT et al., 2014)	Previsão de descarga do rio com influência de maré, utilizando dados históricos do nível do rio, e dados previsão astronômica de nível de maré. Os modelos foram testados para previsão para os próximos 4 dias, obtendo resultados significativos	Samarinda Indonésia	Modelos de redes neurais	RMSE, R ² , e NSE
(ÜNEŞ et al., 2020)	Estimativa de vazão do rio usando algoritmos de regressão. Os modelos foram desenvolvidos usando de dados de temperatura diária da água, precipitação diária e vazão diurna defasada.	EUA	MLR, ANN, ANFIS, MF, entre outros	RMSE, R ² , e MSE
(SAHOO; SAMANTA RAY; GHOSE, 2019)	Avaliação da aplicabilidade de rede neural para previsão de vazão diária, da vazão do rio. Como dados de entrada os autores utilizaram precipitação, temperatura máxima e mínima e capacidade de infiltração, obtendo ótimos resultados na capacidade de previsão.	Mahanadi, Índia	RNN, RBFN	RMSE, e R ²
(HUNT et al., 2022)	Estudo para avaliar a eficácia de uma rede neural para previsão de fluxo de vazão em 10 estações de medidores de rios em várias regiões climáticas. O modelo é treinado utilizando de diversos dados de variáveis meteorológicas e hidrológicas médias e observações históricas de vazão. O modelo é aplicado em uma fase operacional no qual avaliam o quão bem o modelo prevê a vazão em prazos de até dez dias de antecedência com variáveis de previsão meteorológica do <i>Integrated Forecast System (IFS)</i> do ECMWF.	EUA	LSTM	NSE, KGE, e R ²
(SILVA et al., 2021)	Gerar previsão de vazão de água do rio para uma usina hidrelétrica, no Brasil, usando dados históricos de vazão de três estações, sendo duas de dois afluentes do rio e uma no rio principal. Os modelos são utilizados para previsão de vazão com 5 dias de antecedência e visa otimizar a produção de eletricidade podendo fazer tomadas de decisão com antecedência.	Brasil, Rio Madeira	LSTM	RMSE, e MAE

Quadro 1 – Trabalhos relacionados a estimativa de vazão.

(conclusão)

Referências	Descrição	Localização	Técnicas de IA	Método de avaliação
(LE et al., 2021)	Desenvolvimento de seis modelos de aprendizagem profunda, para previsão de vazão de um rio principal com um e dois dias de antecedência, usando dados de vazão de sete estações hidrológicas em três dos principais afluentes do rio principal.	Vietnã, Rio Vermelho	FFNN, CNN e quatro modelos baseados em LSTM)	RMSE, MAE, e NSE
(DING et al., 2019)	Proposta para realizar a previsão de escoamento superficial (Previsão de enchentes) usando rede neural e mecanismo de atenção. O modelo usa dados do Centro Europeu de Previsões Meteorológicas de médio alcance (ECMWF). Os dados de entrada incluem precipitação, precipitação, temperatura do ar, umidade do solo, escoamento superficial entre outros. Os modelos de previsão são avaliados para prever a vazão para as próximas 3, 6 e 9 horas.	Bacia do rio Lech, um rio da Áustria e Alemanha	LSTM	RMSE, DC ou correlação

Fonte: elaborado pelo autor.

Conhecida como rede *Long Short-Term Memory* (em português: memória de curto e longo prazo) (HOCHREITER; SCHMIDHUBER, 1997), esse tipo de rede neural vem sendo muito utilizado na hidrologia nos últimos anos pela capacidade de processar dados sequenciais (SHEN; LAWSON, 2021). As LSTM são derivadas das Redes Neurais Recorrentes (RNN) e são capazes de processar dados contendo sequências temporais, diferentes das RNN elas podem preservar informações indefinidamente permitindo que aprendam dependências de longo prazo, e apresentam uma boa aplicabilidade para prever vazões, sendo vistas com mais frequências nos trabalhos expostos na literatura recente (DING et al., 2019; HO et al., 2022; HUNT et al., 2022; SILVA et al., 2021).

2.6 CONCLUSÃO

Na revisão bibliográfica apresentada foi feito um levantamento das principais características de lavouras de arroz irrigado, manejo de irrigação, uso da água e técnicas de IA, relacionando-as com trabalhos de eficiência no uso da água, novos métodos de irrigação, e estimativa de vazão, ou que envolvem a busca por soluções de controle que visam a produção de forma sustentável e o monitoramento dos recursos naturais.

Em relação ao consumo de água se observou métodos de controle (intermitente, solo saturado e controle de nível referenciado), que buscam reduzir o consumo de água nas lavouras

de arroz, entretanto ao longo do desenvolvimento da pesquisa na literatura científica, se identificou a ausência de trabalhos propondo tecnologias para auxiliar o agricultor na tomada de decisão considerando as características da região do vale do Araranguá, destacando a coleta de água dos rios, método de irrigação intermitente e a salinidade da água.

O presente trabalho se difere dos demais, pois aborda aspectos relacionados ao manejo de irrigação de lavouras de arroz e do uso e disponibilidade de água do rio da região em estudo, com modelagem das técnicas de controle e inteligência artificial. Destaca-se também a produção de simulação com dados reais das lavouras de arroz do vale do Araranguá. Dentre os desafios está a identificação das principais variáveis que possibilitem economia de água e na produção de um método de controle para melhorar gestão da água no método de irrigação atual, usado na região do vale do Araranguá.

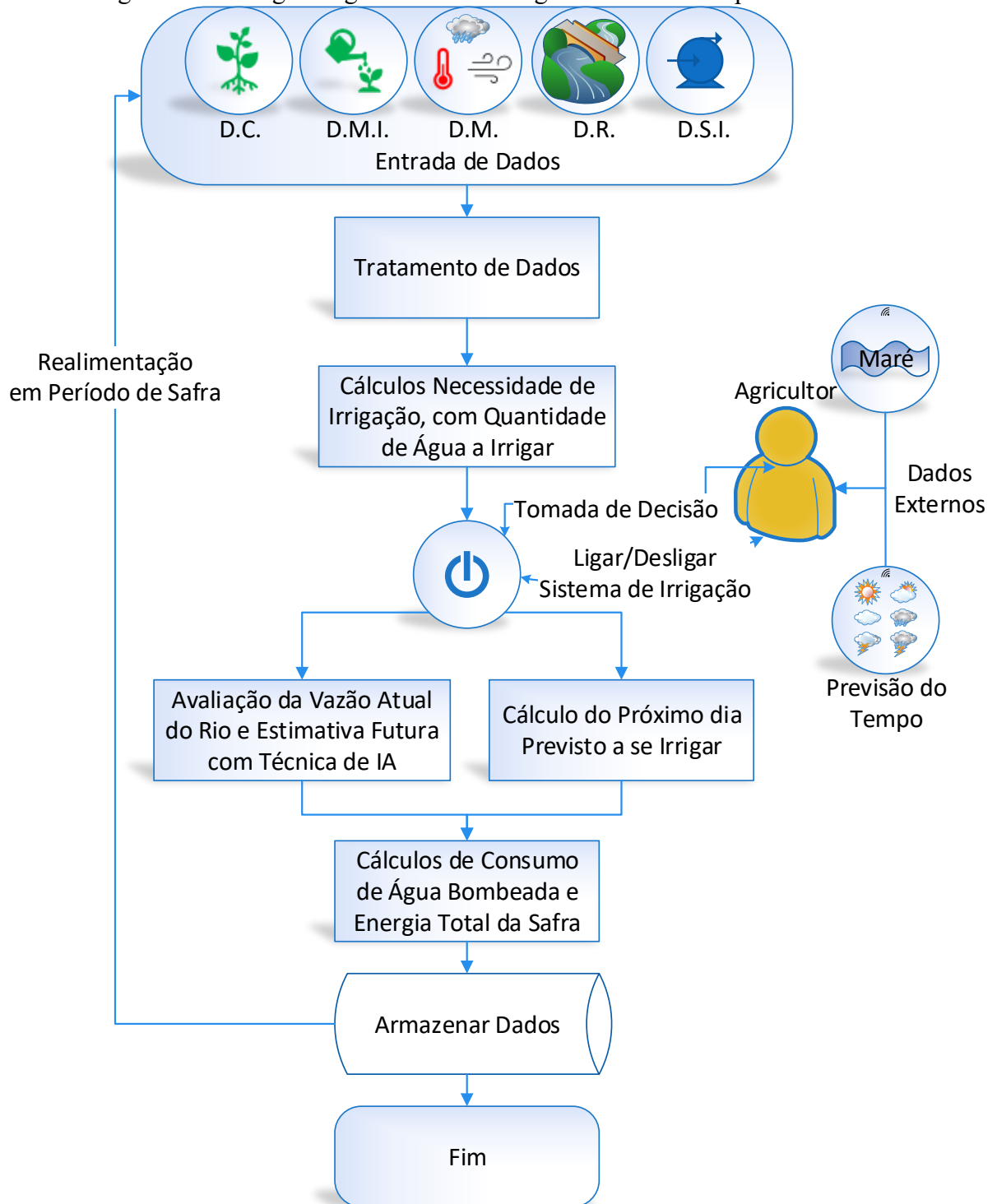
3 METODOLOGIA

Neste capítulo apresenta-se a metodologia para o modelo de apoio à decisão para irrigação de lavouras de arroz irrigado, empregando técnicas de controle automatizadas e técnicas com inteligência artificial englobando monitoramento e avaliação da disponibilidade e uso da água utilizada.

Inspirado no conhecimento empregado pelos agricultores sobre o manejo de irrigação, propõe-se um ambiente computacional por meio de algoritmo aplicando os recursos de controle e técnicas de IA. A metodologia elaborada para controle de irrigação é apresentada por meio do fluxograma geral na Figura 3, e o fluxograma da Figura 4 explica os passos para implementação em algoritmo. Para implementação de algoritmos e modelagem de IA, foi utilizada a linguagem de programação *Python* e suas bibliotecas. Neste trabalho os dados de entrada do sistema incluem dados de cultura (D.C.), dados de manejo de irrigação (D.M.I.), dados meteorológicos (D.M.), dados do rio (D.R.) e dados do sistema de irrigação (D.S.I.).

Com os dados de cultura, irrigação e meteorológicos, o sistema estima a necessidade de irrigação da cultura, visando uma lâmina de água de irrigação mais baixa do que as praticadas atualmente na região da bacia do Araranguá, já que camada de água mais baixas buscam manter uma quantidade de água sem redução de produtividade da cultura e poderão apresentar um melhor aproveitamento das águas das chuvas (STONE, 2005). Em seguida avalia-se a vazão do rio, que está relacionada à disponibilidade de água. Nesta etapa utilizam-se recursos de IA para fazer a previsão da vazão futura. Em paralelo a este processo, faz-se uma previsão para o próximo dia para irrigar. São elaborados ainda, estimativas de consumo de água e energia total da safra, e armazenado os dados em um banco de dados. A tomada de decisão para irrigar ou não, será realizada quando a vazão apresentar risco. O agricultor poderá ainda fazer o cruzamento com dados de previsão do tempo e de maré, a seu critério, e após verificá-los e decidir acionar o sistema de irrigação ou não. A tomada de decisões é do produtor, o sistema apenas recomenda uma ação.

Figura 3 – Fluxograma geral da metodologia do modelo de apoio à decisão.



Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 4 – Fluxograma de algoritmo do modelo de apoio à decisão.

(continua)

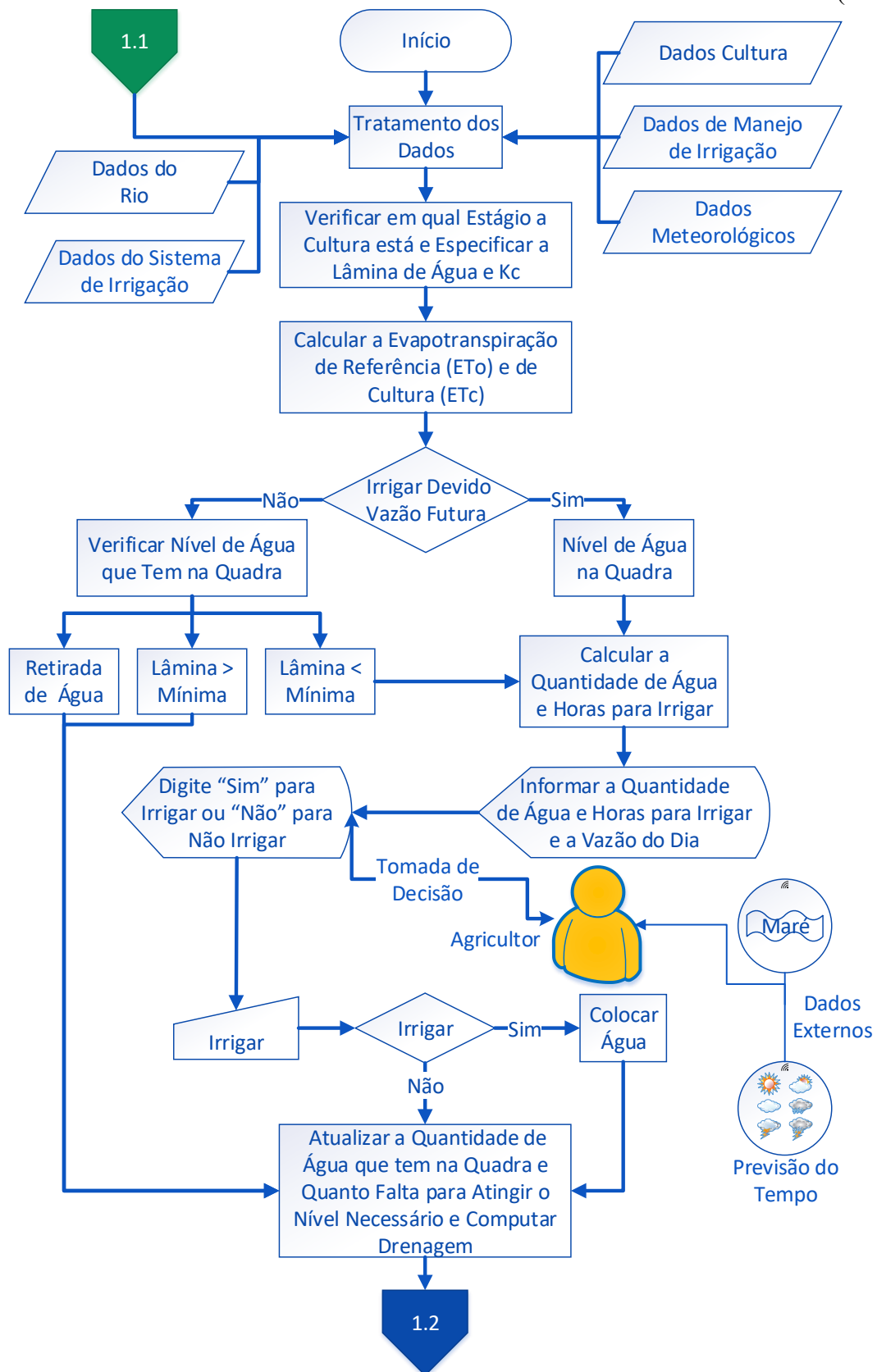
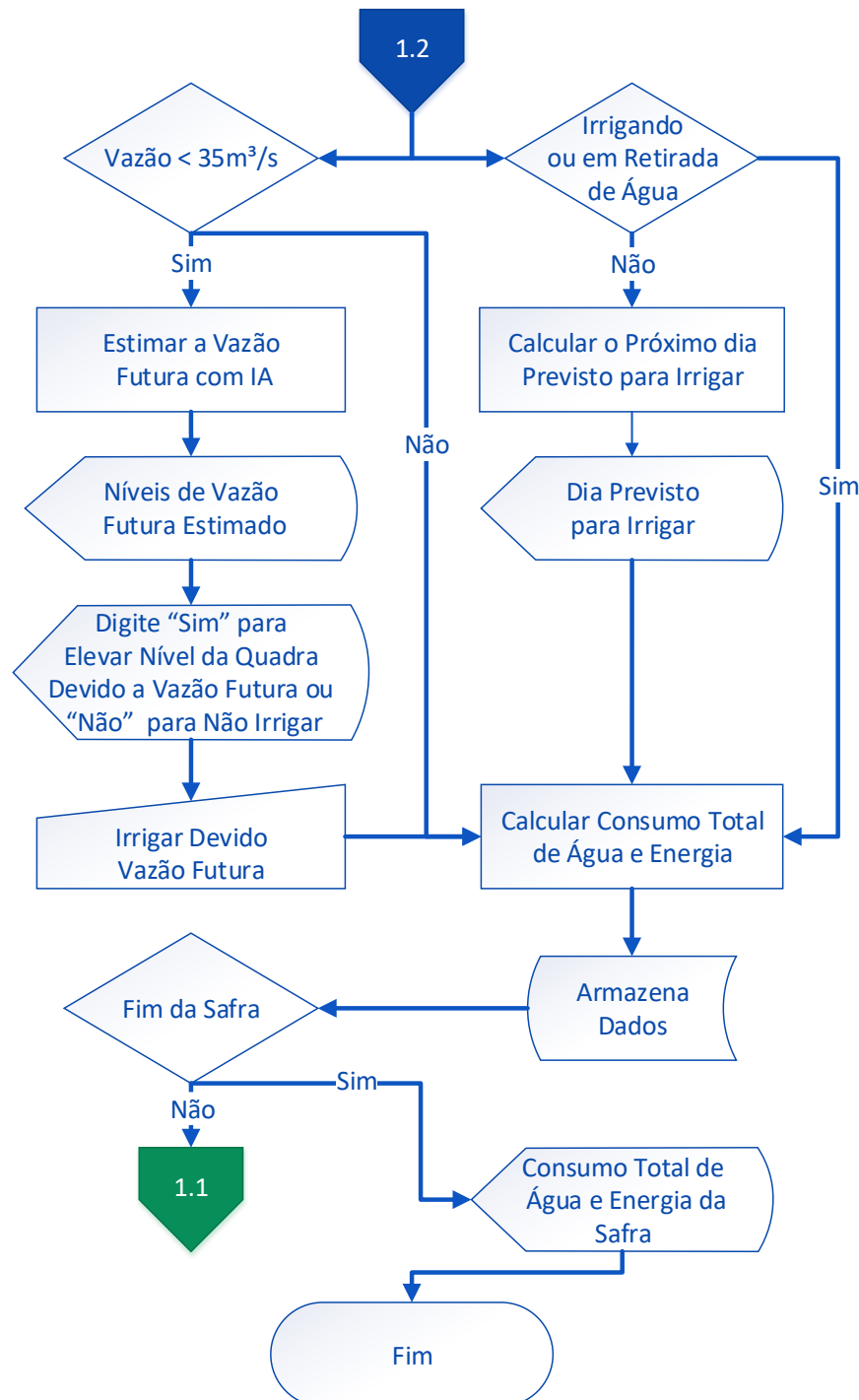


Figura 4 – Fluxograma de algoritmo do modelo de apoio à decisão.

(conclusão)



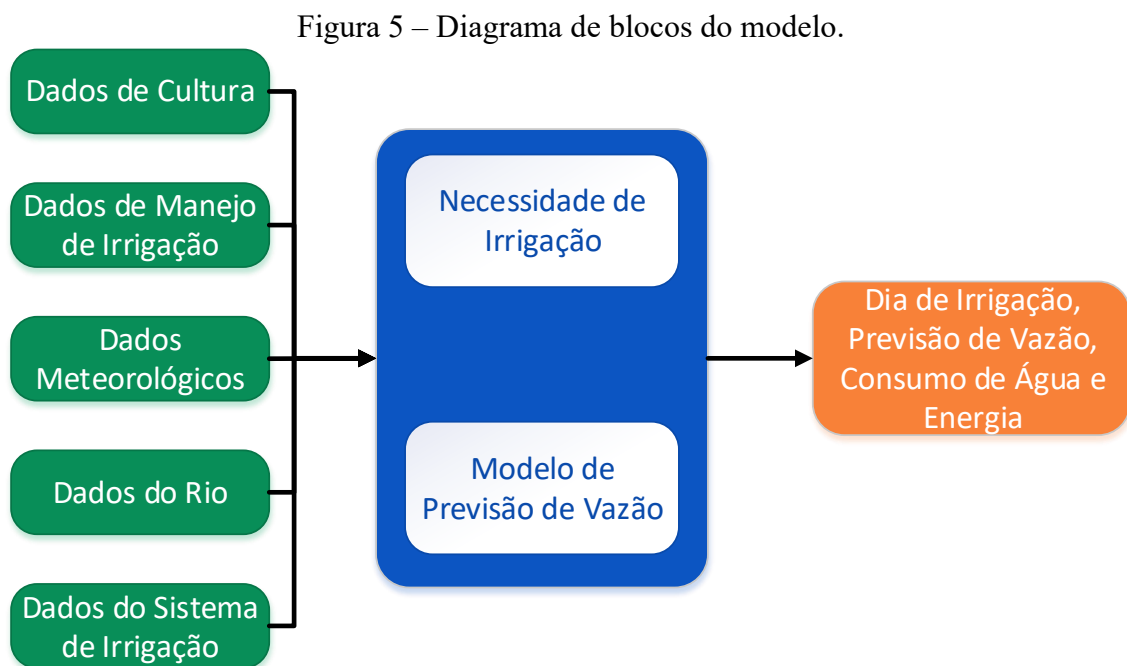
Fonte: elaborado pelo autor.

Por fim, o sistema calcula o total de água consumido por temporada para dispor de um relatório com o histórico de consumo, e permitir comparar o consumo atual com um sistema padrão praticado pelos agricultores da região, em seguida todos os dados serão armazenados. Estes históricos de dados e armazenamento permitem futuramente a melhoria contínua das

decisões a serem recomendadas, pois são informações importantes de cada consumo de produção.

3.1 VARIÁVEIS DE ENTRADA E AQUISIÇÃO DE DADOS

O conjunto de variáveis de entrada considerado no modelo consistiu uma etapa importante na metodologia proposta. Buscou-se compreender a maior quantidade de aspectos relevantes ao manejo de irrigação de arroz irrigado da região em estudo, de modo a reproduzir a situação mais próxima de uma situação real possível. A partir destas condições, foram destacadas as informações da cultura, manejo da irrigação, meteorológicos, dados do rio, e dados do sistema de irrigação. A Figura 5 expõe as informações de entrada e o diagrama de blocos do método de controle de irrigação e previsão de vazão.



Fonte: elaborado pelo autor.

Os dados do rio e dados meteorológicos (precipitação), implicam no modelo de previsão de vazão, para avaliar se haverá falta de água no rio, enquanto os demais dados impactam na necessidade de irrigação, consumo de água e energia.

Por meio de visitas em campo, através da opinião de um especialista da área de agronomia (apresentado no Anexo A), e consulta à literatura específica, como Brouwer e Heibloem (1986), Pfitscher *et al.* (2012), SOSBAI (2018) e Uberti *et al.* (2017), determinaram-

se as principais variáveis para necessidade de reposição de água no cultivo de arroz irrigado e para previsão de vazão. O Quadro 2 apresenta as variáveis de interesse conforme a classificação.

Quadro 2 – Variáveis de entrada consideradas nesta metodologia.

Dados de Cultura	Dados de Manejo de Irrigação	Dados Meteorológicos	Dados do Rio	Dados do Sistema de Irrigação
Área cultivada (ha)	Altura da lâmina d'água (mm)	Temperaturas (°C), máxima, mínima	Vazão ($m^3.s^{-1}.dia^{-1}$)	Vazão da bomba ($m^3.h^{-1}$)
Número de dias de safra	Dias de drenagem da água	Precipitação diária ($mm.dia^{-1}$)	Precipitação diária ($mm.dia^{-1}$)	Consumo de energia por hora (kWh)
Permeabilidade do solo e fluxo lateral ($mm.dia^{-1}$)	--	Umidade média do ar (%)	--	--
--	--	Vento ($m.s^{-1}$)	--	--

Fonte: elaborado pelo autor.

Importante destacar que as variáveis consideradas possuem histórico temporal, ou a possibilidade de levantamento de informações com produtor, ou mesmo na literatura científica. A partir da seleção das variáveis, foi feito o levantamento dos dados com o agricultor (apresentado no Anexo A), e investigado as bases de dados da ANA e INMET para obter os dados do rio e meteorológicos. Para essa metodologia foram coletados os dados de três lavouras, duas na região de Araranguá que sofre com a salinidade e uma na região de Meleiro. O detalhamento das variáveis e apresentado nos tópicos seguintes.

3.1.1 Dados de cultura

A área cultivada está diretamente relacionada com o consumo de água necessário para alagamento da área, quanto maior for a área maior será o volume de água que deverá estar disponível para a cultura. As lavouras selecionadas para este estudo, apresentam área de 10, 9 e 8 ha.

O número de dias é outro dado importante, devido se aumentar o consumo de água conforme aumenta o número de dias de cultivo. Este é um dado que varia de uma cultivar para outra. Nesta metodologia este dado foi coletado com três dos agricultores da região por meio de visita em campo, em que afirmaram que utilizam cultivares de ciclo em torno de 150 dias, devido à boa adaptabilidade na região e alta produtividade.

A permeabilidade do solo, é uma característica física dos solos, que reflete na capacidade de passagem de água ou infiltração, que pode ser maior ou menor, variando conforme o tipo de solo. Nas lavouras de arroz irrigado por inundação a permeabilidade se

caracteriza como uma drenagem de água, e é um fator importante no consumo de água de irrigação, outro consumidor de água é a percolação por fluxo lateral, que ocorre na infiltração de água pelas taipas de divisão da quadra. Para esta metodologia, como as lavouras de arroz estão localizadas em solos de várzea que tendem a apresentar baixa infiltração e baixa percolação lateral (TABBAL, 2002; STONE, 2005), foram adotados valores referentes a essas perdas de 5 mm dia^{-1} para região de Araranguá e de 3 mm dia^{-1} para a região de Meleiro devido às características das localidades, essas perdas também podem ser identificadas pelo tempo de reposição de água.

3.1.2 Dados de manejo de irrigação

No método de controle manual praticado pelo agricultor, a altura da lâmina da água é definida pelo produtor. Conforme a visita em campo e conversa com um especialista da área, foi observado que o agricultor coloca a quantidade de água que ele achar necessário, controlando o nível por meio do “olhômetro”, o que muitas vezes acaba utilizando uma quantidade de água acima do necessário para a cultura. Outro fator que contribui para uso excessivo de água é a necessidade de o agricultor se deslocar até o local para ligar e desligar a sistema de irrigação, que pode acarretar de o sistema ficar funcionando por tempo a mais que o necessário. Na Figura 6 (a) e (b) é demonstrado a altura da lâmina/camada de água em uma quadra após irrigação apresentando nível de água entre 170 e 190 mm, e na Figura 7 (a) é apresentado o sistema de drenagem utilizado e a Figura 7 (b) demonstra que ocorreu um transbordamento de quadra.

Figura 6 – (a) e (b) medições da altura da camada de água da quadra.

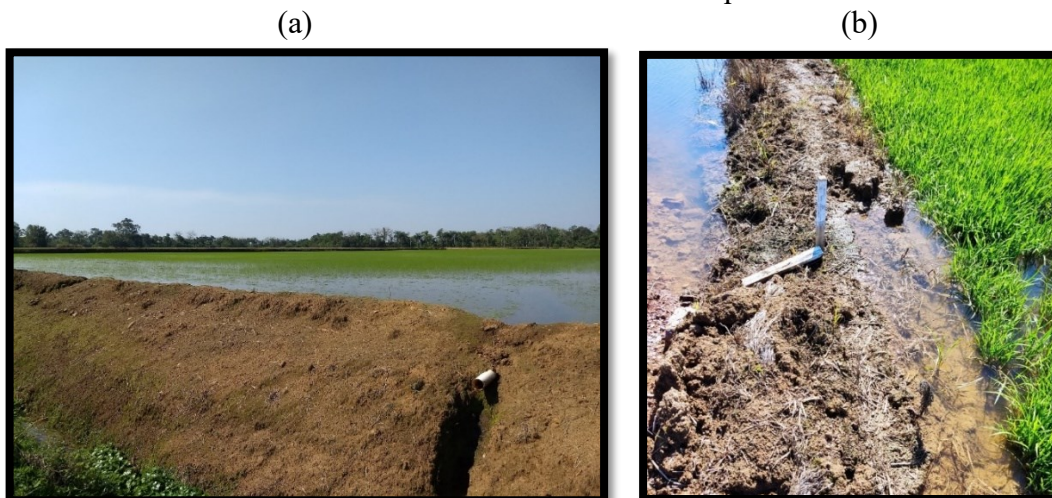
(a)

(b)



Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 7 – (a) Demonstração de ponto de drenagem da quadra e (b) Demonstração de ocorrência de transbordamento de quadra.



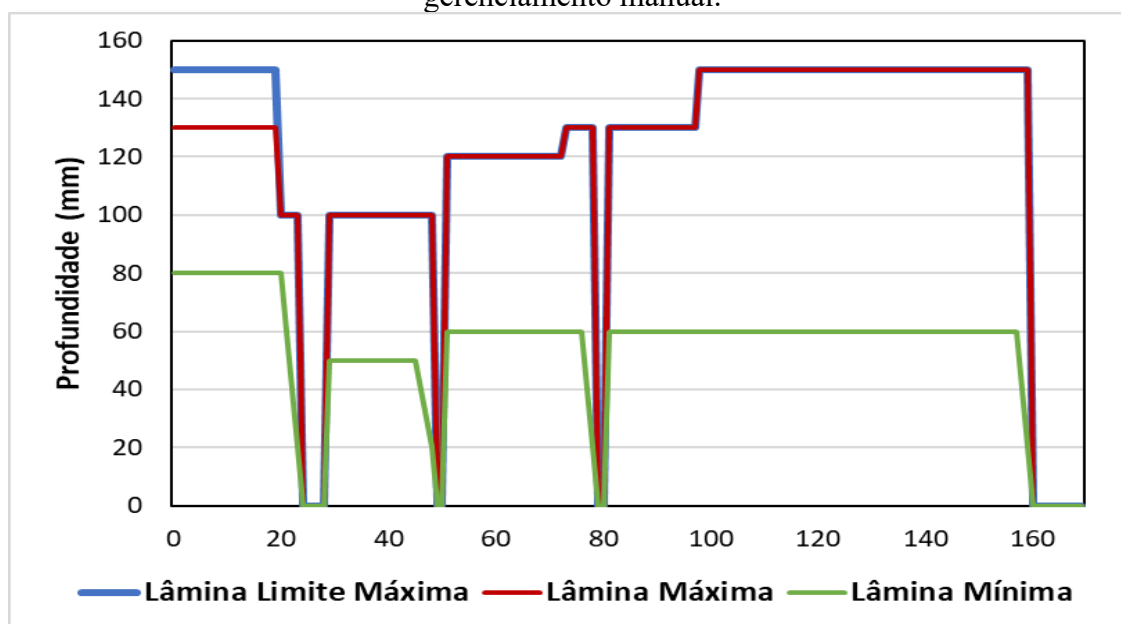
Fonte: elaborado pelo autor.

A partir de visitas em campo, foram coletadas informações do nível médio de lâmina d'água praticada pelos agricultores, que resultou no gráfico da Figura 8. Os agricultores da região em estudo utilizam o método de irrigação intermitente, onde a água é colocada na quadra e se espera ela baixar até o nível que o produtor achar que está na hora de repor, este método funciona bem devido ser uma região de pequenos e médios produtores que em sua maioria não dispõem de reservatórios de água, e devido aos rios não proporcionarem uma vazão regular durante todo o período de cultivo.

A profundidade da lâmina d'água tende a variar em diferentes pontos da quadra, devido nivelamento não ser feito com muita precisão na fase de preparo do solo, ocorrendo pontos onde o nível da água está bem acima de 150 mm e outros em torno de 130 mm, logo após ao enchimento total da quadra em determinadas fases de cultivo.

De acordo com a Figura 8 é observado o gráfico de altura do nível da lâmina d'água praticado pelos agricultores para 170 dias, sendo os 20 dias iniciais considerados para preparo do solo, e os demais para cultivo da cultura. Também é destacado quatro períodos de dias de drenagem da lâmina de irrigação com a primeira drenagem ocorrendo 5 dias após a semeadura para fixação das raízes (está drenagem pode variar entre 3 e 7 dias sem água), duas drenagens uma próximo a 30 dias e outra 60 dia após semeadura, para aplicação de herbicidas e pesticidas, e por último uma drenagem final em torno de 20 e 10 dias antes do período final de secagem, para estas fases de drenagem o agricultor tende a evitar colocar água na quadra em torno de 5 ou 3 dias antes da drenagem para evitar desperdício significativo de água.

Figura 8 – Camada média d'água praticada pelos agricultores na região de Araranguá – gerenciamento manual.



Fonte: elaborado pelo autor.

No Figura 8 é possível notar que o nível máximo é o mesmo de limite em sua maioria, isso deve-se ao agricultor ligar a irrigação e fazer o enchimento sem uma medição controlada e pelo risco de passar por uma falta de água futura, então ele utiliza a quadra como um “reservatório temporário”.

Visando melhor eficiência do uso da água na irrigação destacam-se os seguintes (STONE, 2005):

- Lâmina d'água para todos os estágios de cultura entre 25 e 50 mm são suficientes para obter uma boa produtividade;
- Lâmina de irrigação em torno de 50 mm tendem a ter maior elevação da temperatura d'água durante o dia, e menor durante a noite, proporcionando maior número de afillamentos pela planta do arroz;
- Lâmina d'água, mais rasas tendem a apresentar menor consumo de água e menores perdas por percolação e infiltração lateral.

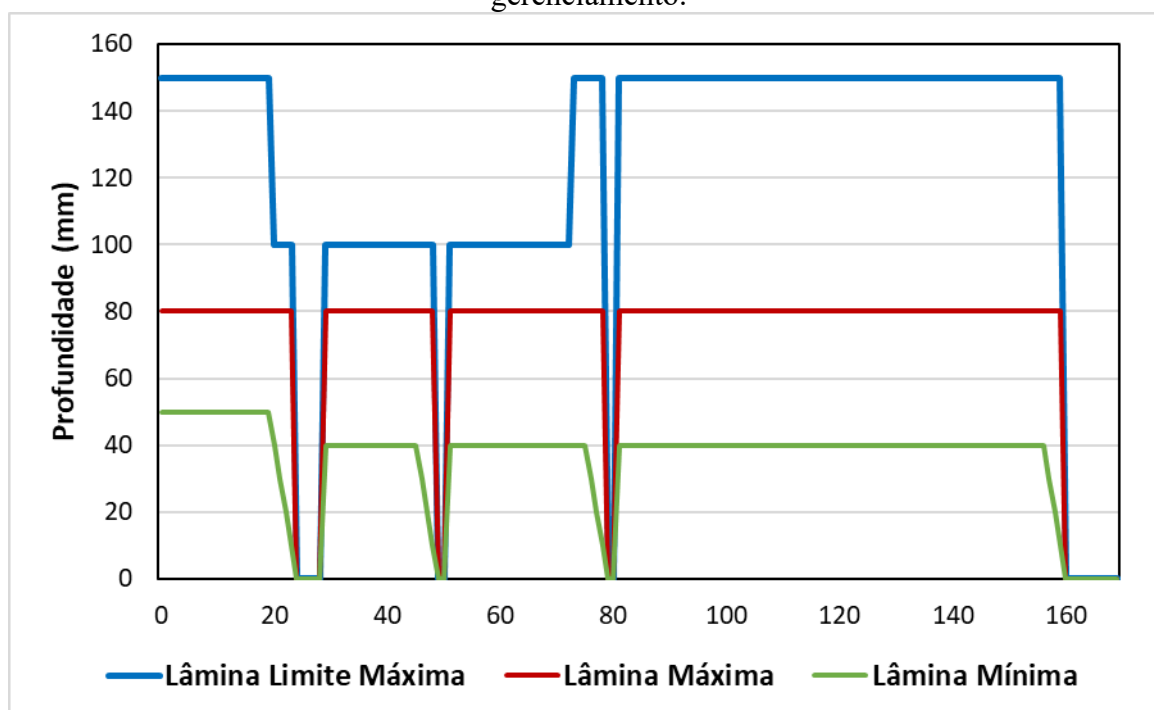
Limitações da região:

- A maioria das propriedades não dispõe de reservatórios de água, muitas vezes por ter que se destinar uma parte da área de produção para reservatórios, entretanto é uma possibilidade a ser estudada;

- Dependem da vazão do rio e das chuvas, para dispor de água para irrigação.

Tendo em vistas os pontos citados entende-se que o agricultor não iria de imediato mudar o sistema de irrigação por completo devido a ser uma prática de muitos anos e devido aos custos que podem ser elevados para o produtor, portanto se propõe um melhor controle da profundidade da lâmina d'água, de modo a se obter uma melhor eficiência no uso da água reduzindo o consumo. A Figura 9 apresenta a profundidade de lâmina proposta para esta metodologia. Uma lâmina d'água com um melhor controle da quantidade de água na quadra proporciona ao agricultor maior segurança, além de reduzir o consumo de água e energia por se trabalhar com nível de água próximo ao ideal (STONE, 2005).

Figura 9 – Camada média d'água proposta a se trabalhar - caso com proposta de melhoria no gerenciamento.



Fonte: elaborado pelo autor.

Conforme a Figura 9, para se obter um melhor aproveitamento da água e manter o nível mais próximo ao ideal, é proposto se trabalhar com uma lâmina d'água de irrigação máxima de 80 mm, visando também um melhor aproveitamento da água das chuvas, pois a quadra tende a suportar um nível de água até a lâmina de limite máxima (linha azul), acima desta a água é drenada da quadra, e sendo a água repostada na quadra quando o nível atingir o limite de Lâmina mínima. Isto proporciona a possibilidade de aproveitamento da água da chuva mesmo logo após o período de enchimento da quadra, já que a lâmina máxima (80 mm)

apresenta uma folga em relação ao limite máximo que pode ser de até 150 mm em determinadas fases da cultura.

A lâmina d'água de limite máxima nos períodos iniciais da planta são mais baixas uma vez que a planta precisa se fixar bem ao solo e desenvolver os primeiros perfilhamentos, com isto a camada de água fica em torno de 100 mm, para controlar este fator o agricultor se guia pela altura da planta nesses estágios, e nos pontos de drenagem da quadra limita a barreira de terra a uma altura mais baixa (próxima a 100 mm) conforme ele acha necessário utilizando o método do “olhômetro”.

3.1.3 Dados meteorológicos

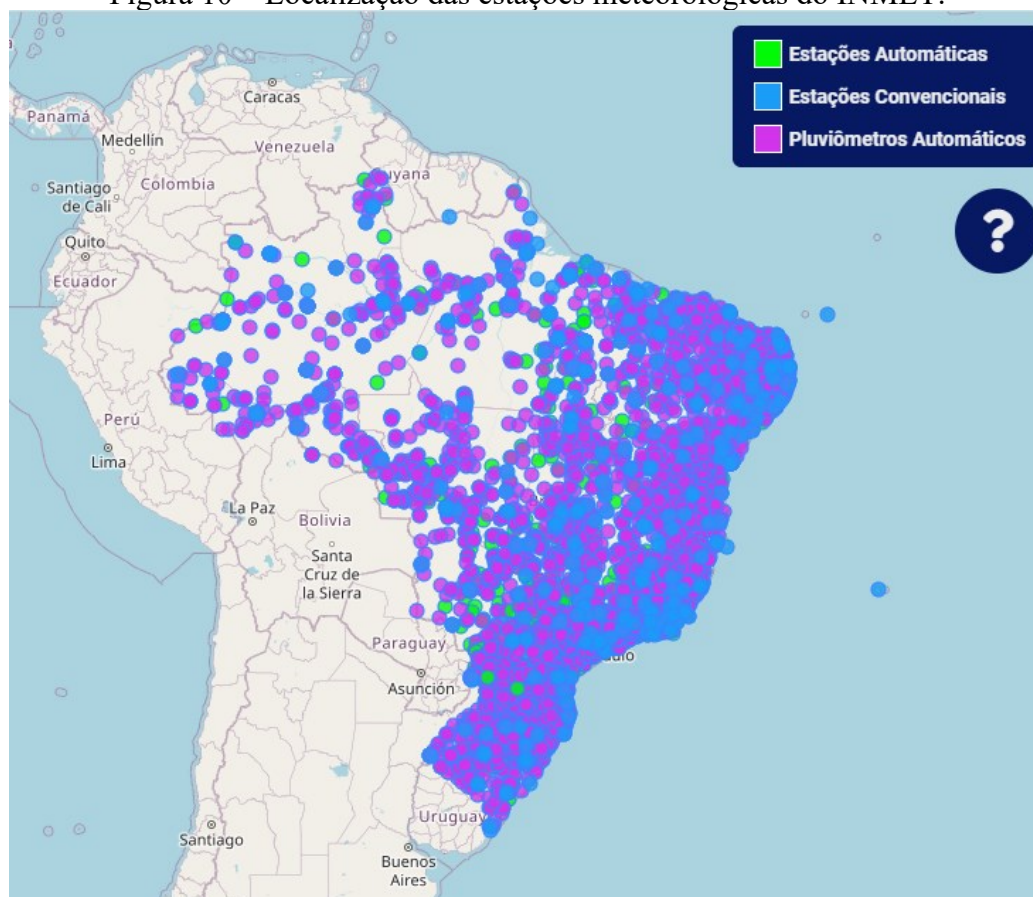
As informações meteorológicas consideradas para este trabalho foram: temperaturas (°C), máxima, mínima, precipitação diária (mm dia⁻¹), umidade média do ar (%) e velocidade média do vento (m s⁻¹).

A precipitação diária contribui para o reabastecimento da água perdida por percolação e pela evapotranspiração da cultura, contribuindo com a redução do consumo de água de irrigação.

Os demais dados se relacionam com a evapotranspiração da cultura, podendo ser maior ou menor conforme a intensidade do evento. Citando o vento como exemplo que intensifica o processo de evapotranspiração além de elevar as perdas laterais de água pela força de arraste.

As informações meteorológicas para uso nesta metodologia, são obtidas pelo sítio Web do INMET (2022), de domínio público. São mais de 1500 estações do INMET espalhadas pelo país, conforme ilustrado na Figura 10.

Figura 10 – Localização das estações meteorológicas do INMET.



Fonte: INMET (2022).

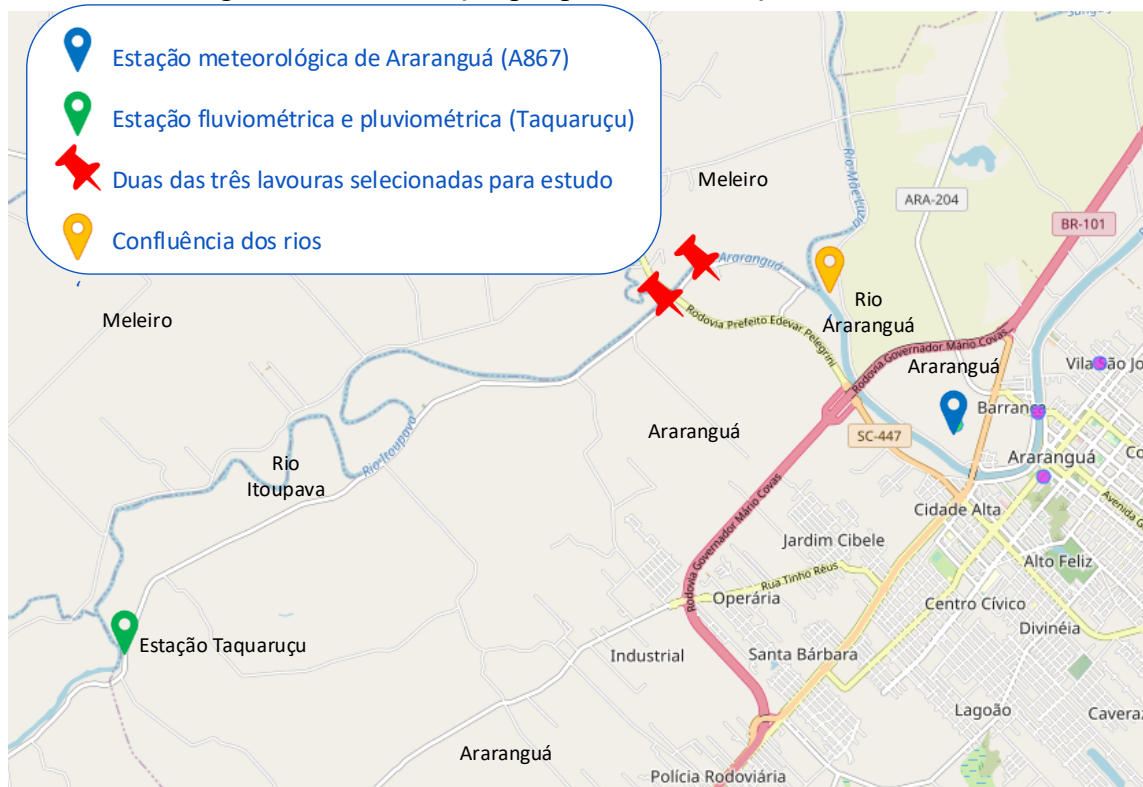
O INMET disponibiliza dados historiados desde 1961, dependendo da estação, por meio do Banco de Dados Meteorológicos para Ensino e Pesquisa (BDMEP). Para este estudo foi utilizada uma estação de dados automática (INMET-ARARANGUA (A867)) – Coordenadas ($28^{\circ} 55' 53.173''$ S $49^{\circ} 29' 52.775''$ W) localizada na cidade de Araranguá próximo da área das lavouras em estudo.

3.1.4 Dados do rio

As informações de interesse sobre o rio consideradas são: dados de vazão ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$) e dados de precipitação (mm dia^{-1}). A vazão do rio está diretamente relacionada à disponibilidade da água a ser colocada nas quadras pelos sistemas de irrigação, dessa forma o agricultor necessita saber se o rio apresenta uma “vazão tal” ou “nível tal” que o permita captar água. Outro fator que intensifica essa necessidade, está na região que sofre influência da entrada de água salina nos rios próximos à região costeira quando este apresenta vazões baixas, o que aumenta o risco de o agricultor sofrer com perdas de produção por irrigar com água salinizada.

As informações do rio, são obtidas através do Portal HidroWeb que é uma ferramenta integrante do Sistema Nacional de Informações sobre Recursos Hídricos (SNIRH) e disponibiliza o acesso ao banco de dados que contém todas as informações coletadas pela Rede Hidrometeorológica Nacional (RHN), dispendo de cerca de 4641 pontos de monitoramento espalhados pelo Brasil, reunindo dados de níveis fluviais, vazões, chuvas, climatologia, qualidade da água e sedimentos (ANA, 2018). Na Figura 11 é apresentada a localização da estação fluviométrica e pluviométrica (Coordenadas - 28° 57' 28.800" S 49° 36' 10.800" W) utilizada nesta metodologia, na mesma figura é ilustrado a localização da estação meteorológica de Araranguá e de duas lavouras selecionadas para o estudo.

Figura 11 – Localização por pontos das estações e lavouras.



Fonte: adaptado do INMET (2022).

Os dados de vazão e precipitação da estação são historiados de 1946 até o ano de 2011.

3.1.5 Dados do sistema de irrigação

As características do sistema de irrigação necessárias para a aplicação desta metodologia são vazão da bomba de irrigação ($\text{m}^3 \text{h}^{-1}$) e consumo de energia por hora de

funcionamento do sistema (kWh). Estes dados foram obtidos diretamente com o produtor por meio de visitas em campo, e estão apresentados no Anexo A.

3.2 TRATAMENTO DE DADOS

Foram utilizados valores meteorológicos coletados diretamente, do banco de dados do INMET (INMET, 2022). Fazendo-se apenas uma análise para verificação de dados faltantes, que podem inviabilizar o desenvolvimento do trabalho. Foram atualizados aproximadamente 6.000 dados, com eliminação de linha de dados falsos ou nulos.

Os dados de vazão foram organizados e tratados por meio de algoritmo, verificando a ocorrência de dados faltantes que tiveram sua linha descartada do banco de dados. Também foi elaborada uma revisão, buscando identificar e tratar picos considerados ruídos. Por exemplo, no caso de a vazão apresentar um valor muito elevado em um dia sem precipitações anteriores, caracterizando um falso valor e para valores muito baixos no meio de dois valores altos. No final do tratamento o banco de dados ficou reduzido a 23.216 dados de vazão e 23.216 de precipitação.

Em seguida, foi elaborada a normalização dos dados para uma escala comum sem distorção das diferenças nos intervalos de valores, através da função *MinMaxScaler* disponível na biblioteca *sklearn* no Python, onde foram unificados para valores entre 0 a 1, conforme a Equação (15).

$$x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (15)$$

3.3 PREMISSAS E MÉTODOS DE CÁLCULOS DE NECESSIDADE DE IRRIGAÇÃO

Nos tópicos a seguir, serão especificadas as premissas e métodos dos cálculos para determinar a necessidade de irrigação, consumo de água e energia e cálculo do dia futuro a se irrigar, necessários para o controle da camada/lâmina de água da quadra.

3.3.1 Método de cálculo da evapotranspiração de referência

Para determinar a *ET_o* são necessários dados de temperatura, umidade do ar, velocidade do vento e radiação solar e aplicar o método de Penman-Monteith FAO, seguindo

as recomendações de Allen *et al.* (1998), cujas equações estão detalhadas no Tópico 2.2.1.1, e serão utilizadas na aplicação desta metodologia.

3.3.2 Método de cálculo da evapotranspiração da cultura

A evapotranspiração da cultura, envolve a soma da evaporação da água do solo e a transpiração das plantas, calculada por meio da Equação (13) exposta no tópico 2.2.2. Sendo que o coeficiente de cultura varia de uma cultura para outra e são influenciados pelas práticas de manejo de irrigação, período de irrigação, tipo de solo, clima, local e entre outros fatores ambientais.

Considerando os fatores anteriormente expostos, nesta metodologia foi utilizado os valores de K_c medidos e calculados por Rosso e Back (2010), e são apresentados na Tabela 1.

Tabela 1 – Valores de coeficiente de cultura.

Descrição	Duração (dias)	K_c
Preparo do solo	~20	1,00
Semeadura	5	1,00
Fixação das raízes	3	1,00
Plântula e perfilhamento	25	1,05
Perfilhamento	20	1,45
Crescimento	25	1,70
Alongamento do colmo	10	1,82
Diferenciação do primórdio floral	25	1,85
Floração	07	1,85
Fase leitosa	05	1,80
Fase pastosa	15	1,60
Drenagem Final	1	1,60
Secagem final até a colheita	10 ou mais	--

Fonte: adaptado do Rosso e Back (2010).

Rosso e Back (2010), estimaram os valores de K_c a partir da relação de evapotranspiração de cultura por evapotranspiração de referência, determinadas pelo método de Penman-Monteith e Método do Tanque Classe A. O coeficiente é para uma cultura de ciclo de 140 a 150 dias de cultivo mais 20 de preparo do solo. Com estas considerações foi utilizado

estes valores de coeficientes de cultura que mais se aproximam do real para a região, e cultivares de ciclo longo que são as semeadas nas áreas de estudo.

3.3.3 Métodos de cálculos de necessidade de irrigação e consumo de água e energia

Com base na equação de necessidade de irrigação apresentada no tópico 2.2.2 (Equação (14)), e as características do sistema de irrigação por inundação para arroz pré-germinado, foi modelado o balanço hídrico diário para se fazer as simulações conforme a Equação (16). Já a Equação (17) apresenta o cálculo da altura da camada de água corrigida. Para todas as equações abaixo que tratam de água a unidade de medida adotada foi em milímetros (mm).

$$Ac_{at} = -ETc - Perdas - SAT + Pi_{ch} + I_{dia} + Ac_{ant} \quad (16)$$

$$Ac_{cor} = Ac_{at} - Dre_{dia} \quad (17)$$

Sendo que, Ac_{at} é a altura da camada de água atual, Pi_{ch} é a precipitação do dia, I_{dia} é a irrigação do dia, Ac_{ant} é a altura da lâmina da água no dia anterior, Ac_{cor} é a altura da lâmina da água atual corrigida e Dre_{dia} é a drenagem de água diária da quadra (soma da água por eventual drenagem e/ou por escoamento superficial devido a excesso de água na quadra). O escoamento é computado toda vez que a camada de água ultrapassa a altura de camada/lâmina máxima, ou para o caso mais específico (elevação da camada devido à vazão futura do rio) quando ultrapassa a altura de lâmina limite máxima. Os cálculos envolvendo drenagem diária, drenagem de chuvas, drenagens de retirada e drenagem totais são calculados pela Equação (18) a Equação (21) respectivamente.

$$Dre_{dia} = Dre_{retd} + Dre_{ch} \quad (18)$$

$$Dre_{to} = \sum_{k=1}^n Dre_{dia_k} \quad (19)$$

$$Dre_{retto} = \sum_{k=1}^n Dre_{retd_k} \quad (20)$$

$$Dre_{chto} = Dre_{to} - Dre_{retto} \quad (21)$$

Em que, Dre_{retd} é a drenagem de retirada da água do dia (drenagem para passagem de herbicidas ou período de fixação das raízes e final de cultura), Dre_{ch} é a drenagem ou escoamento superficial de chuvas do dia, Dre_{to} é a drenagem de água total da safra (inclui escoamento), Dre_{retto} é a drenagem de água total por meio de retirada, Dre_{chto} é a drenagem ou escoamento superficial total das chuvas para a safra.

Para determinar a necessidade de irrigação diária acumulada calculada pela Equação (22), é avaliado se a altura da camada de água corrigida é menor que a altura da camada de água para o dia (lâmina máxima), que depende do estágio que a planta se encontra e da previsão de vazão futura.

$$NI_c = HAC_{max} - Ac_{cor} \quad (22)$$

Nesta equação, NI_c é a necessidade de irrigação acumulada e HAC_{max} é a altura da lâmina de água máxima determinada no tópico 3.1.2. Quando a necessidade de irrigação diária acumulada for menor ou igual a camada limite mínima, o sistema colocará água novamente na quadra.

Para calcular a quantidade de água a ser colocada por dia quando se tem necessidade de irrigar, inicialmente deve se dispor do tamanho da área a irrigar e da vazão do sistema de irrigação.

Nesta metodologia, como definido anteriormente, se trabalhará com todas as medidas que envolvem água em milímetros. Sendo que no caso atual o sistema receberá a vazão em metros cúbicos por hora (Q'_b) e a área total em hectares (A_r), então se utiliza a Equação (23) para transformar a vazão (Q'_b) para $mm\ h^{-1}\ m^{-2}$ ou $L\ h^{-1}\ m^{-2}$ (Q_b).

$$Q_b [mm/h.m^2] = \frac{Q'_b [m^3/h]. 1000 [mm/m^3]}{Ar_{to} [hectare] . [10000 m^2]} \quad (23)$$

A quantidade de água colocada na quadra por dia depende da vazão da bomba de irrigação, portanto com a necessidade de irrigação acumulada é calculado pela Equação (24) a quantidade de horas que o sistema de irrigação deve permanecer ligado (h_l), para suprir a demanda de água. Caso a quantidade de horas para atender a demanda seja maior que 24 horas, a irrigação do dia é expressa pela Equação (25) e caso seja igual ou menor que 24 horas a irrigação do dia é igual a necessidade de água acumulada.

$$h_I = NI_c / Q_{bomba} \quad (24)$$

$$I_{dia} = Q_{bomba} \cdot 24 \quad (25)$$

Ao final da safra o consumo total de água bombeado (Co_{to}) deve ser apresentado ao agricultor para comparativo de economia e consumo de água bombeada historiado, e é expresso pela Equação (26).

$$Co_{to} = \sum_{k=1}^n I_{dia_k} \quad (26)$$

Na região deste estudo a quantidade de água bombeada não é tarifada, entretanto, os sistemas de irrigação são alimentados em sua maioria por energia elétrica que são tarifados pelas concessionárias de energia. Para verificar o consumo e economia de energia elétrica consumida pela safra na etapa de irrigação com o sistema de controle proposto comparando com uma safra sem uso de um sistema de controle (irrigação praticada pelo agricultor) é necessário a aplicação da Equação (27), Equação (28) e Equação (29).

$$E_{to} = h_I \cdot P_c \quad (27)$$

$$Econ_e = E_{to_P} - E_{to_A} \quad (28)$$

$$e_R = Econ_e \cdot Tar_e \quad (29)$$

Em que E_{to} é a energia consumida total de uma safra (kWh), P_c é a potência elétrica medida fornecida ao sistema de irrigação (kW), E_{to_A} é a energia consumida total de uma safra usando o sistema de controle de irrigação proposto (kWh), E_{to_P} é a energia consumida total de uma safra sem o sistema de controle (kWh), $Econ_e$ é a economia de energia obtida (kWh), Tar_e é a tarifa de energia (R\$ kWh⁻¹) e e_R é a economia em reais (R\$).

3.3.4 Estimar o dia de irrigação futura por método matemático

Em sistemas de irrigação como o por aspersão e gotejamento, a irrigação futura é normalmente determinada pela frequência de irrigação para cada estágio da planta, como apresentado por Albuquerque (2010). Já para no arroz irrigado por inundação a frequência de irrigação varia muito ao longo do tempo conforme a camada de água na quadra, seus estágios

e retirada de água. Conforme as premissas, e as características do sistema de irrigação de arroz pré-germinado, o dia de irrigação futura estimado foi determinado, aplicando inicialmente a Equação (30) de balanço hídrico adaptada. Todas as unidades de medida estão em milímetros.

$$Ac_{atf} = -ETc_{med} - Perdas - SAT + Pi_{ch_{med}} + Ac_{antf} \quad (30)$$

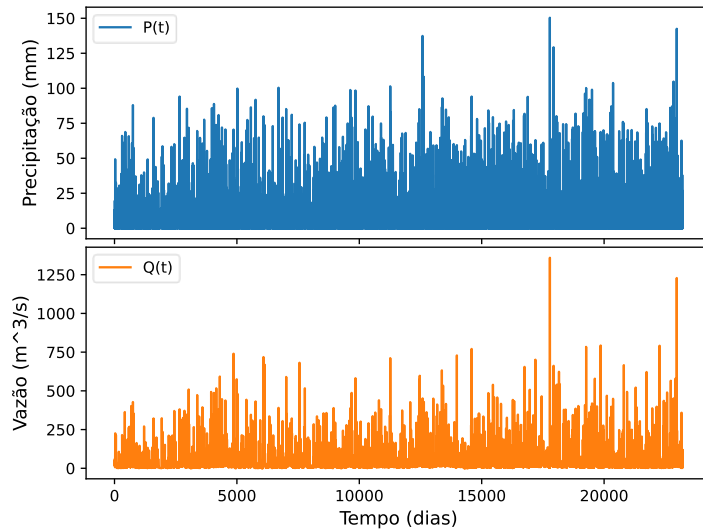
Em que, Ac_{atf} é a altura da camada de água para o futuro, ETc_{med} é a Evapotranspiração de cultura média das últimas duas semanas no passado, $Pi_{ch_{med}}$ é a precipitação média das últimas duas semanas no passado, Ac_{antf} é a camada de água anterior atualizada em loop pela camada de água para o futuro para saber a camada de água para o futuro. A equação funciona em um loop em sequência, atualizando a camada de água futura até ele se tornar menor ou igual que a camada limite mínima, sendo que quando ocorre essa condição é retornado o dia futuro a se irrigar.

3.4 PREMISSAS E MÉTODO DE ESTIMATIVA DE VAZÃO

Visando os principais problemas com a água do rio da região, relacionados a escassez, salinização da água e contaminação por mineração, sabendo que esses fatores são agravados principalmente em períodos de estiagem, se propõe uma metodologia para estimar a vazão futura do rio.

Conforme é observado na Figura 12, nos dados coletados da ANA de vazão e precipitação, as vazões do rio em estudo apresentam variações frequentes que se devem a distribuição de chuvas regulares na região, entretanto são observados períodos de estiagem que devido às características da região podem ocorrer em qualquer época do ano.

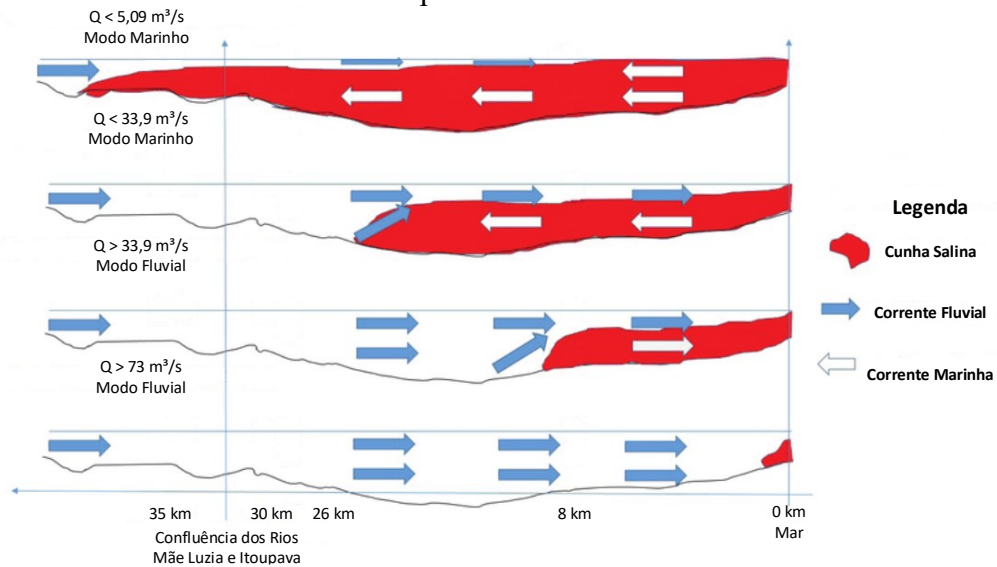
Figura 12 – Banco de dados tratado completo.



Fonte: elaborado pelo autor (dados tratados do HidroWeb da ANA).

D'aquino *et al.* (2010), levantaram os dados do modo de comportamento do rio, e Silvestrini e D'aquino (2020) apresentaram um estudo sobre a dinâmica dos parâmetros oceanográficos do rio produzindo o modelo de transporte de material em suspensão conforme Figura 13, baseado nas vazões de permanência que tem influência de períodos de maré e precipitações.

Figura 13 – Modelo de transporte de material em suspensão baseado nas vazões de permanência.



Fonte: adaptado de Silvestrini e D'aquino (2020).

Para vazões maiores que $33,9 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$ (Modo Fluvial) o estuário atua como exportador de material particulado em suspensão (MPS) e cunha salina que pode chegar aproximadamente 8 km a montante da foz. Já para vazões menores que $33,9 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$ (Modo Marinho) o estuário se

apresenta como importador de MPS e cunha salina intensa que pode chegar aproximadamente 20 km a montante da foz. Para vazões menores de $5,09 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$, ele é importador de MPS e se apresenta bem misturado com cunha salina, podendo chegar até mais de 40 km a montante da foz. A cunha salina depende também dos níveis de maré e precipitação, podendo ser mais intensa ou não.

Dependendo da localização do agricultor, ele é fortemente afetado pela cunha salina, especialmente em vazões baixas. De acordo com o exposto anteriormente é relevante um sistema que estime a vazão do rio para o agricultor tomar a decisão de irrigar ou não, especialmente quando a vazão se torna abaixo dos $33,9 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$, também é importante destacar que vazões abaixo desses patamares variam muito, demorando um certo período para baixar a níveis próximos ou menores que $5,09 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$ como também pode apresentar uma descida um pouco mais rápida.

O risco de vazão baixa e água salina sem o agricultor saber o comportamento da vazão futura em uma possível estiagem, faz com que o agricultor eleve a camada de água na quadra antes da vazão se apresentar em baixa, podendo levar ao desperdício de água, ou o agricultor não observar o comportamento da vazão e ela baixar rapidamente e ocorrer uma falta de água levando a redução ou perda de produção. Conforme as premissas anteriores, busca-se estimar a vazão do rio para até 5 dias no futuro, inicialmente propondo uma avaliação de estimativa para o dia futuro para todo o conjunto de dados e avaliando seu funcionamento.

Visando uma melhor interpretação dos dados pelo agricultor, propõe-se a apresentação da vazão em níveis, e não em valores numéricos previstos, conforme apresenta o Quadro 3 gerando uma maior facilidade na leitura das previsões e agilidade na tomada de decisão.

Quadro 3 – Proposta de níveis de vazão e informações.

Níveis de vazão	Descrição	Informações de risco
Vazão Muito Alta	(Maior que $73 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$)	Sem risco
Vazão Alta	(Maior que $33,9 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$ e menor que $73 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$)	Sem risco
Vazão Normal-Máxima	(Maior que $22,5 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$ e menor que $33,9 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$)	Risco potencial para propriedades localizadas até 20 km da foz.
Vazão Normal-Média	(Maior que $12 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$ e menor que $22,5 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$)	Risco potencial para propriedades localizadas até 20 km da foz.
Vazão Normal-Baixa	(Maior que $5,09 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$ e menor que $12 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$)	Risco potencial para propriedades localizadas até 20 km da foz.
Vazão Baixa Crítica	(Maior que $0 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$ e menor que $5,09 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$)	Risco potencial para propriedades localizadas até 45 km da foz.

Fonte: elaborado pelo autor.

3.4.1 Técnica de IA - rede neural LSTM

A rede neural LSTM é baseada na arquitetura da RNN, o qual é frequentemente aplicada em problemas de aprendizagem profunda. A LSTM foi implementada pela primeira vez por Hochreiter e Schmidhuber (1997), para resolver problemas de previsão de séries temporais de várias etapas. Elas são compostas por células de memória que capturam em sequências dependências de longo prazo, e em paralelo atenuam o problema de declínio ou explosão de gradiente (MALI et al., 2020).

A rede LSTM é organizada em uma série de células que interagem de maneira especial devido à formação de quatro camadas em vez de uma como na RNN padrão, na rede LSTM cada célula de memória da rede é interconectada por dois componentes cruciais, conhecidos como estado oculto (h_t) e estado celular (C_t), o primeiro estado é considerado um lugar para armazenar informações de curto prazo, já o segundo é um lugar para armazenar informações de longo prazo (LE et al., 2019, 2021). As saídas de cada célula de memória LSTM, incluindo memória de longo prazo (C_t) e memória de curto prazo (h_t), são representadas pela Equação (31) a Equação (36):

$$f_t = \text{sigm}(V_f X_t + W_f h_{t-1} + b_f) \quad (31)$$

$$i_t = \text{sigm}(V_i X_t + W_i h_{t-1} + b_i) \quad (32)$$

$$N_t = \text{tanh}(V_c X_t + W_c h_{t-1} + b_c) \quad (33)$$

$$O_t = \text{sigm}(V_o X_t + W_o h_{t-1} + b_o) \quad (34)$$

$$C_t = f_t \otimes C_{t-1} + i_t \otimes N_t \quad (35)$$

$$h_t = O_t \otimes \text{tanh}(C_t) \quad (36)$$

Sendo f_t , i_t , O_t , os valores do portão de esquecimento, porta de entrada e porta de saída no passo de tempo t . Já N_t é o candidato ao estado da célula no passo de tempo t , e tem a função de identificação de informações importantes para armazenamento ao longo do tempo. Já $V_{..}$ e $W_{..}$ são a matriz de peso e $b_{..}$ são os vieses; e \otimes denota a multiplicação elemento a elemento.

A rede LSTM tem se tornado cada vez mais popular por apresentar uma capacidade significativa de processar dados sequenciais, e estão sendo cada vez mais usadas para explorar problemas hidrológicos complicados, incluindo modelagem de fluxo e nível de rios. Kratzert *et al.*, (2018), modelaram a vazão de rio, e mostram que as LSTMs superam amplamente RNNs

convencionais para esta tarefa. Em particular, uma série de artigos encontrados na literatura apresentam a notável capacidade das LSTM de simular fluxo e nível diário em rios, canais de irrigação entre outros (HO et al., 2022; KLOTZ et al., 2022; LE et al., 2021). Com base nas razões descritas acima, neste trabalho se usa um modelo LSTM para a aplicação.

3.4.2 Modelagem para determinar o melhor modelo LSTM para estimativa de vazão

O modelo tem por objetivo estimar a vazão de $Q(t)$ a $Q(t + x)$ (sendo t o tempo atual e x o passo de tempo de 1 a 5), com base em entradas de precipitação e vazão anterior com passo de tempo de cinco dias para trás, ou seja, se utilizará dados de vazão e precipitação de 5 dias no passado para estimar a vazão um dia no futuro e seguindo em passo de 1 até 5 dias no futuro, outros trabalhos na literatura tendem a utilizar um período menor que cinco dias no passado para estimativa futura devido em alguns casos se aumentar o erro de estimativa e ruídos quando se aumenta o período de histórico (HO et al. 2022; HIDAYAT et al., 2014; ÜNEŞ et al., 2020). Na etapa de produção dos modelos, o banco de dados foi dividido em duas partes: 70% dos dados para treinamento e 30% para validação, visto que outros trabalhos da literatura científica apresentam valores de validação entre 20 e 33% (LE et al., 2021; SILVA et al., 2021; ÜNEŞ et al., 2020).

O modelo LSTM foi implementado em *Python* com o auxílio das bibliotecas como *numpy*, *pandas*, *math*, *matplotlib*, *sklearn* e as bibliotecas de aprendizagem *Tensorflow* e *Keras*. Para a arquitetura do modelo, a determinação da melhor quantidade de nós na camada oculta foi definida fazendo-se a simulação com a variação entre 1 e 100 unidades LSTM para uma camada oculta com passo de 3 unidades, e após se simulou a adição de uma e duas camadas com o mesmo número de unidades obtidos na primeira. Já o número de épocas foi definido como 2.000 e usado o parâmetro de parada antecipada, ou seja, se o modelo não melhorar após 200 épocas o treinamento é encerrado, a determinação desses valores para investigação está de acordo com os principais trabalhos encontrados na literatura para previsão de fluxo de água (DING et al., 2019; HUNT et al., 2022; LE et al., 2021). Outros parâmetros que afetam o desempenho são o tamanho do lote e os otimizadores que influenciam como a função de perda é minimizada.

O tamanho do lote é a quantidade de dados processados de uma vez, sendo que o modelo é atualizado diversas vezes até processar um lote por completo, o caracterizando uma época do treinamento. Quanto menor o tamanho do lote mais tempo é necessário para produção de modelos, enquanto um lote muito grande pode levar a ocorrência de *overfitting*, com isso o

tamanho de lote foi simulado variando de 32 a 240 em um passo de 8. Já o otimizador foi utilizado o *Adam*, geralmente espera-se que este apresente um melhor desempenho que outros otimizadores, (KINGMA; BA, 2015; SILVA et al., 2021).

3.4.3 Métricas de avaliação

A eficácia dos modelos é avaliada em termos da raiz do erro quadrático médio (RMSE) Equação (37), coeficiente de correlação (R^2) Equação (38), eficiência de Nash-Sutcliffe (NSE) Equação (39) (NASH; SUTCLIFFE, 1970) e eficiência de Kling-Gupta (KGE) Equação (40) (GUPTA et al., 2009). Esses critérios são aplicados para comparar a série de valores estimados e a série de valores observados. O modelo apresenta bom resultado quando o valor de RMSE está próximo de 0 e os valores R^2 , NSE e KGE são aproximadamente 1.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} = MSE^2 \quad (37)$$

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (38)$$

$$R^2 = \left(\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})(\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})^2}} \right)^2 \quad (39)$$

y_i e \hat{y}_i são os valores observados e previstos no tempo t , e \bar{y}_i é a média dos valores observados, e n é o número total de observações.

$$KGE = 1 - \sqrt{(r - 1)^2 + \left(\frac{\sigma_{pre}}{\sigma_{obs}} - 1\right)^2 + \left(\frac{\mu_{pre}}{\mu_{obs}} - 1\right)^2} \quad (40)$$

Em que, r é a correlação linear entre os valores simulados e observados, σ_{pre} e σ_{obs} são o desvio padrão dos dados previstos e observados, μ_{pre} e μ_{obs} são a média dos valores previstos e observados.

O NSE tende a ser amplamente utilizado por hidrólogos, entretanto pode levar a conclusões equivocadas devido à representação da periodicidade. Já o KGE utiliza o coeficiente de correlação, que é uma medida de erros temporais, e os demais indicam se a vazão tende a ser mais ou menos prevista, e se a variabilidade da magnitude de descarga é capturada pela previsão. Seguindo o proposto por (HUNT et al., 2022; KNOBEN; FREER; WOODS, 2019), foi considerado uma previsão “habilidosa”, quando KGE for maior que a média observada da referência de vazão ($KGE > -0,414$), e uma previsão “altamente habilidosa” quando $KGE > 0,707$.

3.5 DESCRIÇÃO DOS CENÁRIOS DE CONTROLE DE IRRIGAÇÃO PARA SAFRAS 2009/2010 E 2010/2011

Com os dados de manejo obtidos com o agricultor, os modelos foram simulados quatro cenários para cada lavoura para duas safras 2009/2010 e 2010/2011, empregando Python. Como a safra pode ser iniciada nos meses de setembro até fim de novembro, as simulações foram definidas como: primeira safra 2009/2010, o 1º cenário iniciando em 01/09/2009, e 2º iniciando em 01/10/2010; e a segunda safra 2010/2011, o 3º cenário iniciando em 01/09/2010 e 4º cenário em 01/10/2010.

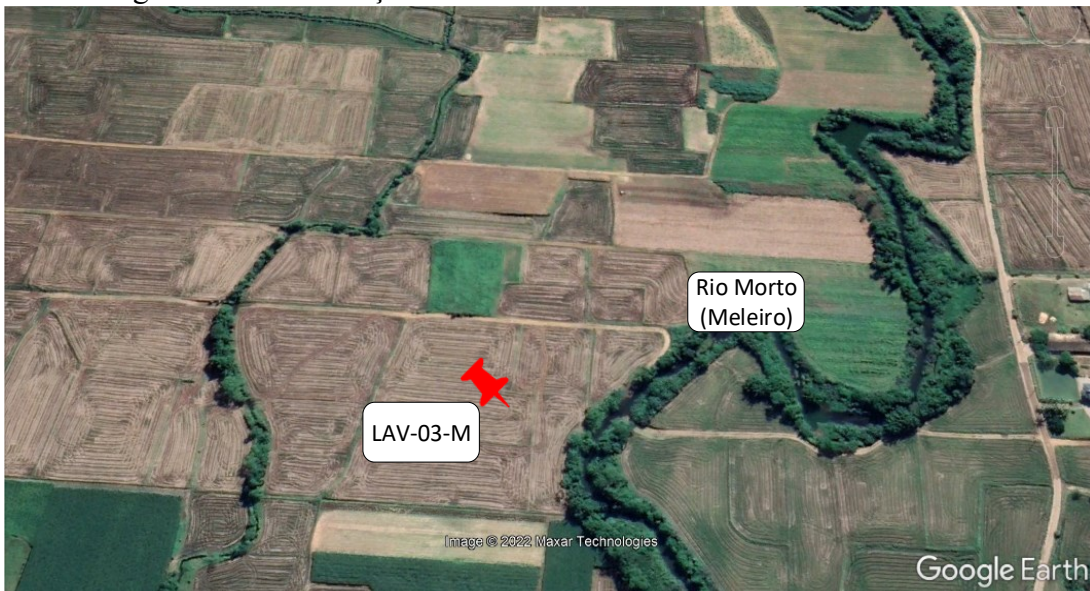
As áreas de produção escolhidas apresentam características semelhantes de manejo de irrigação e tamanho de área, entretanto uma das áreas está localizada em um local onde não sofre influência da salinidade da água, e fora da área coberta com previsão de vazão, sendo está analisada somente pela implementação do controle de irrigação sem a estimativa de vazão, avaliando-se a redução do consumo de água e energia. Destaca-se ainda que, para a quantidade de água de saturação do solo foi considerada 100 mm para efeito de simulação, isto também devido os agricultores iniciarem o preparo do solo somente em períodos mais chuvosos. A Figura 14 e Figura 15, apresentam imagens de satélite coletadas por meio do Google Earth, que mostram a localização da área das lavouras em estudo.

Figura 14 – Localização das lavouras de Araranguá.



Fonte: Adaptado de Google Earth® (2022).

Figura 15 – Localização da lavoura de Meleiro sem influencia salina.



Fonte: Adaptado de Google Earth® (2022).

As lavouras selecionadas neste estudo estão localizadas em solos de várzea, parcialmente planos, que podem apresentar algum desnível entre quadras. Para este estudo adotou-se valores de percolação vertical mais fluxo lateral de 3 mm dia^{-1} para a lavoura de

Meleiro, e 5 mm dia^{-1} para as de Araranguá devido às características de cada local. Na Tabela 2 são apresentados os principais dados coletados das lavouras para estudo. Mesmo as lavouras apresentando características semelhantes, o tempo de irrigação de uma para outra será diferente por conta da área que afeta o consumo de água e energia, podendo ser maior ou menor conforme tempo e dia de irrigação.

Tabela 2 – Dados coletados das lavouras.

Lavoura	Área cultivada (ha)	Número de dias de safra (dia)	Permeabilidade do solo e fluxo lateral (mm dia^{-1})	Vazão da bomba ($\text{m}^3 \text{ h}^{-1}$)	Consumo de energia por hora (kWh)	Tarifa de Energia Rural Celesc (R\$ kWh^{-1})
LAV-01-A	10	~150	5	~280	~11,5	
LAV-02-A	9	~150	5	~280	~11,5	0,54627
LAV-03-M	8	~150	3	~160	~6,7	

Fonte: elaborado pelo autor.

Quanto aos sistemas de irrigação utilizados, são sistemas de levante com bomba centrífugas, usadas para elevar a água do nível do rio ao da quadra. As lavouras da região como estão localizadas próximas à margem dos rios, entre 3 e 20 metros e o sistema de irrigação fica responsável apenas por elevar a água do nível do rio até a borda superior, onde tendem a apresentar comprimento total de tubulação relativamente curtos, muitas vezes menores que 15 metros, diminuindo muito o consumo de energia e tamanho dos motores para bombear a água. Outro fator característico da região são que as lavouras são de pequeno a médio porte em sua maioria. Destaca-se que o consumo de energia está diretamente relacionado ao consumo de água das lavouras, desta forma reduzindo-se o consumo de água o consumo de energia tende a reduzir, desta forma será avaliado a redução no consumo de energia elétrica na etapa de simulação.

4 RESULTADOS

A partir de um estudo de caso foram obtidos dados de diversas fontes apresentadas no capítulo sobre a metodologia. Analisou-se o consumo de água simulado mais próximo da realidade para o manejo de irrigação atual que o agricultor trabalha e o manejo de irrigação simulado com o método de controle proposto, bem como a resposta da estimativa de vazão do rio. Entre os resultados obtidos e discutido a seguir destaca-se o uso de técnicas de IA para a estimativa de vazão, melhoria na eficiência do uso da água, com os resultados dos cenários simulados apresentando até 13,7% de economia, e o demonstrativo do funcionamento do sistema de controle de irrigação por meio de gráficos que apresentam os períodos de entrada de água das lavouras fazendo comparativo entre o sistema controlado e o sistema não controlado.

4.1 ESTIMATIVA DE VAZÃO

Os modelos para a estimativa de vazão foram desenvolvidos e avaliados em ambiente *Python*. A determinação da escolha da melhor arquitetura, inicialmente se utilizou como base, a estimativa da vazão $Q(t)$ (seção 3.4.2). A Tabela 3 apresenta os resultados de RMSE e R^2 melhor, pior e médio das simulações para determinação de melhor topologia a ser empregada considerando: tamanho de lote (*batch-size*), número de células de memória (*number of memory cells*) na camada oculta e número de camadas ocultas para o conjunto de testes. Na busca pelo melhor tamanho do lote, se manteve uma camada oculta com dez nós inicialmente.

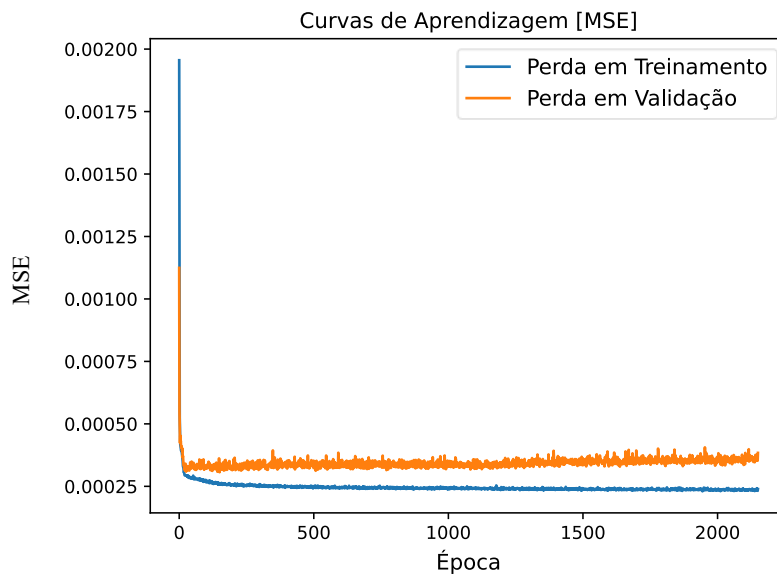
Tabela 3 – Resultados de métricas de avaliação para melhor arquitetura

Detalhes	RMSE Pior - média	RMSE Melhor	R^2 Pior - média	R^2 Melhor	Melhor configuração	NSE	KGE
Lote: 32 - 256 Fixo: 1 camada oculta e 10 unidades LSTM	0,01891 ± 0,01835	0,01821	0,826 ± 0,861	0,865	64		
Unidades LSTM: 1 - 100 Fixo: lote 64 e 1 camada oculta	0,01826 ± 0,01793	0,01781	0,843 ± 0,891	0,898	82	0,918	0,934
Camadas oculta: 1 - 3 Fixo: lote 64 e 82 unidades LSTM cada camada oculta	0,01781 ± 0,01731	0,01706	0,889 ± 0,906	0,921	2		

Fonte: elaborado pelo autor.

A melhor arquitetura obtida foi com lote de tamanho 64, 82 células de memória e 2 camadas ocultas, sendo que para a variação do número de camadas, obteve-se uma boa melhora com uma segunda camada, porém com uma terceira os resultados apresentaram muito similares. Para todos os testes foram utilizados 70% dos dados para treino e 30% para validação (ressalta-se que não foi incluído um conjunto separado de dados novos para teste, para se avaliar como ele funcionaria em dados não utilizados para produção de modelo). A Figura 16 ilustra o gráfico das curvas de aprendizagem, para o melhor modelo obtido, em que se pode verificar que o modelo apresenta valores de erro menores nas primeiras épocas, após ele tende a sofrer uma sobre aprendizagem em que o erro de validação tende a aumentar significativamente. Para evitar este problema nos seguintes modelos, se utilizou o método de parada antecipada que interrompe o treinamento após um número de épocas específico, no caso de não ocorrer melhora na aprendizagem.

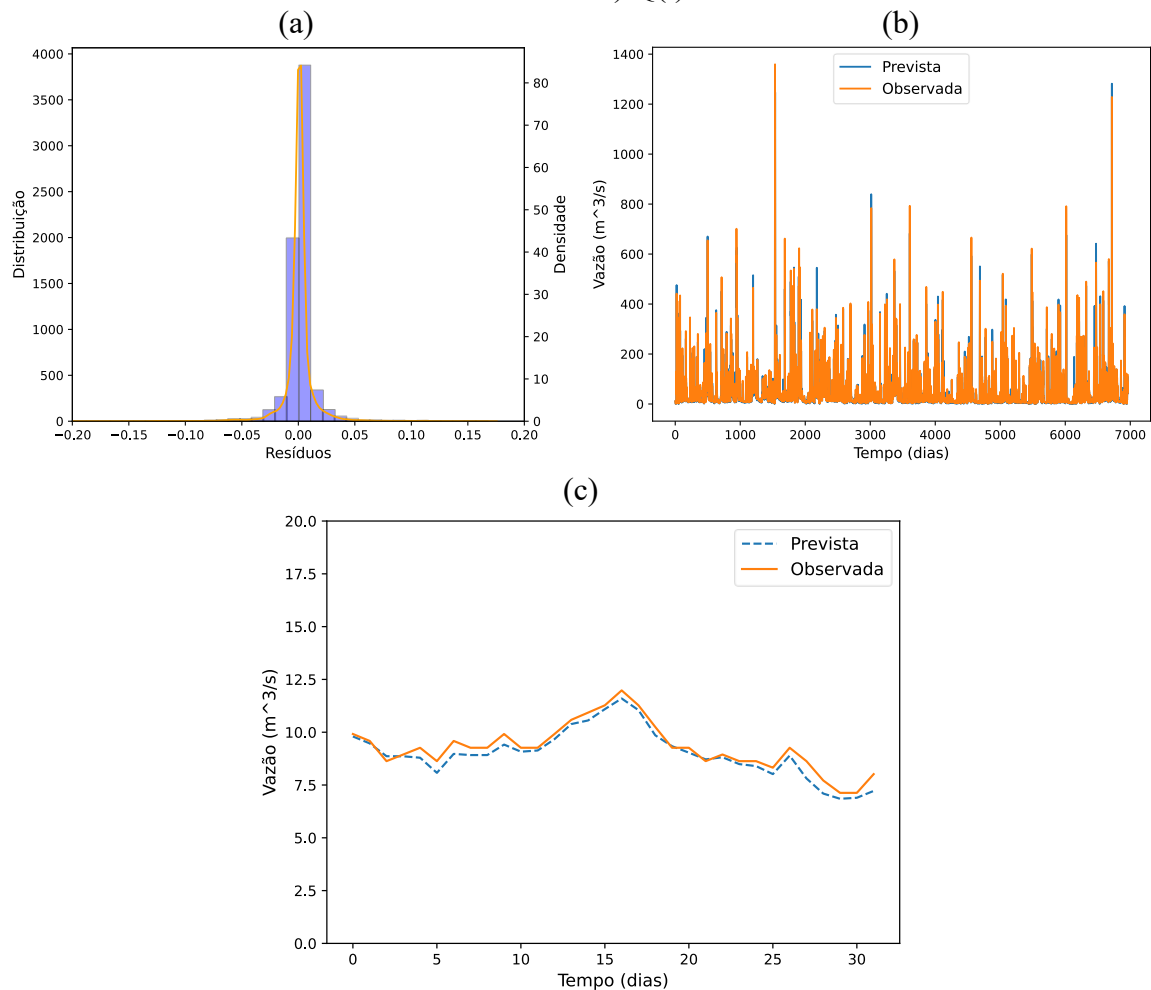
Figura 16 – Curvas de aprendizagem para melhor modelo.



Fonte: elaborado pelo autor.

Para este primeiro caso o modelo apresenta um R quadrado de 0,921, ou seja, apresenta 92,1% da variabilidade dos dados de resposta em torno da média dos dados reais, enquanto o NSE apresenta um valor de 0,918 e KGE de 0,934, sendo considerado um modelo altamente habilidoso. Para melhor entendimento é apresentado o gráfico na Figura 17 (a) de distribuição residual e estimativa da densidade de probabilidade ou estimativa de densidade do Kernel (*Kernel density estimation (KDE) – do inglês*).

Figura 17 – (a) Distribuição residual e densidade de probabilidade; (b) Resultado da previsão conjunto de validação; (c) Estimativa de vazão para período de baixa (20/08/2010 a 20/09/2010) $Q(t)$.



Fonte: elaborado pelo autor.

O gráfico de distribuição residual apresenta os valores dos resíduos (vazão observada menos a vazão prevista nos dados normalizados) bem próximos de zero para as estimativas, demonstrando a capacidade de previsão. Entretanto, observando a Figura 17 (b) é possível notar que o modelo apresenta dificuldades na previsão das vazões de pico, sendo melhor para a aplicação de estimativa de vazões de baixa, como mostra a Figura 17 (c) em estimativa diária.

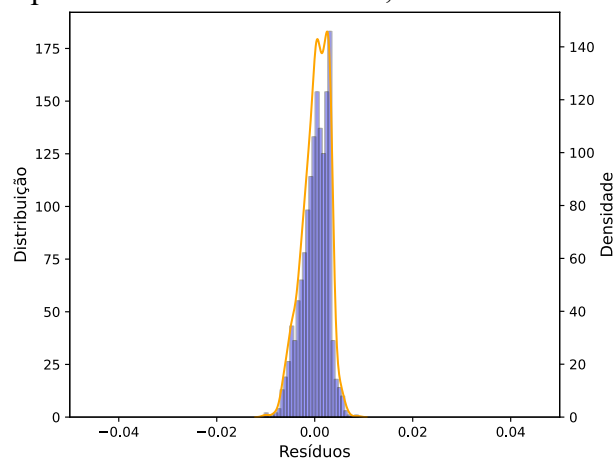
Para o agricultor da região, os períodos mais importantes sobre o nível ou vazão do rio são quando se torna abaixo dos $35 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$ combinado com ausência de precipitações. Uma vez que, são nesses períodos que podem ocorrer a contaminação da água dos rios pela salinidade da água do mar. Considerando esses fatores, e sabendo que a estimativa de vazão tende a ser mais

precisa quando as vazões estão em baixa com pouca ou nenhuma precipitação, foram elaboradas estimativas para esses períodos.

A partir dos dados coletados do site da ANA, foram identificados os períodos que as vazões se apresentam com valores menores a $35 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$ e precipitações próximas a zero. Onde foram identificados entre os anos de 1946 e 2011 ocorrência de, aproximadamente 780 períodos de 7 a 28 dias com características de escassez sem nenhuma precipitação. Destes 780 períodos aproximadamente 300 ocorreram nos meses de safra que vão do mês de setembro a março na região, destacando a importância da avaliação da vazão do rio nesses períodos, devido ao risco de salinidade da água.

Sabendo das características dos períodos de risco, avaliou-se os resultados do modelo para estimativa de vazão com até cinco dias de antecedência, para períodos em que a vazão do rio se apresenta abaixo de $35 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$ e baixas precipitações (0 - 12 mm). Foram avaliados os valores de NSE, R^2 e KGE, apresentados na Tabela 4. A Figura 18 mostra a distribuição residual obtida para as previsões nos períodos secos. As janelas de avaliação sobre os dados de vazões abaixo de $35 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$ se destacam, pois são os períodos mais importantes para o produtor que existe risco de salinidade. Entretanto, o modelo prevê os demais dados de vazão em momentos que existem precipitações significativas e vazões acima de $35 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$ que não são avaliados nesta etapa. O resíduo tende a ser elevado a cada dia futuro de previsão, devido às oscilações frequentes e significativas, que se tem de um dia para outro nos dados de entrada. Isso também relaciona-se aos dados empregados na criação do modelo, que algumas vezes foram observados falta de representatividade.

Figura 18 – Distribuição residual e densidade de probabilidade para o conjunto de validação, com apenas dados de vazão baixa, caso 5 dias no futuro.



Fonte: elaborado pelo autor.

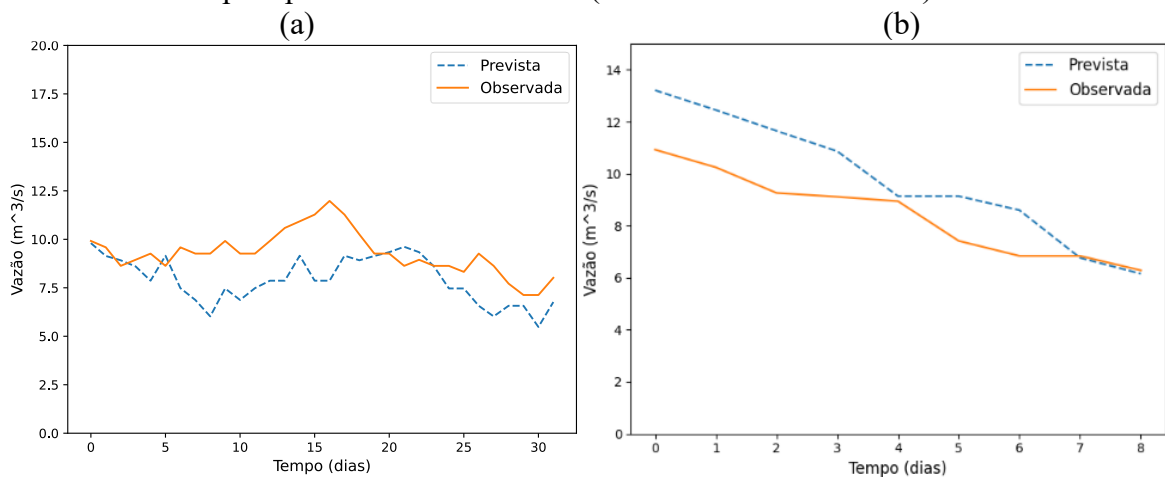
Tabela 4 – Resultados estimativas futuras.

Tempo	R ²	NSE	KGE
Q(t)	0,921	0,918	0,934
Q(t+1)	0,903	0,875	0,908
Q(t+2)	0,884	0,85	0,891
Q(t+3)	0,857	0,794	0,841
Q(t+4)	0,823	0,768	0,794
Q(t+5)	0,791	0,742	0,765

Fonte: elaborado pelo autor.

O modelo obteve um KGE de 0,765 para o caso futuro mais longo, valor ainda considerado altamente habilidoso conforme critério estabelecido no tópico 3.4.3, e apresentando uma representatividade significativa na previsão de vazões. Quando se olha para o gráfico de resíduos normalizados ele expõe valores ainda próximos de zero, porém com uma dispersão elevada, considerando que os valores de vazão real variam de 0,055 a 35 m³ s⁻¹, o erro varia de 0 a 10,8 para o maior valor. Para uma melhor representação destes resultados foram plotados dois períodos de estimativa de vazão apresentados na Figura 19 (a) e (b).

Figura 19 – (a) Estimativa de vazão com cinco dias de antecedência para período de baixa vazão (20/08/2010 a 20/09/2010); (b) Estimativa de vazão com cinco dias de antecedência para período de baixa vazão (13/10/2010 a 21/10/2010).



Fonte: elaborado pelo autor.

O primeiro período apresentado na Figura 19 (a) houve ocorrência de precipitações baixas (3 dias com acumulados menores que 10 mm) ao longo dos 32 dias, ambas as previsões (a) e (b) foi notado uma margem de erro entre os valores observados e os estimados. Comparando-se a Figura 19 (a) com a Figura 17 (c) que apresenta a previsão para o dia com valores de erro bem próximos de zero, pode-se observar que quando o horizonte de estimativa aumenta para o quinto dia futuro que é o caso da Figura 19 (a) o erro tende a se elevar, uma

vez que os valores de vazão e precipitação variam com muita frequência nos dados de entrada do modelo muitas vezes apresentando falta de representatividade. Estima-se que os erros de estimativa também ocorreram devido ao conjunto de dados de entrada, pois não apresentaram uma boa correlação entre as precipitações e as vazões (nesse caso R^2 0,31 para o conjunto de dados). Nos conjuntos de dados foram observadas oscilações significativas de um dia para outro com falta de representatividade dos dados, ou seja, valores de vazão que se elevam consideravelmente, sem ocorrência de precipitações de acordo com a estação de coleta. Estes valores podem ter ocorrido devido à estação de coleta de dados ficar localizada distante da nascente do rio, ocorrendo precipitações nas localidades a montante da estação e não no local, gerando imprecisão na representatividade.

Outro fator que leva a ocorrência de erros e/ou oscilações significativas da vazão e precipitação, são as condições climáticas da região que não apresenta períodos chuvosos e secos bem definidos, podendo ocorrer valores de precipitações a qualquer momento, diferente de modelos encontrados na literatura como os avaliados por Hidayat *et al.* (2014) e Silva *et al.* (2021).

Vale ressaltar que os dados foram obtidos apenas de uma estação de coleta de dados, com apenas uma medição por dia, outro fator que eleva a quantidade de erros, para se fazer previsões futuras de vazão. Visto que trabalhos com resultados melhores de previsão apresentam mais de uma estação e coletas de dados, valores horários ou de 2 a 4 coletas por dia.

Além da vazão diária que o agricultor terá em mãos, atualizada todos os dias, o agricultor precisa também da previsão do tempo e a previsão de maré, que auxiliam no indicativo de um período de escassez de água, e no indicativo do melhor horário para ligar o sistema de irrigação em períodos que a vazão se torna baixa, visto que a salinidade da água depende dos períodos de maré.

4.1.1 Breve discussão sobre estimativa de vazão

Ho *et al.* (2022), fizeram previsões de 6 em 6h para as próximas 48h e obtiveram um KGE de 0,89 para o primeiro cenário (uma estação de coleta) e 0,925 para o segundo cenário (três estações de coletas de dados), relatando que um aumento da quantidade de estações e dados melhoram o desempenho do modelo. Usando diversos dados de entrada para uma rede LSTM, Hunt *et al.* (2022), fez previsões de vazão para 10 estações diferentes. Para previsão com oito dias de antecedência, quatro de dez estações obtiveram KGE entre 0,748 e 0,838. Os

autores destacam uma pequena dificuldade de o LSTM fazer previsões a longo prazo, destacando a dificuldade em prever picos e característica de defasagem na previsão, levando a representatividade do dia atual para o futuro isto no longo prazo, maior que 3 dias. Silva *et al.* (2021), apresenta resultado de RMSE de 0,0023 para previsão de vazão com 5 dias de antecedência superando modelos estáticos de uma usina hidrelétrica. Porém, neste trabalho um destaque nos dados de entrada de previsão é a vazão que apresenta uma boa definição dos períodos de alta e baixa vazão, aumentando o desempenho da previsão.

Neste trabalho e na literatura científica pesquisada, apresentada na seção 2.5.1, capítulo 2, as dificuldades estão em desenvolver um bom modelo para previsão da vazão futura, e de dados de boa qualidade e em quantidade com boa precisão e correlação. Os destaques do trabalho foram o desenvolvimento de um modelo LSTM para a estimativa de vazão futura do rio com influência de salinidade por conta da entrada de água do mar, para períodos de uma possível escassez de água, avaliando principalmente os períodos de risco em que as vazões são baixas, menor que $35 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$.

4.2 SISTEMA DE GERENCIAMENTO

Os resultados da simulação para os quatro cenários propostos para a lavoura LAV-01-A, LAV-02-A e LAV-03-M são apresentados no Apêndice A. A Tabela 5 apresentada a seguir explana os resultados do 4º cenário da LAV-02-A, em que foram obtidos os melhores resultados em economia. O resumo geral dos resultados de economia para os quatro cenários é apresentado na Tabela 6. Demais premissas para cálculos concordam com o apresentado no tópico 3.5. A simulação é elaborada com base nos dados históricos obtidos do INMET e ANA, e estão dentro do período que abrange a estimativa de vazão.

Tabela 5 – 4º cenário LAV-01-A.

(continua)

LAV-01-A - 01/10/2010 a 19/03/2011 --- 4º Cenário						
Água bombeada total (mm)	Precipitação total (mm)	Precipitação aproveitada (mm)	Drenagem / escoamento total (mm)	Evaporação (mm)	Perdas (mm)	Consumo de água total (mm)
Caso com gerenciamento manual						
1533	783,4	597,4	464,3	952,1	800	2130,4
Caso com proposta de melhoria no gerenciamento						
1322,5	783,4	707	253,9	952,1	800	2029,5

Tabela 5 – 4º cenário LAV-01-A.

(conclusão)

Resultados sobre Economia					
Economia água bombeada por hectare (m³)	Economia água bombeada total (m³)	Consumo de energia com gerenciamento manual (kWh)	Consumo de energia com melhoria no gerenciamento (kWh)	Economia de energia com melhoria no gerenciamento (kWh)	Economia total em reais (R\$)
2105	21050	6296,25	5431,69	864,55	472,27

Fonte: elaborado pelo autor.

Para todas as lavouras e cenários avaliados com a proposta de melhoria no gerenciamento se obteve valores de melhor aproveitamento das chuvas e redução de desperdício de água por drenagens necessárias. Isto pode ser observado, quando se avalia os dados de precipitação aproveitada e drenagem/escoamento total apresentado na Tabela 5, comparando ambos os casos: caso com gerenciamento manual e com proposta de melhoria no gerenciamento. Para todos os cenários esse comportamento é consequência da redução no nível da altura da camada de água trabalhada e melhora do manejo, sabendo o dia que haverá retirada de água e controlando o nível de água com maior precisão.

Tabela 6 – Resumo dos principais resultados obtidos com a simulação.

Lavoura	Cenário	Economia de água bombeada total (m³)	Economia de Energia com melhoria no gerenciamento (kWh)	Economia total em reais (R\$)
LAV-01-A	1º	10610	435,8	238
	2º	8780	360,6	197
	3º	13620	559,4	305,6
	4º	21050	864,55	472,27
LAV-02-A	1º	5301	217,72	118,9
	2º	10818	444,3	242,7
	3º	12258	503,46	275
	4º	18108	743,72	406,3
LAV-03-M	1º	6064	253,93	138,7
	2º	5352	224,11	122,42
	3º	14344	600,6	328,1
	4º	6840	286,42	156,5

Fonte: elaborado pelo autor.

O consumo de água total, incluindo chuvas e irrigação, para os cenários simulados, variou de 1.820,9 mm (ou 18.209.000 L há⁻¹) a 2.247,7 mm (ou 22.477.000 L há⁻¹) para irrigação sem controle e 1.763,5 mm (ou 17.635.000 L há⁻¹) a 2.182,9 mm (ou 21.829.000 L há⁻¹) para irrigação com proposta de melhoria no gerenciamento. Estes valores altos de consumo de água ocorrem devido ao sistema de plantio pré-germinado, preparo do solo em alagamento e a cultivar plantada, totalizando 170 dias do preparo do solo até a secagem das plantas. Os dois principais consumidores de água da cultura são a evapotranspiração que depende de fatores meteorológicos, e as perdas que como observado quando são muito elevadas podem levar a consumos de água extremamente elevados podendo inviabilizar o cultivo.

Com base nas simulações dos diferentes cenários, a economia de água bombeada/irrigação total para cada cenário varia de forma não linear, conforme as características de cada lavoura, períodos que envolvem principalmente precipitação e evapotranspiração. Para a lavoura LAV-01-A os valores de economia de água bombeada de safra foram entre 8.780 m³ e 21.050 m³, para a lavoura LAV-02-A foram de 5.301 e 18.108 m³ e para a lavoura LAV-03-M os valores variaram de 5.352 a 14.344 m³, estes valores menores para a LAV-03-M ocorreram devido às características principalmente perdas que são menores e ao tamanho da área plantada que também é menor.



Os valores de economia total em reais (R\$) apresentados na Tabela 6, foram calculados sem considerar tarifas de tributos, e pode se observar que com a implementação do sistema com proposta de melhoria no gerenciamento de irrigação, poderia se obter uma economia de até R\$ 472,27 para safras com as características da LAV-01-A, sendo este valor considerando apenas a água de irrigação bombeada. Destaca-se que maiores valores de economia, tendem a ser observados aplicando o sistema, na prática, uma vez que para as simulações elaboradas não foram computadas as reduções devido ao alívio da carga d'água sobre o solo. E também, de uma melhor avaliação da previsão do tempo para evitar que ocorram irrigações desnecessárias em períodos de grandes volumes de chuva e que, conseqüentemente, ocasionam transbordamento das quadras.

4.3 AVALIAÇÃO DO AUXÍLIO DA ESTIMATIVA DE VAZÃO NO CONTROLE DE IRRIGAÇÃO

Esta avaliação considera o 1º e 3º cenário da lavoura LAV-01-A apresentado no Tópico 4.2. Foram avaliados os níveis de vazão por cor conforme ilustrado pela Figura 20. O sistema de gerenciamento, com apresentação da vazão atual e estimativa de vazão futura, serve

para evitar que o agricultor faça a irrigação em dias que a vazão apresenta risco para a região que a área de cultivo está localizada. Também auxilia em fazer uma antecipação da irrigação evitando deixar um período mais longo sem água devido ao rio apresentar baixa vazão por um certo período.

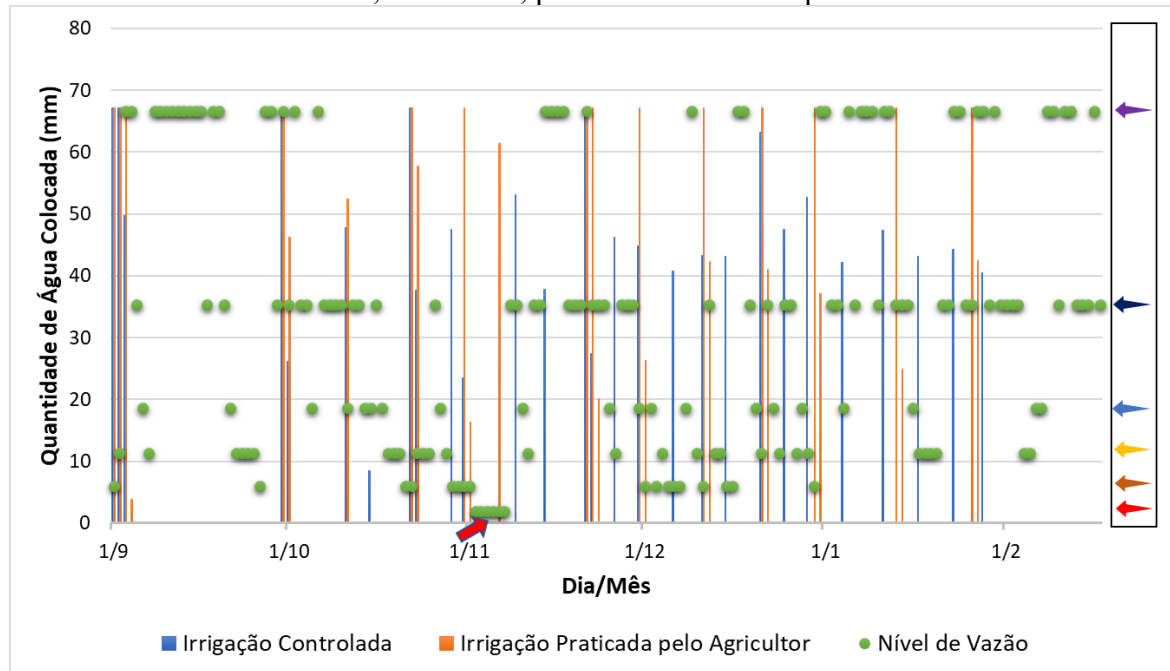
Figura 20 – Níveis de vazão por cor.

Níveis de Vazão	Descrição dos Limites	Níveis de Vazão por Cor	Descrição do Risco de Salinidade
Vazão muito alta	Maior que $73 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$		---
Vazão alta	Maior que $33,9 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ e menor que $73 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$		Risco de salinidade para lavouras até 8 km da foz
Vazão normal máxima	Maior que $22,5 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ e menor que $33,9 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$		Risco de salinidade para lavouras até 20 km da foz
Vazão normal média	Maior que $12 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ e menor que $22,5 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$		Risco de salinidade para lavouras até 20 km da foz
Vazão normal baixa	Maior que $5,09 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ e menor que $12 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$		Risco de salinidade para lavouras até 20 km da foz
Vazão baixa crítica	Maior que $0 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ e menor que $5,09 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$		Risco de salinidade para lavouras até 45 km da foz

Fonte: elaborado pelo autor.

Conforme as premissas foi elaborado a simulação e produzido os gráficos apresentados na Figura 21 e Figura 22 para o 1º cenário, e Figura 23, Figura 24 e Figura 25 para o 3º cenário da LAV-01-A, são avaliados e comparados o sistema de irrigação controlado (proposto) e o praticado pelo agricultor (usado pelo agricultor atualmente). Como as lavouras escolhidas estão localizadas em áreas onde apresentam risco apenas quando a vazão está em nível “Baixa crítica” (nível indicador vermelho), as irrigações de risco para essa lavoura ocorrem somente nesse período, uma vez que ela está localizada acima de 20 km da foz do rio.

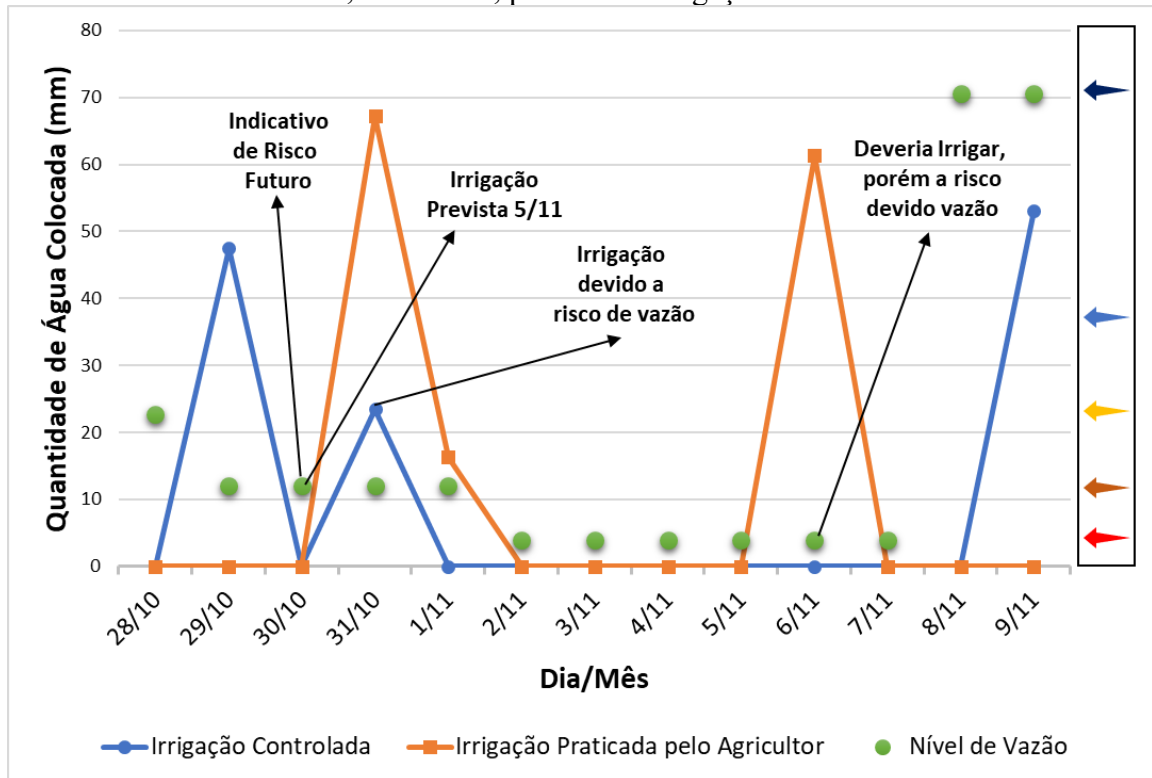
Figura 21 – Comparativo do sistema irrigação controlado e o praticado pelo agricultor LAV-01-A, 1º cenário, período de safra completo.



Fonte: elaborado pelo autor.

Observa-se na Figura 21, uma seta vermelha (próximo a 1/11) indicando um período durante a safra em que a vazão apresentou risco. Na Figura 22, é detalhado esse período com os indicativos de risco e irrigação pertencentes ao sistema controlado (linha azul). A linha alaranjada pertence ao sistema de manejo praticado pelo agricultor, e está sobreposta com o objetivo de comparação de quando a irrigação praticada pelo agricultor acontece. Ainda considerando a Figura 22, o sistema controlado indica risco de vazão baixa crítica no caso de não previsão de chuvas significativas nos próximos 5 dias (a partir de 30/10). Além disso, informa o próximo dia de irrigação estimado, e o agricultor fica responsável por tomar a decisão de colocar ou não água para elevar a altura da lâmina.

Figura 22 – Comparativo do sistema irrigação controlado e o praticado pelo agricultor LAV-01-A, 1º cenário, período de irrigação de risco.

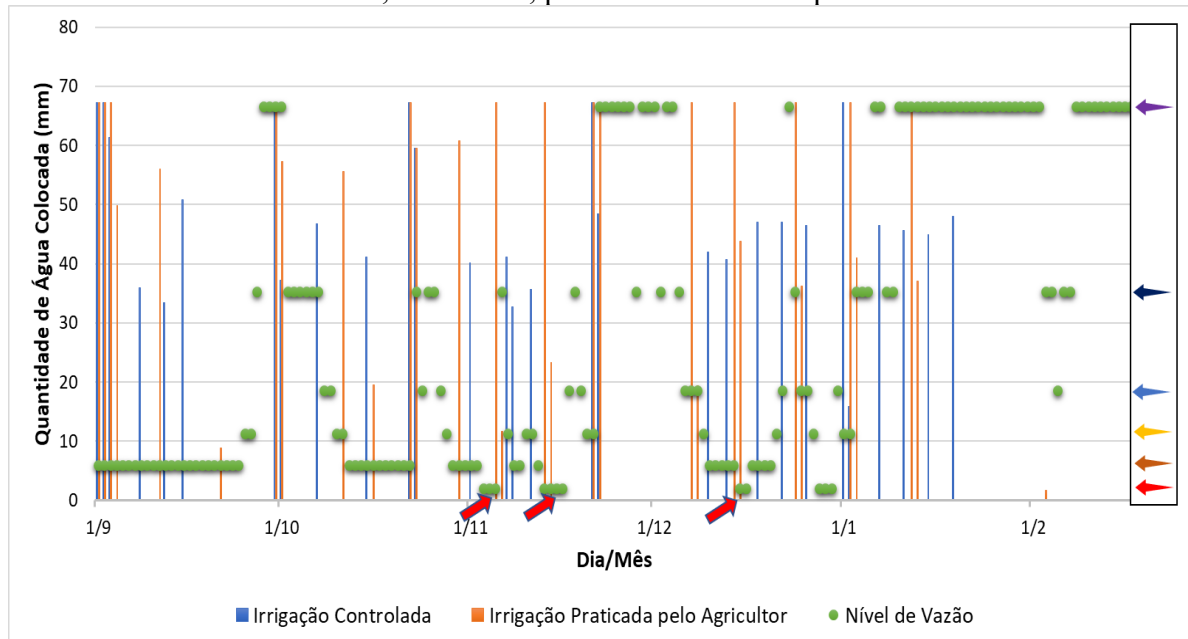


Fonte: elaborado pelo autor.

Considerando que o agricultor tome a decisão de elevar a camada de água (dia 31/10), ele garante que haverá água na quadra por um período mais longo sem necessidade de repor brevemente a lâmina d'água devido à escassez futura. Seguindo a linha azul do sistema controlado, outra irrigação será solicitada quando o nível da água ficar abaixo da altura da lâmina mínima no dia (6/11). Entretanto, o agricultor sabendo do risco de redução de produtividade, devido salinidade da água na vazão crítica, ele não deverá irrigar esperando um pouco mais pela ocorrência da chuva. Já no método o praticado pelo agricultor, ele colocará água na quadra no dia em que a água estiver salinizada (6/11), podendo ocasionar uma redução de produtividade.

Na Figura 23, é possível verificar como são as entradas de água na cultura com o sistema de controle frente ao praticado pelos agricultores. Verifica-se que a quantidade de água colocada na cultura pelo sistema proposto foi menor. Além disso, também apresentou um período de irrigação menor, fazendo um melhor aproveitamento das chuvas e redução de quantidade escoada ou drenada nos períodos necessários.

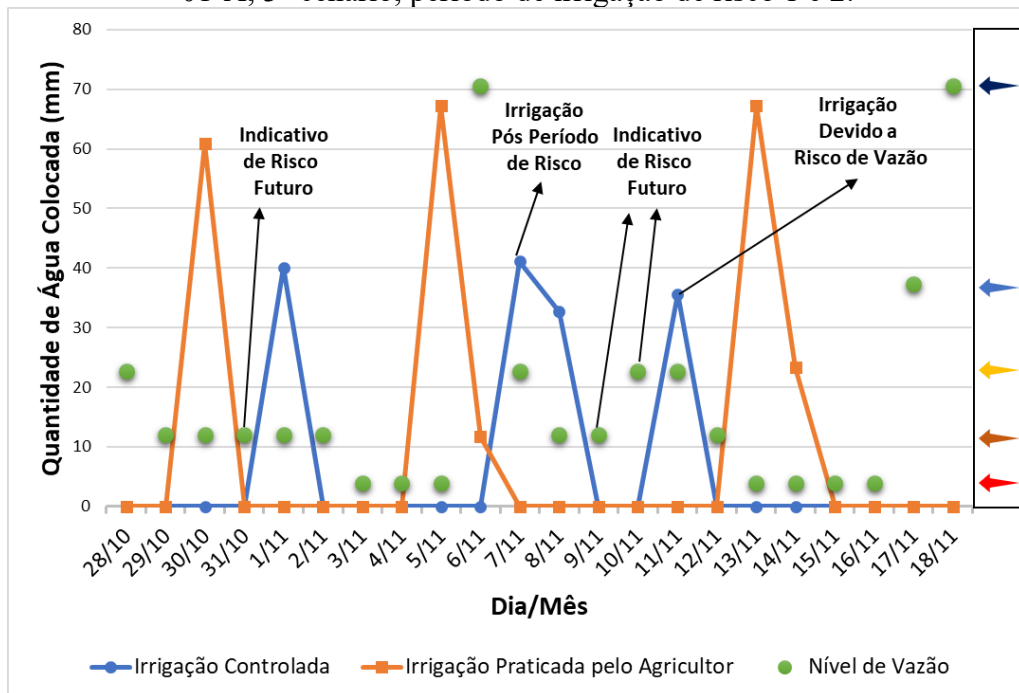
Figura 23 – Comparativo do sistema irrigação controlado e o praticado pelo agricultor LAV-01-A, 3º cenário, período de safra completo.



Fonte: elaborado pelo autor.

Na Figura 24 foram apontados dois períodos em que o sistema controlado indica risco de vazão baixa crítica, quando não há previsão de chuvas significativas nos próximos 5 dias. Auxiliando o agricultor no processo de tomada de decisão, que pode ser, por exemplo, de colocar ou não mais água para elevar a altura da lâmina. Ainda observando a Figura 24, seguindo a irrigação controlada, há um período de três dias em que a vazão apresenta risco de salinidade, então o sistema informa sobre o risco de irrigação neste dia. E a mesma foi transferida para o dia 7/11 e 8/11, após o dia de previsão de chuva que eleva a vazão do rio. Entretanto, a partir do dia 9/11 ocorre outro alerta de risco de a vazão crítica do rio, desse modo fica a critério do agricultor tomar a decisão do acionamento da irrigação para evitar problemas de água salina, em que este acionamento deve ocorrer no dia 11/11.

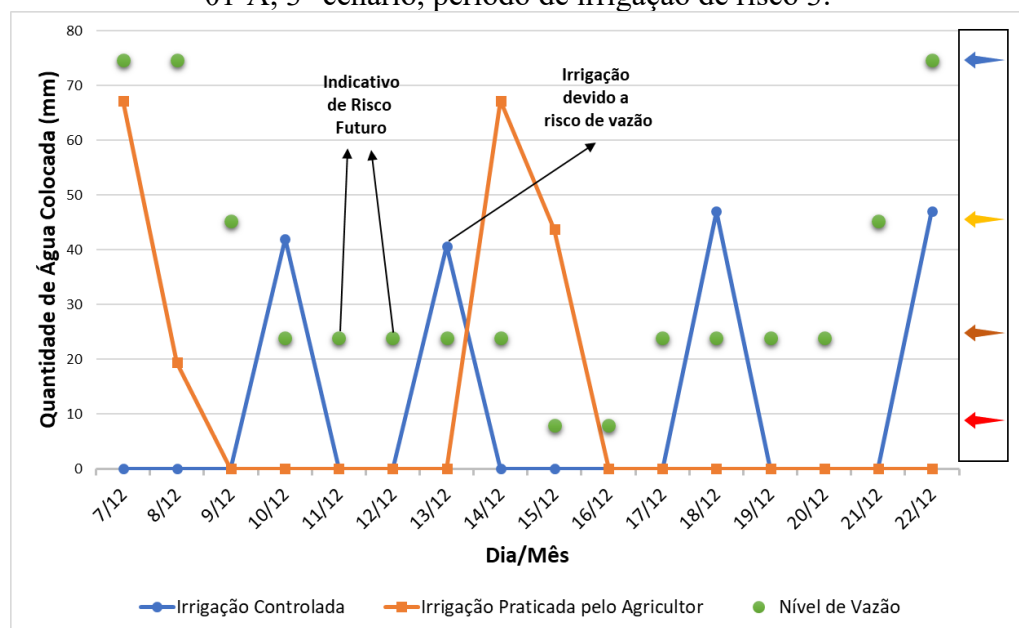
Figura 24 – Comparativo do sistema irrigação controlado e o praticado pelo agricultor LAV-01-A, 3º cenário, período de irrigação de risco 1 e 2.



Fonte: elaborado pelo autor.

Avaliando a irrigação praticada pelo agricultor, linha alaranjada Figura 24, praticada pelos agricultores, percebe-se que a quantidade de água colocada foi superior ao sistema controlado. E ainda que, a irrigação pelo olhômetro, o agricultor poderia irrigar em dias de risco de água salina, a exemplo do caso dos dias 5/11 e depois 13/11 e 14/11.

Figura 25 – Comparativo do sistema irrigação controlado e o praticado pelo agricultor LAV-01-A, 3º cenário, período de irrigação de risco 3.



Fonte: elaborado pelo autor.

Conforme observado na Figura 23, e detalhado na Figura 24 e Figura 25 para este cenário, ocorrem três períodos que merecem atenção em que a vazão fica no nível crítico, da mesma forma como descrito para o cenário anterior a irrigação controlada com o sistema proposto previne de o agricultor irrigar nos dias em que a vazão está no nível crítico, evitando perda de produtividade e contaminação do solo com água salina.

4.3.1 Breve discussão sobre o modelo de apoio à decisão

Avaliando o consumo de água, a metodologia empregada, para melhorar o manejo de irrigação, apresenta uma economia de água bombeada de até 13,73%, sem alteração do método de irrigação em relação ao consumo de água convencional da região, além de evitar riscos com a captação de água salina. Destaca-se que em Pfitscher *et al.* (2012) e Uberti *et al.* (2017), promovem a alteração do método de irrigação para o método saturado com lâmina média 10 mm, para a região de Araranguá este método enfrentaria dificuldades de ser implementado devido ao desnível do solo e devido à dependência do fluxo de água do rio. Em relação aos trabalhos propostos em Bamurigire *et al.* (2020) e Liu *et al.* (2021), que apresentam sistemas de irrigação IoT que visam melhorar o gerenciamento de água, este se difere pela inclusão da estimativa de vazão para avaliar a disponibilidade de água além da modelagem para as características de irrigação da região. Além disso, o sistema proposto poderá futuramente integrar sensores para a coleta de dados e acionamento automático de bombas com o auxílio de recursos de IoT.

Contribuições do uso do modelo de apoio a decisão elaborado:

- Não altera o sistema de irrigação e sistema atual de produção, com isso tende a enfrentar menos resistência para a implementação por parte do produtor;
- Reduz o consumo de água bombeada pelos sistemas de irrigação e melhora o aproveitamento da água das chuvas, reduzindo também o consumo de água total;
- Traz mais segurança ao agricultor devido ele saber quando terá que irrigar e a disponibilidade de água no rio;

- É uma proposta de implementação de inovação e tecnologia para os produtores de arroz da região que atualmente não dispõem de nenhum sistema que os auxilia na irrigação;
- Melhora a gestão da água nas quadras, e auxilia no manejo de irrigação;
- Informa o agricultor sobre nível de vazão do rio, para períodos de vazão abaixo de $35 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$, facilitando a tomada de decisão do agricultor se a previsão do tempo futura indica níveis baixos de precipitação;
- Reduz o risco de o agricultor irrigar com água salina, e mitiga o risco de ficar muito tempo sem água na quadra, devido a um período de escassez;
- No futuro com a integração da IoT o sistema poderá ligar a bomba de irrigação por um aplicativo de celular o que reduziria o custo de deslocamento do produtor até o local da bomba de irrigação;
- O sistema poderá ser usado como uma partida inicial para o incentivo do produtor ir modernizando o sistema de irrigação atual, e ir melhorando o uso da água, também pode ser usado no futuro para auxiliar (no bombeamento de água para reservatórios, por exemplo) outros métodos de irrigação propostos como o de Pfitscher *et al.* (2012) que economizam uma quantidade maior de água mudando o método de irrigação;
- O sistema também poderá auxiliar no incentivo da construção dos reservatórios de água no futuro, uma vez que é demonstrado os períodos em que a vazão apresenta risco, com isto o agricultor poderia construir reservatórios menores para armazenar a água do rio para apenas um ou dois períodos de irrigação, em vez de fazer um reservatório para vários períodos que ocuparia boa parte da área plantada, que muitas vezes inviabiliza sua construção;
- Além de reduzir custos com energia elétrica, o sistema também reduz outros custos não contabilizados como redução de perdas de produção por água salina;
- A redução de consumo de água poderá ser maior do que o contabilizado uma vez que a carga de água sobre o solo é reduzida se trabalhando com lâminas mais baixas;
- Pode melhorar o desenvolvimento das plantas por se trabalhar com lâminas de água mais baixas o que apresenta melhor aquecimento de água em períodos mais frios (STONE, 2005);

- Reduz o acamamento de plantas e melhora o perfilhamento por se trabalhar com camada de água mais baixas (STONE, 2005);
- Contribui com os ODS 2, 6 e 12, promovendo uma agricultura mais sustentável e conservação dos recursos hídricos e energéticos.

Limitações do uso do modelo de apoio a decisão elaborado:

- Utiliza de dados de estações meteorológicas;
- A redução de consumo de água não é tão expressiva como a detalhada por outros métodos que propõem alteração do método de irrigação;
- Existe a possibilidade de ficar sem água em um período muito longo de escassez hídrica;
- Futuramente com a implementação precisará de uma rede IoT para controle do sistema de irrigação a distância necessitando de conexão à internet, para elaboração de protótipo;
- Mapeamento da salinidade do rio conforme a vazão, para melhorar o indicativo para cada 2 e 5 km;
- Utilização de dados de previsão do tempo e maré para o agricultor tomar a decisão e entender melhor os períodos de salinização da água;
- É necessária uma rede de mais pontos de coleta com maior abrangência de medição da vazão e precipitação para melhorar a estimativa de vazão futura.

Limitações da simulação:

- Amostra de dados de simulação é pequena, tanto em número de lavouras quanto em tempo de análise, devido às dificuldades encontradas em obter dados da região, desta forma é necessário se obter mais dados para aumentar a confiabilidade;
- O modelo apresenta oscilações nas previsões, que se devem as características climáticas da região e a limitação de uma única estação de vazão;
- O modelo não foi avaliado em dados de testes novos.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste trabalho foram abordados assuntos relacionados a irrigação de lavouras de arroz irrigado, destacando a gestão e monitoramento do uso da água. Com as constantes mudanças climáticas observadas e crescimento populacional, o uso de tecnologias que ajude a tornar a agricultura mais sustentável, produzindo a mesma quantidade ou mais no mesmo espaço e consumindo menos recursos é cada vez mais debatido mundialmente, destacando os ODS elaborados pela ONU em 2015. Tendo em vista essas necessidades, este trabalho demonstra que o uso de técnicas de controle automatizadas e técnicas de inteligência artificial podem auxiliar o produtor de arroz na busca por uma agricultura mais eficiente e sustentável.

Com a implementação do método, foi possível constatar que o uso de técnicas de controle para automatizar o processo de monitoramento e avaliação do uso da água em lavouras de arroz irrigado, resulta em melhoria na eficiência do uso da água e garantia de um controle e gerenciamento de irrigação mais assertivo. De igual, a inteligência artificial aplicada na estimativa de vazão futura, abrange o problema de avaliação da disponibilidade da água do rio, indicando possível risco futuro de coleta de água salina em períodos de escassez de chuvas e baixas vazões, contribuindo significativamente na tomada de decisão pelo agricultor e no aprimoramento do método de irrigação utilizado na região do extremo sul catarinense.

5.1 CONCLUSÃO

Os resultados apresentados neste estudo buscam salientar que, a implementação de tecnologias para aperfeiçoar o método de irrigação utilizado pelos produtores de arroz irrigado, podem reduzir o consumo de água, energia e mitigar os riscos de irrigar com água salina e períodos de escassez, além de incentivar o uso de tecnologias de irrigação, e não alterar completamente o método de irrigação como o proposto por outros trabalhos da literatura.

O uso de um sistema de controle para monitoramento e avaliação da disponibilidade e uso da água, apresentou resultados simulados para uma lavoura de 10 hectares de economia de água de até 21.050 m³ e até R\$ 472,27 de economia com gastos de energia elétrica. Destaca-se que para o método de irrigação utilizado, o sistema controlado pode proporcionar a prática de camadas de água menores do que a utilizada atualmente, já que o agricultor terá um sistema que informe o dia que ele necessitará colocar água na quadra, proporcionando maior segurança e menor preocupação ao agricultor.

Destaca-se o uso de IA para a estimativa de vazão futura do rio, utilizando dados de precipitação e vazão com passo de tempo de cinco dias no passado, aplicando rede neural LSTM, um modelo de aprendizagem profunda derivado da RNN. Foi desenvolvido uma arquitetura LSTM que melhor se adequasse aos dados da região, entretanto o modelo inicial apresentou dificuldades para prever vazões de alta para todo o conjunto de dados. Considerando as dificuldades em prever as vazões de alta e que para o agricultor é mais importante saber o comportamento da vazão de baixa (vazão menor que $35 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$), que é quando esta apresenta maiores riscos de perda de produtividade por água salina para agricultores situados na área de estudo, se avaliou principalmente a vazão futura de até cinco dias, para os períodos em que ocorreu uma escassez de chuva, sendo que é nesses períodos que o sistema estará notificando o agricultor sobre o risco de salinidade para os próximos 5 dias, já quando o sistema prevê valores acima de $35 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$ para os próximos 5 dias, o sistema apenas informa a vazão do dia sem notificação futura, isto para não confundir o agricultor uma vez que o sistema apresenta dificuldades nas estimativas de vazões acima de $35 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$. Utilizando os seguintes parâmetros e arquitetura: 2.000 épocas de treinamento com parada antecipada (200), lote 64 e 2 camadas ocultas com 82 unidades LSTM cada uma, obtendo resultados de R^2 79,1%, NSE 0,742 e KGE 0,765.

Diferente dos modelos matemáticos hidráulicos que necessitam de uma variedade grande de dados para fazer estimativas de vazão, o modelo LSTM desenvolvido utiliza apenas dados de vazão e precipitação historiados no tempo. Entretanto, uma análise meticulosa da influência de fatores como tempo e espaço e métodos de cálculos precisam ser mais investigados. Destacam-se que para melhores resultados de previsão de vazão em regiões onde apresentam chuvas bem distribuídas ao longo do ano e vazões que variam muito em curtos períodos de tempo. É importante se ter dados de mais estações de coleta ao longo do rio para obter as precipitações que ocorrem a montante com maior precisão, melhorando a correlação entre os dados de precipitação e vazão. Modelos matemáticos de previsão de vazão com a integração de IA podem também ser uma solução a ser analisada em busca de melhores resultados.

Com a implementação do método computacional proposto, contribui-se com a melhora no manejo de irrigação, promovendo uma produção sustentável pelo uso consciente da água dos rios, e o aprimoramento do método de irrigação já utilizado na região sul catarinense. O método empregado pode colaborar como uma ferramenta de apoio a decisão para auxiliar o agricultor a identificar o momento ideal para acionar o sistema de bombas, se programando antecipadamente para eventos futuros. Demonstrando que o uso de técnicas de controle e

recursos de IA, são adequadas para monitorar e avaliar o uso e disponibilidade da água utilizada pelos produtores de arroz.

O trabalho busca promover uma agricultura sustentável e estimular a utilização de menos água para produção da mesma quantidade de alimentos ou mais. Ressalta-se que é possível reduzir as perdas de produtividade por água salina e excesso de água nas quadras, além de reduzir o consumo de energia elétrica, contribuindo com redução dos custos de produção do agricultor.

Conclui-se que a hipótese apresentada se mostrou válida, tendo em vista que o sistema proposto teve resultados significativos sem apresentar alteração do método de irrigação atual como em outros trabalhos da literatura. Contudo, apresentam-se limitações por conta da disponibilidade e qualidade dos dados, necessários para maiores melhorias e novas implementações.

5.2 TRABALHOS FUTUROS

Com base nas constatações apresentadas, sugere-se como continuidade desta pesquisa o desenvolvimento de métodos que compreendam as seguintes questões:

- Integração de um sistema IoT que colete os dados em tempo real e permita o agricultor acionar o sistema de irrigação sem se deslocar ao local, também é importante o uso de sensores como o de nível para as quadras de modo a melhorar o método de controle;
- Implementar técnica de IA para fazer outras estimativas como a do próximo dia futuro a se irrigar;
- Desenvolvimento das interfaces gráficas para aplicativo de celular integrando a previsão do tempo e previsão de maré para levar as informações direto as mãos do agricultor;
- Implementação do sistema em lavouras para avaliar melhor as reduções de custo de produção e mitigação dos riscos e melhoria da produtividade;
- Avaliar a integração do sistema para ser um ponto de partida para o incentivo de construção de reservatórios de água.

REFERÊNCIAS

ALBUQUERQUE, P. E. P. Estratégias de manejo de irrigação: exemplos de cálculo. **Embrapa Milho e Sorgo**, v. 136, p. 1–25, 2010.

ALLEN, R. G. et al. **Crop evapotranspiration: guidelines for computing crop water requirements. FAO Drainage and Irrigation Paper 56**. Rome: FAO, 1998. v. 56

ANA. **HIDROWEB**. Disponível em: <<https://www.snirh.gov.br/hidroweb/apresentacao>>. Acesso em: 8 jul. 2022.

BABAIE SARIJALOO, F. et al. Yield performance estimation of corn hybrids using machine learning algorithms. **Artificial Intelligence in Agriculture**, v. 5, p. 82–89, 2021.

BAMURIGIRE, P. et al. Simulation of internet of things water management for efficient rice irrigation in Rwanda. **Agriculture (Switzerland)**, v. 10, n. 10, p. 1–12, 2020.

BEVEN, K. **Rainfall-runoff modelling: the primer**. 2. ed. Lancaster University, UK: [s.n.].

BROUWER, C.; HEIBLOEM, M. **Irrigation Water Needs: Irrigation Water Management. Training manual no. 3**. Rome: FAO, 1986.

BUNDSCHUH, J.; CHEN, G. **Sustainable Energy Solutions in Agriculture**. London, UK: CRC Press, 2014.

CARRIJO, D. R.; LUNDY, M. E.; LINQUIST, B. A. Rice yields and water use under alternate wetting and drying irrigation: A meta-analysis. **Field Crops Research**, v. 203, p. 173–180, 2017.

CHOUDHURY, B. U.; SINGH, A. K. Estimation of crop coefficient of irrigated transplanted puddled rice by field scale water balance in the semi-arid Indo-Gangetic Plains, India. **Agricultural Water Management**, v. 176, n. October, p. 142–150, 2016.

CLIMATEMPO. **Climatologia - Araranguá - BR**. Disponível em: <<https://www.climatepo.com.br/climatologia/2067/ararangua-sc>>. Acesso em: 26 jul. 2022.

COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO. **Acompanhamento da safra brasileira de grãos - safra 2019/2020 - quarto levantamento**. Brasília: CONAB, 2020. v. 7

D'AQUINO, C. DE A.; FILHO, J. P.; SCHETTINI, C. A. F. Fluvial modulation of hydrodynamics and salt transport in a highly stratified estuary. **Brazilian Journal of Oceanography**, v. 58, n. 2, p. 165–175, 2010.

DEVIA, G. K.; GANASRI, B. P.; DWARAKISH, G. S. A Review on Hydrological Models. **Aquatic Procedia**, v. 4, n. Icwrcoc, p. 1001–1007, 2015.

DING, Y. et al. Spatio-Temporal attention lstm model for flood forecasting.

Proceedings - 2019 IEEE International Congress on Cybermatics, p. 458–465, 2019.

DJAMAN, K. et al. Actual evapotranspiration and crop coefficients of irrigated lowland rice (*Oryza sativa* L.) under semiarid climate. **Italian Journal of Agronomy**, v. 14, n. 1, p. 19–25, 2019.

DJAMAN, K.; IRMAK, S. Actual Crop Evapotranspiration and Alfalfa- and Grass-Reference Crop Coefficients of Maize under Full and Limited Irrigation and Rainfed Conditions. **Journal of Irrigation and Drainage Engineering**, v. 139, n. 6, p. 433–446, 2013.

EBERHARDT, D. S.; SCHIOCCHET, M. A. **Recomendações para a produção de arroz irrigado em Santa Catarina (Sistema pré-germinado)**. Florianópolis: Epagri, 2015.

EMBRAPA. **Sistema de Cultivo de Arroz Irrigado no Brasil**. Disponível em: <https://www.spo.cnptia.embrapa.br/conteudo?p_p_id=conteudoportlet_WAR_sistemasdeproducaolf6_1galceportlet&p_p_lifecycle=0&p_p_state=normal&p_p_mode=view&p_p_col_id=column-1&p_p_col_count=1&p_r_p_-76293187_sistemaProducaoId=5101&p_r_p_-996514994_topicoId=5>. Acesso em: 10 fev. 2021.

EPAGRI/CEPA. **Síntese Anual da Agricultura de Santa Catarina 2017-2018**. Florianópolis: EPAGRI/CEPA, 2018.

EPAGRI/CEPA. **Síntese Anual da Agricultura de Santa Catarina 2018-2019**. Florianópolis: EPAGRI/CEPA, 2019.

FAO. **Save and grow – a policy maker’s guide to the sustainable intensification of smallholder crop production**. Rome, Italy: Food and Agriculture Organization of the United Nations, 2011.

FIELD, C. B. et al. Technical Summary. In: FIELD, C. B. et al. (Eds.). . **Climate Change 2014 Impacts, Adaptation, and Vulnerability**. Cambridge: Cambridge University Press, 2017. p. 35–94.

FOOD AND AGRICULTURE ORGANIZATION OF THE UNITED NATIONS. **FAO and the 17 Sustainable Development Goals**. Rome: FAO, 2015.

FOOD AND AGRICULTURE ORGANIZATION OF THE UNITED NATIONS. **The State of Food and Agriculture 2020. Overcoming water challenges in agriculture**. Rome: FAO, 2020.

GIACOMELI, R. et al. Métodos de Irrigação e Manejo do Solo para Produção de Arroz em Terras Baixas. **XI Congresso Brasileiro de Arroz Irrigado**, p. 4–7, 2019.

GIL, A. C. Como Elaborar Projetos de Pesquisa. **Atlas**, v. 1, n. 6, 1 dez. 2017.

GUPTA, H. V. et al. Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modelling. **Journal of Hydrology**, v. 377, n. 1–2, p. 80–91, out. 2009.

HE, Y. et al. What is statistical relationship between climatic factors changes and rice

production at agro-subzone and nationwide levels during the period 1961-2040 based on remote sensing and GIS? **2016 5th International Conference on Agro-Geoinformatics, Agro-Geoinformatics 2016**, p. 1–6, 2016.

HIDAYAT, H. et al. Prediction of Discharge in a Tidal River Using Artificial Neural Networks. **Journal of Hydrologic Engineering**, v. 19, n. 8, p. 04014006, 2014.

HO, H. V. et al. Multi-step-ahead water level forecasting for operating sluice gates in Hai Duong, Vietnam. **Environmental Monitoring and Assessment**, v. 194, n. 6, 2022.

HOCHREITER, S.; SCHMIDHUBER, J. Long Short-Term Memory. **Neural Computation**, v. 9, n. 8, p. 1735–1780, 1 nov. 1997.

HONGO, C. et al. **Estimation of water requirement for rice cultivation using satellite data**. 2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). **Anais...IEEE**, jul. 2015

HUNT, K. M. R. et al. Using a long short-term memory (LSTM) neural network to boost river streamflow forecasts over the western United States. **Hydrology and Earth System Sciences Discussions**, p. 1–30, 2022.

INMET. **Mapa de Estações**. Disponível em: <<https://mapas.inmet.gov.br/>>. Acesso em: 26 jul. 2022.

IRGA. **Revisão do Custo de Produção – Safra 2018/19**. Disponível em: <<https://irga.rs.gov.br/upload/arquivos/201905/24135707-custo-revisado-safra-2018-19.pdf>>. Acesso em: 25 abr. 2021.

JAISWAL, R. K.; ALI, S.; BHARTI, B. Comparative evaluation of conceptual and physical rainfall–runoff models. **Applied Water Science**, v. 10, n. 1, p. 1–14, 2020.

JIANG, Y. et al. Water management to mitigate the global warming potential of rice systems: A global meta-analysis. **Field Crops Research**, v. 234, p. 47–54, mar. 2019.

JUNG, J. et al. The potential of remote sensing and artificial intelligence as tools to improve the resilience of agriculture production systems. **Current Opinion in Biotechnology**, v. 70, p. 15–22, 2021.

KAZEMI, H. Energy Balance in Modern Agroecosystems; Why and How? **Agricultural Research & Technology: Open Access Journal**, v. 1, n. 5, p. 1–4, 2016.

KENDA, K. et al. Usage of statistical modeling techniques in surface and groundwater level prediction. **Journal of Water Supply: Research and Technology - AQUA**, v. 69, n. 3, p. 248–265, 2020.

KINGMA, D. P.; BA, J. L. Adam: A method for stochastic optimization. **3rd International Conference on Learning Representations, ICLR 2015 - Conference Track Proceedings**, p. 1–15, 2015.

KLEVESTON, R.; SOARES, A. S. **Parecer sobre a salinidade do rio Araranguá e**

suas implicações para a cultura do arroz irrigado Paracer de 20 de dezembro de 2011. **Relatores: Rene Kleveston, Antônio Sérgio Soares. Araranguá, SC , Brasil. Araranguá: [s.n.].**

KLOTZ, D. et al. Uncertainty estimation with deep learning for rainfall-runoff modeling. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 26, n. 6, p. 1673–1693, 2022.

KNOBEN, W. J. M.; FREER, J. E.; WOODS, R. A. Technical note: Inherent benchmark or not? Comparing Nash-Sutcliffe and Kling-Gupta efficiency scores. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 23, n. 10, p. 4323–4331, 2019.

KRATZERT, F. et al. Rainfall-runoff modelling using Long Short-Term Memory (LSTM) networks. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 22, n. 11, p. 6005–6022, 2018.

KUJAWA, S.; NIEDBAŁA, G. Artificial neural networks in agriculture. **Agriculture (Switzerland)**, v. 11, n. 6, p. 1–6, 2021.

KUMAR KODITALA, N.; SHEKAR PANDEY, P. Water Quality Monitoring System Using IoT and Machine Learning. **Proceedings of the 2018 3rd IEEE International Conference on Research in Intelligent and Computing in Engineering, RICE 2018**, p. 1–5, 2018.

LAMBERT, G. F. et al. An expert system for predicting orchard yield and fruit quality and its impact on the Persian lime supply chain. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, v. 33, p. 21–30, 2014.

LE, X. H. et al. Application of Long Short-Term Memory (LSTM) neural network for flood forecasting. **Water (Switzerland)**, v. 11, n. 7, 2019.

LE, X. H. et al. Comparison of Deep Learning Techniques for River Streamflow Forecasting. **IEEE Access**, v. 9, p. 71805–71820, 2021.

LIU, H.; CHAHL, J. S. Proximal detecting invertebrate pests on crops using a deep residual convolutional neural network trained by virtual images. **Artificial Intelligence in Agriculture**, v. 5, p. 13–23, 2021.

LIU, L. W. et al. Internet of things based smart irrigation control system for paddy field. **Agrivita**, v. 43, n. 2, p. 378–389, 2021.

MALI, A. et al. Recognizing Long Grammatical Sequences Using Recurrent Networks Augmented With An External Differentiable Stack. 2020.

MOHAN, S.; ARUMUGAM, N. Irrigation crop coefficients for lowland rice. **Irrigation and Drainage Systems**, v. 8, n. 3, p. 159–176, 1994.

MYERS, S. S. et al. Climate Change and Global Food Systems: Potential Impacts on Food Security and Undernutrition. **Annual Review of Public Health**, v. 38, p. 259–277, 2017.

NASCIMENTO, F. M. F. et al. Impactos ambientais nos recursos hídricos da exploração de carvão em Santa Catarina. **Companhia de Pesquisa de Recursos Minerais -**

CPRM, v. 1, p. 12, 2002.

NASH, J. E.; SUTCLIFFE, J. V. River flow forecasting through conceptual models part I — A discussion of principles. **Journal of Hydrology**, v. 10, n. 3, p. 282–290, abr. 1970.

ONU. **Resolution adopted by the General Assembly on 28 July 2010. 64/292. The human right to water and sanitation**. Disponível em: <<https://undocs.org/A/RES/64/292>>. Acesso em: 12 fev. 2021.

PETRINI, J. A. et al. Estratégias de Irrigação para Redução do Uso da Água em Arroz Irrigado. **Embrapa Clima Temperado**, p. 1–4, 2013.

PFITSCHER, L. L. et al. Automatic control of irrigation systems aiming at high energy efficiency in rice crops. **2012 8th International Caribbean Conference on Devices, Circuits and Systems (ICCDCS)**, p. 1–4, mar. 2012.

PINTO, L.; PAULETTO, E.; NETO, E. Solos de várzea do Sul do Brasil cultivados com arroz irrigado. **Arroz Irrigado no Sul do Brasil. Brasília**, n. June 2020, p. 75–96, 2004.

ROSSO, J. C.; BACK, Á. J. Necessidade de Água para Irrigação do Arroz no Cultivo Pré-Germinado nas Condições Climáticas do Sul de Santa Catarina. In: **Tecnologias para o uso sustentável da água em Regadio**. Lisboa: [s.n.]. v. 1p. 122–145.

ROWSHON, M. K. et al. Estimated evapotranspiration of rice based on pan evaporation as a surrogate to lysimeter measurement. **Paddy and Water Environment**, v. 12, n. 1, p. 35–41, 2014.

SAHOO, A.; SAMANTARAY, S.; GHOSE, D. K. Stream flow forecasting in mahanadi river basin using artificial neural networks. **Procedia Computer Science**, v. 157, p. 168–174, 2019.

SCHMIDT, F.; FILHO, L. O. V. Tolerância de cultivares de arroz da Epagri à salinidade da água de irrigação na fase vegetativa. **Agropecuária Catarinense**, v. 30, n. 1, p. 89–95, 2017.

SHARMA, R. Artificial intelligence in agriculture: A review. **Proceedings - 5th International Conference on Intelligent Computing and Control Systems, ICICCS 2021**, n. Iciccs, p. 937–942, 2021.

SHEN, C.; LAWSON, K. Applications of Deep Learning in Hydrology. In: **Deep Learning for the Earth Sciences**. [s.l.] Wiley, 2021. v. 132p. 283–297.

SHRIVASTAVA, V. K.; PRADHAN, M. K. Rice plant disease classification using color features: a machine learning paradigm. **Journal of Plant Pathology**, v. 103, n. 1, p. 17–26, 2021.

SIEBERT, C. Mudanças Climáticas e Desastres Naturais em Santa Catarina : Impactos Socioterritoriais e Avaliação das Políticas Públicas. **XVII Encontro Nacional da Associação Nacional de Pós-Graduação e Pesquisa em Planejamento Urbano e Regional ENANPUR**, p. 1–22, 2017.

SILVA, D. F. C. et al. Water flow forecasting based on river tributaries using long short-term memory ensemble model. **Energies**, v. 14, n. 22, p. 1–12, 2021.

SILVA, L. M.; FERREIRA, R. L. Impacto ambiental pela mineração de carvão no Sul de Santa Catarina. **Meio Ambiente e Sustentabilidade**, v. 6, n. 4, p. 54–71, 2017.

SILVESTRINI, T. A. M.; D'AQUINO, C. DE A. Dynamics of oceanographic parameters in a coal mine impacted estuary. **Pesquisas em Geociências**, v. 47, n. 3, p. 1–22, 2020.

SIMS, R. et al. **Opportunities for agri-food chains to become energy-smart**. [s.l.] FAO, 2015.

SNYDER, R. L. et al. Simplified Estimation of Reference Evapotranspiration from Pan Evaporation Data in California. **Journal of Irrigation and Drainage Engineering**, v. 131, n. 3, p. 249–253, 2005.

SOCIEDADE SUL-BRASILEIRA DE ARROZ IRRIGADO. Arroz irrigado: Recomendações técnicas da pesquisa para o Sul do Brasil. **XXIX Reunião Técnica da Cultura do Arroz Irrigado**, p. 205, 2018.

STALLBAUM, I.; SCHEIBE, L. F. **Águas Subterrâneas: um Patrimônio Catarinense**. Disponível em: <http://expressao.com.br/ebooks/aguas_subterraneas/mobile/index.html>. Acesso em: 10 fev. 2021.

STONE, L. F. **Eficiência do uso da água na cultura do arroz irrigado**. Goiás: Embrapa, 2005.

SURYAWANSHI, V. Design and Development of Wireless Sensor Network (WSN) for Water Quality Monitoring using Zigbee. **2018 Second International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS)**, n. Iciccs, p. 862–865, 2018.

TABBAL, D. F. et al. On-farm strategies for reducing water input in irrigated rice; case studies in the Philippines. **Agricultural Water Management**, v. 56, n. 2, p. 93–112, 2002.

TALAVIYA, T. et al. Implementation of artificial intelligence in agriculture for optimisation of irrigation and application of pesticides and herbicides. **Artificial Intelligence in Agriculture**, v. 4, p. 58–73, 2020.

THIRUMALAI AH, K.; DEO, M. C. Hydrological Forecasting Using Neural Networks. **Journal of Hydrologic Engineering**, v. 5, n. 2, p. 180–189, abr. 2000.

TRABAQUINI; KLEBER; EPAGRI. **Epagri conclui mapeamento da área de arroz por imagens de satélite – Epagri**. Disponível em: <<https://www.epagri.sc.gov.br/index.php/2020/07/31/epagri-conclui-mapeamento-por-imagens-de-satelite-da-area-de-cultivo-de-arroz/>>. Acesso em: 26 abr. 2021.

TRUONG, V. H. et al. Machine learning-based method for forecasting water levels in irrigation and drainage systems. **Environmental Technology and Innovation**, v. 23, p.

101762, 2021.

UBERTI, V. A. et al. Fuzzy-based methodology for evaluation of energy efficiency in rice irrigation systems. **2017 52nd International Universities Power Engineering Conference (UPEC)**, p. 1–6, ago. 2017.

ÜNEŞ, F. et al. River flow estimation using artificial intelligence and fuzzy techniques. **Water (Switzerland)**, v. 12, n. 9, 2020.

WONG, P. P. et al. Coastal Systems and Low-Lying Areas. In: **Climate Change 2014: Impacts, Adaptation, and Vulnerability. Part A: Global and Sectoral Aspects. Contribution of Working Group II to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change**. [s.l.] Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA, 2013. p. 361–409.

WU, N.; KHAN, M. LoRa-based Internet-of-Things: A Water Quality Monitoring System. **Conference Proceedings - IEEE SoutheastCon**, v. 2019- April, p. 1–4, 2019.

ZHU, S. et al. An improved long short-term memory network for streamflow forecasting in the upper Yangtze River. **Stochastic Environmental Research and Risk Assessment**, v. 34, n. 9, p. 1313–1329, 2020.

APÊNDICE A – RESULTADOS DAS SIMULAÇÕES DOS CENÁRIOS – TABELAS

Tabela 7 – 1º cenário LAV-01-A.

LAV-01-A - Safra de 01/09/2009 a 17/02/2010 --- 1º Cenário						
Água bombeada total (mm)	Precipitação total (mm)	Precipitação aproveitada (mm)	Drenagem / escoamento total (mm)	Evaporação (mm)	Perdas (mm)	Consumo de água total (mm)
Caso com gerenciamento manual						
1413,2	1009,6	714,3	586	936,3	800	2127,5
Caso com proposta de melhoria no gerenciamento						
1307,1	1009,6	769,9	480,5	936,3	800	2077
Resultados sobre Economia						
Economia água bombeada por hectare (m³)	Economia água bombeada total (m³)	Consumo de energia com gerenciamento manual (kWh)	Consumo de energia com melhoria no gerenciamento (kWh)	Economia de energia com melhoria no gerenciamento (kWh)	Economia total em reais (R\$)	
1061	10610	5804,2	5368,4	435,8	238	

Fonte: elaborado pelo autor.

Tabela 8 – 2º cenário LAV-01-A.

LAV-01-A - 01/10/2009 a 19/03/2010 --- 2º Cenário						
Água bombeada total (mm)	Precipitação total (mm)	Precipitação aproveitada (mm)	Drenagem / escoamento total (mm)	Evaporação (mm)	Perdas (mm)	Consumo de água total (mm)
Caso com gerenciamento manual						
1508	801	702,1	423,3	986	800	2210,1
Caso com proposta de melhoria no gerenciamento						
1420,2	801	762,7	335,5	986	800	2182,9
Resultados sobre Economia						
Economia água bombeada por hectare (m³)	Economia água bombeada total (m³)	Consumo de energia com gerenciamento manual (kWh)	Consumo de energia com melhoria no gerenciamento (kWh)	Economia de energia com melhoria no gerenciamento (kWh)	Economia total em reais (R\$)	
878	8780	6193,6	5833	360,6	197	

Fonte: elaborado pelo autor.

Tabela 9 – 3º cenário LAV-01-A.

LAV-01-A - 01/09/2010 a 17/02/2011 --- 3º Cenário						
Água bombeada total (mm)	Precipitação total (mm)	Precipitação aproveitada (mm)	Drenagem / escoamento total (mm)	Evaporação (mm)	Perdas (mm)	Consumo de água total (mm)
Caso com gerenciamento manual						
1522,8	676	588,5	357,7	941,1	800	2111,3
Caso com proposta de melhoria no gerenciamento						
1386,6	676	656,7	221,5	941,1	800	2043,3
Resultados sobre Economia						
Economia água bombeada por hectare (m³)	Economia água bombeada total (m³)	Consumo de energia com gerenciamento manual (kWh)	Consumo de energia com melhoria no gerenciamento (kWh)	Economia de energia com melhoria no gerenciamento (kWh)	Economia total em reais (R\$)	
1362	13620	6254,4	5695	559,39	305,6	

Fonte: elaborado pelo autor.

Tabela 10 – 4º cenário LAV-01-A.

LAV-01-A - 01/10/2010 a 19/03/2011 --- 4º Cenário						
Água bombeada total (mm)	Precipitação total (mm)	Precipitação aproveitada (mm)	Drenagem / escoamento total (mm)	Evaporação (mm)	Perdas (mm)	Consumo de água total (mm)
Caso com gerenciamento manual						
1533	783,4	597,4	464,3	952,1	800	2130,4
Caso com proposta de melhoria no gerenciamento						
1322,5	783,4	707	253,9	952,1	800	2029,5
Resultados sobre Economia						
Economia água bombeada por hectare (m³)	Economia água bombeada total (m³)	Consumo de energia com gerenciamento manual (kWh)	Consumo de energia com melhoria no gerenciamento (kWh)	Economia de energia com melhoria no gerenciamento (kWh)	Economia total em reais (R\$)	
2105	21050	6296,25	5431,69	864,55	472,27	

Fonte: elaborado pelo autor.

Tabela 11 – 1º cenário LAV-02-A.

LAV-02-A - Safra de 01/09/2009 a 17/02/2010 --- 1º Cenário						
Água bombeada total (mm)	Precipitação total (mm)	Precipitação aproveitada (mm)	Drenagem / escoamento total (mm)	Evaporação (mm)	Perdas (mm)	Consumo de água total (mm)
Caso com gerenciamento manual						
1366	1009,6	713,2	539,4	936,3	800	2079,2
Caso com proposta de melhoria no gerenciamento						
1307,1	1009,6	769,9	480,5	936,3	800	2077
Resultados sobre Economia						
Economia água bombeada por hectare (m³)	Economia água bombeada total (m³)	Consumo de energia com gerenciamento manual (kWh)	Consumo de energia com melhoria no gerenciamento (kWh)	Economia de energia com melhoria no gerenciamento (kWh)	Economia total em reais (R\$)	
589	5301	5049,32	4831,6	217,72	118,9	

Fonte: elaborado pelo autor.

Tabela 12 – 2º cenário LAV-02-A.

LAV-02-A - 01/10/2009 a 19/03/2010 --- 2º Cenário						
Água bombeada total (mm)	Precipitação total (mm)	Precipitação aproveitada (mm)	Drenagem / escoamento total (mm)	Evaporação (mm)	Perdas (mm)	Consumo de água total (mm)
Caso com gerenciamento manual						
1540,4	801	707,3	455,8	986	800	2247,7
Caso com proposta de melhoria no gerenciamento						
1420,2	801	762,7	335,5	986	800	2182,9
Resultados sobre Economia						
Economia água bombeada por hectare (m³)	Economia água bombeada total (m³)	Consumo de energia com gerenciamento manual (kWh)	Consumo de energia com melhoria no gerenciamento (kWh)	Economia de energia com melhoria no gerenciamento (kWh)	Economia total em reais (R\$)	
1202	10818	5694	5249,7	444,3	242,7	

Fonte: elaborado pelo autor.

Tabela 13 – 3º cenário LAV-02-A.

LAV-02-A - 01/09/2010 a 17/02/2011 --- 3º Cenário						
Água bombeada total (mm)	Precipitação total (mm)	Precipitação aproveitada (mm)	Drenagem / escoamento total (mm)	Evaporação (mm)	Perdas (mm)	Consumo de água total (mm)
Caso com gerenciamento manual						
1522,8	676	588,5	357,7	941,1	800	2111,3
Caso com proposta de melhoria no gerenciamento						
1386,6	676	656,7	221,5	941,1	800	2043,3
Resultados sobre Economia						
Economia água bombeada por hectare (m³)	Economia água bombeada total (m³)	Consumo de energia com gerenciamento manual (kWh)	Consumo de energia com melhoria no gerenciamento (kWh)	Economia de energia com melhoria no gerenciamento (kWh)	Economia total em reais (R\$)	
1362	12258	5628,92	5125,46	503,45	275	

Fonte: elaborado pelo autor.

Tabela 14 – 4º cenário LAV-02-A.

LAV-02-A - 01/10/2010 a 19/03/2011 --- 4º Cenário						
Água bombeada total (mm)	Precipitação total (mm)	Precipitação aproveitada (mm)	Drenagem / escoamento total (mm)	Evaporação (mm)	Perdas (mm)	Consumo de água total (mm)
Caso com gerenciamento manual						
1523,7	783,4	606,6	455,1	952,1	800	2130,3
Caso com proposta de melhoria no gerenciamento						
1322,5	783,4	707	253,9	952,1	800	2029,5
Resultados sobre Economia						
Economia água bombeada por hectare (m³)	Economia água bombeada total (m³)	Consumo de energia com gerenciamento manual (kWh)	Consumo de energia com melhoria no gerenciamento (kWh)	Economia de energia com melhoria no gerenciamento (kWh)	Economia total em reais (R\$)	
2012	18108	5632,25	4888,53	743,72	406,3	

Fonte: elaborado pelo autor.

Tabela 15 – 1º cenário LAV-03-M.

LAV-03-M - Safra de 01/09/2009 a 17/02/2010 --- 1º Cenário						
Água bombeada total (mm)	Precipitação total (mm)	Precipitação aproveitada (mm)	Drenagem / escoamento total (mm)	Evaporação (mm)	Perdas (mm)	Consumo de água total (mm)
Caso com gerenciamento manual						
1116,2	1009,6	704,7	609,5	936,3	480	1820,9
Caso com proposta de melhoria no gerenciamento						
1040,4	1009,6	770,7	533,7	936,3	480	1811,1
Resultados sobre Economia						
Economia água bombeada por hectare (m ³)	Economia água bombeada total (m ³)	Consumo de energia com gerenciamento manual (kWh)	Consumo de energia com melhoria no gerenciamento (kWh)	Economia de energia com melhoria no gerenciamento (kWh)	Economia total em reais (R\$)	
758	6064	3739,27	3485,34	253,93	138,7	

Fonte: elaborado pelo autor.

Tabela 16 – 2º cenário LAV-03-M.

LAV-03-M - 01/10/2009 a 19/03/2010 --- 2º Cenário						
Água bombeada total (mm)	Precipitação total (mm)	Precipitação aproveitada (mm)	Drenagem / escoamento total (mm)	Evaporação (mm)	Perdas (mm)	Consumo de água total (mm)
Caso com gerenciamento manual						
1213,1	801	713,5	448,5	986	480	1926,6
Caso com proposta de melhoria no gerenciamento						
1146,2	801	744,7	381,5	986	480	1890,9
Resultados sobre Economia						
Economia água bombeada por hectare (m ³)	Economia água bombeada total (m ³)	Consumo de energia com gerenciamento manual (kWh)	Consumo de energia com melhoria no gerenciamento (kWh)	Economia de energia com melhoria no gerenciamento (kWh)	Economia total em reais (R\$)	
669	5352	4063,88	3839,77	224,11	122,42	

Fonte: elaborado pelo autor.

Tabela 17 – 3º cenário LAV-03-M.

LAV-03-M - 01/09/2010 a 17/02/2011 --- 3º Cenário						
Água bombeada total (mm)	Precipitação total (mm)	Precipitação aproveitada (mm)	Drenagem / escoamento total (mm)	Evaporação (mm)	Perdas (mm)	Consumo de água total (mm)
Caso com gerenciamento manual						
1312,2	676	547,4	467,1	941,1	480	1859,6
Caso com proposta de melhoria no gerenciamento						
1132,9	676	650,4	287,8	941,1	480	1783,3
Resultados sobre Economia						
Economia água bombeada por hectare (m³)	Economia água bombeada total (m³)	Consumo de energia com gerenciamento manual (kWh)	Consumo de energia com melhoria no gerenciamento (kWh)	Economia de energia com melhoria no gerenciamento (kWh)	Economia total em reais (R\$)	
1793	14344	4395,8	3795,2	600,65	328,1	

Fonte: elaborado pelo autor.

Tabela 18 – 4º cenário LAV-03-M.

LAV-03-M - 01/10/2010 a 19/03/2011 --- 4º Cenário						
Água bombeada total (mm)	Precipitação total (mm)	Precipitação aproveitada (mm)	Drenagem / escoamento total (mm)	Evaporação (mm)	Perdas (mm)	Consumo de água total (mm)
Caso com gerenciamento manual						
1163,7	783,4	677,1	415,1	952,1	480	1840,8
Caso com proposta de melhoria no gerenciamento						
1078,2	783,4	685,3	329,6	952,1	480	1763,5
Resultados sobre Economia						
Economia água bombeada por hectare (m³)	Economia água bombeada total (m³)	Consumo de energia com gerenciamento manual (kWh)	Consumo de energia com melhoria no gerenciamento (kWh)	Economia de energia com melhoria no gerenciamento (kWh)	Economia total em reais (R\$)	
855	6840	3898,39	3611,97	286,42	156,5	

Fonte: elaborado pelo autor.

APÊNDICE B – ALGORITMO DO CONTROLE DE IRRIGAÇÃO - PYTHON

```

1  import math
2  import sys
3  import os
4  import glob
5  from datetime import timedelta
6  import pandas as pd
7  from pandas import read_csv
8  from pandas import read_excel
9  import numpy as np
10 import math
11 import joblib
12 from tensorflow.keras.models import load_model
13
14 model = load_model('Modelo_LSTM5n/modelo_LSTM.h5')
15
16
17 class Necessidade_irrigar(object):
18     def calcular(self, nome_arquivo_pasta, nome_arq):
19
20         PERC = float(input('digite Percolação')) # percolação do terreno
21         vazao_bomba = float(input('vazão da Bomba em m³/h'))
22         area_ha = float(input('Área cultivada em hectares'))
23         vazao = round(((vazao_bomba * 1000) / (area_ha * 10000)), 2) # vazão da bomba
24         print("vazão L/h/m²", vazao)
25         SAT = 0 # quantidade de água para saturar o solo no preparo
26         WL = 0 # altura da lâmina d'água a ser estabelecida
27         Tem_Q = 0 # valor total de água que tem na quadra
28         WL_corrigido = 0 # Valor da lamina de água necessario para cada dia para encher a quadra
29         X = 0 # variavel de retenção
30         Y = 0 # variavel de retenção
31         WL_atual = 0 # variavel atualizada, altura de referencia da lamina
32         Lamina_agua = 0 # variavel de referencia
33         Limite_minimo_La_a = 0 # variavel de referencia
34         Kc = [1.0, 1.0, 1.0, 1.05, 1.45, 1.70, 1.82, 1.85, 1.85, 1.80, 1.60, 1.60, 1.60]
35         fase_at = 1 # atualização da fase para calcular kc
36         d_p = 20
37         dias_cultura = 151
38         fase = 1
39         # Limite ideal proposto lamina maxi 80 com ideal do ideal
40         # Lamina_de_agua_limite_max_max = [150, 100, 0, 100, 100, 150, 150, 150, 150, 150, 150, 0, 0]
41         # Lamina_de_agua_limite_max = [80, 80, 0, 80, 80, 80, 80, 80, 80, 80, 80, 0]
42         # Lamina_de_agua_limite_min = [50, 40, 0, 40, 40, 40, 40, 40, 40, 40, 40, 0]
43         ## Limite médio praticada pelos agricultores da região
44         Lamina_de_agua_limite_max_max = [150, 100, 0, 100, 120, 130, 150, 150, 150, 150, 150, 0, 0]
45         Lamina_de_agua_limite_max = [130, 100, 0, 100, 120, 130, 150, 150, 150, 150, 150, 0]
46         Lamina_de_agua_limite_min = [80, 40, 0, 50, 60, 60, 60, 60, 60, 60, 60, 0]
47         Duracao_dias = [4 + d_p, 9 + d_p, 33 + d_p, 53 + d_p, 78 + d_p, 88 + d_p, 113 + d_p, 120 + d_p, 125 + d_p,
48                        140 + d_p, 141 + d_p, 151 + d_p]
49         print(Duracao_dias[1])
50         dias_cultura = dias_cultura + d_p
51         agua_bombeada = 0
52         Drenagem = 0
53         posicao_linha_ETo = math.nan
54         posicao_linha_taq = math.nan
55         retira_herb = 0
56         total_pe = 0
57         total_evap = 0
58         total_perc = 0
59         data = 0
60         dreño = 0
61         condi_previsao_de_irrigacao = 0
62         Irrigar_devido_escassez = 0
63
64         for i in range(1, dias_cultura):
65             if fase == 1 and X == 0 and i <= d_p: # Preparo do solo
66                 fase_at = 1
67                 SAT = 100
68                 Lamina_agua = Lamina_de_agua_limite_max[0]
69                 Limite_minimo_La_a = Lamina_de_agua_limite_min[0]
70                 WL = Lamina_agua
71                 WL_atual = Lamina_agua
72                 fase = 2
73
74             if fase == 2 and X == 0 and d_p < i <= Duracao_dias[0]: # Semeadura
75                 fase_at = 2
76                 Lamina_agua = Lamina_de_agua_limite_max[1]

```

```

77     Limite_minimo_La_a = Lamina_de_agua_limite_min[1]
78     if Tem_Q > Lamina_de_agua_limite_max_max[fase_at - 1]: # antes era if Tem_Q>Lamina_agua
79         Drenagem = (Tem_Q - Lamina_de_agua_limite_max_max[fase_at - 1]) + Drenagem
80         Tem_Q = Lamina_de_agua_limite_max_max[fase_at - 1]
81     # drenar água se tiver acima de 100 o nível para isso verificar estabelecer Tem_q = 100
82     if Tem_Q <= Limite_minimo_La_a:
83         WL = Lamina_agua - Tem_Q
84         WL_atual = Lamina_agua
85         fase = 3
86     if i == Duracao_dias[0] and Tem_Q > Limite_minimo_La_a:
87         fase = 3
88     if fase == 3 and X == 0 and Duracao_dias[0] < i <= Duracao_dias[1]: # fixação das raízes
89         fase_at = 3
90         Lamina_agua = Lamina_de_agua_limite_max[2]
91         Limite_minimo_La_a = Lamina_de_agua_limite_min[2]
92         Drenagem = Tem_Q + Drenagem
93         dreño = Tem_Q + dreño
94         Tem_Q = 0
95         if Tem_Q <= Limite_minimo_La_a:
96             WL = Lamina_agua - Tem_Q
97             WL_atual = Lamina_agua
98             fase = 4
99
100     if fase == 4 and X == 0 and Duracao_dias[1] < i <= Duracao_dias[2]: # Plântula e perfilamento
101         fase_at = 4
102         Lamina_agua = Lamina_de_agua_limite_max[3]
103         Limite_minimo_La_a = Lamina_de_agua_limite_min[3]
104         if Tem_Q <= Limite_minimo_La_a:
105             WL = Lamina_agua - Tem_Q
106             WL_atual = Lamina_agua
107             fase = 5
108         if i == Duracao_dias[2] and Tem_Q > Limite_minimo_La_a:
109             fase = 5
110     if fase == 5 and X == 0 and Duracao_dias[2] < i <= Duracao_dias[3]: # Perfilamento
111         fase_at = 5
112         Lamina_agua = Lamina_de_agua_limite_max[4]
113         Limite_minimo_La_a = Lamina_de_agua_limite_min[4]
114         if Tem_Q <= Limite_minimo_La_a:
115             WL = Lamina_agua - Tem_Q
116             WL_atual = Lamina_agua
117             fase = 6
118         if i == Duracao_dias[3] and Tem_Q > Limite_minimo_La_a:
119             fase = 6
120     if fase == 6 and X == 0 and Duracao_dias[3] < i <= Duracao_dias[4] and retira_herb == 0: # Crescimento
121         fase_at = 6
122         Lamina_agua = Lamina_de_agua_limite_max[5]
123         Limite_minimo_La_a = Lamina_de_agua_limite_min[5]
124         if Tem_Q <= Limite_minimo_La_a:
125             WL = Lamina_agua - Tem_Q
126             WL_atual = Lamina_agua
127             fase = 7
128         if i == Duracao_dias[4] and Tem_Q > Limite_minimo_La_a:
129             fase = 7
130     if fase == 7 and X == 0 and Duracao_dias[4] < i <= Duracao_dias[5]: # Alongamento do colmo
131         fase_at = 7
132         Lamina_agua = Lamina_de_agua_limite_max[6]
133         Limite_minimo_La_a = Lamina_de_agua_limite_min[6]
134         if Tem_Q <= Limite_minimo_La_a:
135             WL = Lamina_agua - Tem_Q
136             WL_atual = Lamina_agua
137             fase = 8
138         if i == Duracao_dias[5] and Tem_Q > Limite_minimo_La_a:
139             print("Estrutura", fase)
140             fase = 8
141     if fase == 8 and X == 0 and Duracao_dias[5] < i <= Duracao_dias[6]: # Dif. do primórdio floral
142         fase_at = 8
143         Lamina_agua = Lamina_de_agua_limite_max[7]
144         Limite_minimo_La_a = Lamina_de_agua_limite_min[7]
145         if Tem_Q <= Limite_minimo_La_a:
146             WL = Lamina_agua - Tem_Q
147             WL_atual = Lamina_agua
148             fase = 9
149         if i == Duracao_dias[6] and Tem_Q > Limite_minimo_La_a:
150             fase = 9
151     if fase == 9 and X == 0 and Duracao_dias[6] < i <= Duracao_dias[7]: # Floração
152         fase_at = 9
153         Lamina_agua = Lamina_de_agua_limite_max[8]
154         Limite_minimo_La_a = Lamina_de_agua_limite_min[8]
155         if Tem_Q <= Limite_minimo_La_a:

```

```

156         WL = Lamina_agua - Tem_Q
157         WL_atual = Lamina_agua
158         fase = 10
159         if i == Duracao_dias[7] and Tem_Q > Limite_minimo_La_a:
160             fase = 10
161         if fase == 10 and X == 0 and Duracao_dias[7] < i <= Duracao_dias[8]: # Fase leitosa
162             fase_at = 10
163             Lamina_agua = Lamina_de_agua_limite_max[9]
164             Limite_minimo_La_a = Lamina_de_agua_limite_min[9]
165             if Tem_Q <= Limite_minimo_La_a:
166                 WL = Lamina_agua - Tem_Q
167                 WL_atual = Lamina_agua
168                 fase = 11
169             if i == Duracao_dias[8] and Tem_Q > Limite_minimo_La_a:
170                 fase = 11
171         if fase == 11 and X == 0 and Duracao_dias[8] < i <= Duracao_dias[9]: # Fase pastosa
172             fase_at = 11
173             Lamina_agua = Lamina_de_agua_limite_max[10]
174             Limite_minimo_La_a = Lamina_de_agua_limite_min[10]
175             if Tem_Q > Lamina_de_agua_limite_max_max[fase_at - 1]:
176                 Drenagem = (Tem_Q - Lamina_de_agua_limite_max_max[fase_at - 1]) + Drenagem
177                 Tem_Q = Lamina_de_agua_limite_max_max[fase_at - 1]
178             if Tem_Q <= Limite_minimo_La_a:
179                 WL = Lamina_agua - Tem_Q
180                 WL_atual = Lamina_agua
181                 fase = 12
182             if i == Duracao_dias[9] and Tem_Q > Limite_minimo_La_a:
183                 fase = 12
184         if fase == 12 and X == 0 and Duracao_dias[9] < i <= Duracao_dias[10]: # Drenagem final
185             fase_at = 12
186             Lamina_agua = Lamina_de_agua_limite_max[11]
187             Limite_minimo_La_a = Lamina_de_agua_limite_min[11]
188             Drenagem = Tem_Q + Drenagem
189             dreño = Tem_Q + dreño
190             Tem_Q = 0
191             if Tem_Q <= Limite_minimo_La_a:
192                 WL = Lamina_agua - Tem_Q
193                 WL_atual = Lamina_agua
194                 fase = 13
195
196         # if i == 20 or (i - d_p) == 25 or (i - d_p) == 55 or (i - d_p) == 135: # para ideal
197         if i == 21 or (i - d_p) == 26 or (i - d_p) == 56 or (i - d_p) == 136: # para agricultores atual
198             condi_previsao_de_irrigacao = 1
199             print("Retirada da água para colocar herbicidas 111 baixar lamina a 0")
200             if Tem_Q >= 80: # 80 #100
201                 Limite_minimo_La_a = 0
202
203             if Tem_Q < 80: # 80 #100
204                 Limite_minimo_La_a = 80 # 80 #100
205                 Lamina_agua = 80 # 80 #100
206                 WL = Lamina_agua - Tem_Q
207                 WL_atual = Lamina_agua
208             # if (20 < i <= 24) or (25 < (i - d_p) <= 29) or (55 < (i - d_p) <= 59) or (135 < (i - d_p) <= 140):
209             # para ideal
210             if (21 < i <= 24) or (27 < (i - d_p) <= 29) or (57 < (i - d_p) <= 59) or (
211                 136 < (i - d_p) <= 140): # para agricul
212                 Limite_minimo_La_a = 0
213                 if Tem_Q > 0:
214                     WL = 0 - Tem_Q
215                     WL_atual = 0
216                 if Tem_Q < 0:
217                     WL = WL_atual - abs(Tem_Q)
218                     Y = 0
219             if (i - d_p) == 30 or (i - d_p) == 31:
220                 print("Retirada da água para colocar herbicidas")
221                 Lamina_agua = 0
222                 Limite_minimo_La_a = 0
223                 if Tem_Q > 0:
224                     Drenagem = Tem_Q + Drenagem
225                     dreño = Tem_Q + dreño #####
226                     Tem_Q = 0
227                 if Tem_Q < 0:
228                     WL = WL_atual - abs(Tem_Q)
229                     Y = 0
230             if (i - d_p) == 31:
231                 fase = 4
232         if (i - d_p) == 60 or (i - d_p) == 61:
233             print("Retirada da água para colocar herbicidas")
234             Lamina_agua = 0

```

```

235     Limite_minimo_La_a = 0
236     retira_herb = 1
237     if Tem_Q > 0:
238         Drenagem = Tem_Q + Drenagem
239         dreño = Tem_Q + dreño
240         Tem_Q = 0
241     if Tem_Q < 0:
242         WL = WL_atual - abs(Tem_Q)
243         Y = 0
244     if (i - d_p) == 61:
245         fase = 6
246         retira_herb = 0
247     if Tem_Q <= Limite_minimo_La_a and Y == 1:
248         WL = Lamina_agua - Tem_Q
249         WL_atual = Lamina_agua
250         Y = 0
251     if Irrigar_devido_escassez == 1:
252         print("subir nivel da lamina de água devido escassez")
253         if Lamina_de_agua_limite_max_max[fase_at - 1] == 100:
254             Lamina_agua_T = Lamina_de_agua_limite_max_max[fase_at - 1]
255             WL = Lamina_agua_T - Tem_Q
256             WL_atual = Lamina_agua_T
257             print("subir nivel da lamina de água devido escassez 100")
258
259             if Lamina_de_agua_limite_max_max[fase_at - 1] > 100:
260                 Lamina_agua_T = (Lamina_de_agua_limite_max_max[fase_at - 1] - 20)
261                 WL = Lamina_agua_T - Tem_Q
262                 WL_atual = Lamina_agua_T
263                 print("subir nivel da lamina de água devido escassez 130")
264
265     ### colocar uma chamada de função para i == 0 trazer dados de vazão e do dia anterior evapo..
266     ##### dia 01 == aqui é 00:01 AM de hoje, e Diz quanto tem que colocar de água conforme dados de ontem
267     ### ou pode ser dia zero entao nao tem dados do dia anterior so sabe quanto quer colocar de água
268
269     if WL > 0:
270         print("WL", WL)
271         horas_ligaa = round((WL / vazao), 2)
272         dados_quant_horaa = 'Colocar ' + str(
273             round(((WL * area_ha * 10000) / 1000), 2)) + ' m³ de agua_bombeada nas ' \
274             'proximas ' + str(horas_ligaa) + ' horas'
275         print("Você tera que ", dados_quant_horaa)
276
277         Ligar_irrigacao = int(input('Você deseja Ligar a Bomba, digite 1 para sim e 2 para Não'))
278         if Ligar_irrigacao != 1:
279             WL = 0
280
281     agua_bombeada = round((agua_bombeada + WL_corrigido), 2)
282     horas = round((WL / vazao), 2)
283
284     if horas > 24:
285         WL_corrigido = round((24 * vazao), 2)
286     if 0 < horas < 24:
287         WL_corrigido = WL
288         WL_atual = 0
289     if horas <= 0:
290         WL_corrigido = 0
291         WL_atual = 0
292         Y = 1
293
294     # espera 24/24
295     ##### dia 01 == Mudança de horario aqui já é 23:59 porque pega os dados que ocorreram hoje
296     posicao_linha_ETo, ETo, data, Pe, t_max, t_min, u_r_med, u2 = Calculo_ETo(posicao_linha_ETo)
297     print("i", posicao_linha_ETo, "data", data, "Pe", Pe, "T_max", t_max, "T_min", t_min, "U_r_med",
298           u_r_med, "U2", u2, "ETo", ETo)
299     posicao_linha_ETo = posicao_linha_ETo + 1
300     print("ETOc", ETo)
301     print("ETo", i)
302     ET_c = round((ETo * Kc[fase_at - 1]), 2)
303
304     if i <= 160:
305         total_pe = Pe + total_pe
306         total_perc = PERC + total_perc
307         total_evap = ET_c + total_evap
308
309     print("ET_c", ET_c)
310     print("i", i)
311     # dia 01 == Atualiza a água que tem na quadra vazao ... no final do dia de hoje 23:59
312     print("WL_corri30", WL_corrigido)
313     IN = round((ET_c + SAT + PERC + WL_corrigido - Pe), 2)

```

```

314 Tem_Q = round((-ET_c) + (-PERC) + WL_corrigeido + Pe + (-SAT) + Tem_Q, 2)
315
316 if Tem_Q > Lamina_de_agua_limite_max_max[fase_at - 1] and fase < 13:
317     Drenagem = (Tem_Q - Lamina_de_agua_limite_max_max[fase_at - 1]) + Drenagem
318     Tem_Q = Lamina_de_agua_limite_max_max[fase_at - 1]
319     print("Aprovado dre", Drenagem)
320 if Lamina_agua == 0 and Limite_minimo_La_a == 0:
321     WL = WL_atual - abs(Tem_Q)
322     Y = 0
323 else:
324     WL = WL_atual - Tem_Q
325 print(WL_atual)
326 print("IN", IN, "Tem_Q", Tem_Q, "WL", WL)
327 SAT = 0
328 irrigar_dia = None
329
330 if i > 6 and condi_previsao_de_irrigacao == 0 and Limite_minimo_La_a > 0 and WL_corrigeido == 0:
331     datax = read_csv(nome_arquivo_pasta, sep=';', decimal=',', skiprows=0)
332     dfx = pd.DataFrame(datax, columns=['Pe', 'ET_c'])
333     Pe_medio = round(float(np.sum(dfx.values[(i - 6):i, 0:1]) / 12), 2)
334     ET_c_medio = round(float(np.mean(dfx.values[(i - 6):i, 1:2])), 2)
335     nece_irrig = Tem_Q
336     Irrigar = 0
337     trava_dia = 0
338     conta = 0
339     for g in range(i + 1, i + 8):
340         conta = 1 + conta
341         if conta == 1 and nece_irrig < Limite_minimo_La_a:
342             Irrigar = 1 + Irrigar
343             nece_irrig = nece_irrig - ET_c_medio - PERC + Pe_medio
344             if nece_irrig < Limite_minimo_La_a:
345                 trava_dia = 1 + trava_dia
346             if trava_dia > 1:
347                 Irrigar = 1 + Irrigar
348             if Irrigar == 1:
349                 data_irrigar = pd.to_datetime(data, format='%d/%m/%Y', utc=False) + timedelta(days=(g - i))
350                 irrigar_dia = 'irrigacao prevista para dia ' + str(data_irrigar.strftime('%d/%m/%Y'))
351                 print(irrigar_dia)
352     dados_quant_hora = None
353
354 if WL_corrigeido > 0:
355     horas_liga = round((WL_corrigeido / vazao), 2)
356     dados_quant_hora = 'Colocar ' + str(
357         round((WL_corrigeido * area_ha * 10000) / 1000), 2)) + 'm cubico de agua nas ' \
358         'proximas ' + str(horas_liga) + ' horas'
359
360 # criar um metodo ler a vazão atual e Pe do taquarussu e estimar vazão
361 # if se vazao em ponto critico aplicar pergunta para atualizar a lâmina de água
362 posicao_linha_taq, Matriz_de_previsao_va, Matriz_nivel_vazao, Alerta_vazao, vazao_taquarussu = \
363     Prever_Vazao(data, posicao_linha_taq)
364 posicao_linha_taq = posicao_linha_taq + 1
365 Irrigar_devido_escassez = 0
366 print("Tem_quadra", Tem_Q, "irrigar dia", irrigar_dia)
367
368 if Alerta_vazao > 0:
369     print('\n')
370     if Alerta_vazao == 1:
371         print("Avaliar grafico de cunha salina para coleta de água e periodo de maré alta")
372         print(data, "VAZÃO DE HOJE %.3f " % Matriz_de_previsao_va[0, 0], "m³/s", Matriz_nivel_vazao[0, 0])
373         for n in range(1, 6):
374             data_vazao = pd.to_datetime(data, format='%d/%m/%Y', utc=False) + timedelta(days=n)
375             print("nível estimado da vazão para o dia ", data_vazao.strftime('%d/%m/%Y'), " = ",
376                 Matriz_nivel_vazao[0, n])
377     if Alerta_vazao == 2:
378         print("Avaliar grafico de cunha salina para coleta de água e periodo de maré alta")
379         print(data, "VAZÃO DE HOJE %.3f " % Matriz_de_previsao_va[0, 0], "m³/s", Matriz_nivel_vazao[0, 0])
380         print("possivel vazão abaixo de 12m³/s nos proximos dias se não chover")
381         for n in range(1, 6):
382             data_vazao = pd.to_datetime(data, format='%d/%m/%Y', utc=False) + timedelta(days=n)
383             print("nível estimado da vazão para o dia ", data_vazao.strftime('%d/%m/%Y'), " = ",
384                 Matriz_nivel_vazao[0, n])
385     if i > 6 and condi_previsao_de_irrigacao == 0 and Limite_minimo_La_a > 0 and \
386         Tem_Q < Lamina_de_agua_limite_max_max[fase_at - 1]:
387         Irrigar_devido_escassez = int(input('Deseja elevar a lâmina de água da quadra: Se sim digite '
388             '1, se não digite 2: '))
389     if Alerta_vazao == 3:
390         print("Avaliar gráfico de cunha salina para coleta de água e periodo de maré alta")
391         print(data, "VAZÃO DE HOJE %.3f " % Matriz_de_previsao_va[0, 0], "m³/s", Matriz_nivel_vazao[0, 0])
392         print("possivel vazão CRITICA abaixo de 5,09m³/s nos proximos dias se não chover")

```

```

393
394
395     for n in range(1, 6):
396         data_vazao = pd.to_datetime(data, format='%d/%m/%Y', utc=False) + timedelta(days=n)
397         print("nível estimado da vazão para o dia ", data_vazao.strftime('%d/%m/%Y'), " = ",
398               Matriz_nivel_vazao[0, n])
399     if i > 6 and condi_previsao_de_irrigacao == 0 and Limite_minimo_La_a > 0 and \
400         Tem_Q < Lamina_de_agua_limite_max[fase_at - 1]:
401         Irrigar_devido_escassez = int(input('Deseja elevar a lâmina de água da quadra: Se sim digite '
402                                           '1, se não digite 2: '))
403
404     condi_previsao_de_irrigacao = 0
405     Matriz_dados = [
406         [data, Pe, t_max, t_min, u_r_med, u2, ETo, Kc[fase_at - 1], ET_c,
407          Lamina_de_agua_limite_max_max[fase_at - 1],
408          Lamina_agua, Limite_minimo_La_a, WL_corrigo, IN, Tem_Q, Drenagem, i, irrigar_dia, dados_quant_hora,
409          Matriz_nivel_vazao[0, 0], Matriz_nivel_vazao[0, 1], Matriz_nivel_vazao[0, 2], Matriz_nivel_vazao[0, 3],
410          Matriz_nivel_vazao[0, 4], Matriz_nivel_vazao[0, 5]]]
411     Salvar_dados(Matriz_dados, nome_arquivo_pasta)
412
413     print(" ")
414     print(" Nome Arquivo", nome_arq)
415     print(" data", data)
416     print(" PERC ", PERC)
417     print("#####")
418     print("total_pe", round(total_pe, 1), "total_evap", round(total_evap, 1), "Total_Perc", round(total_perc, 1))
419     print("#####")
420     print(" ")
421     print("Água bombeada ", round(agua_bombeada, 1), " drenagem total ", round(Drenagem, 1))
422
423 def Calculo_ET0(posicao_linha_ET0):
424     dados = read_csv(r'Matriz_dados_ararangua_2009-2011.csv', sep=';', decimal=',', skiprows=0)
425     N_linhas = len(dados.index)
426     data_correta = False
427     data_correta2 = False
428     dia_inicial = None
429
430     if math.isnan(posicao_linha_ET0):
431         while data_correta == False or data_correta2 == False:
432             dia_e = input(str('digite dia no formato "... 09, 12, 30.."))
433             mes_e = input(str('digite mes no formato "... 09, 12.."))
434             ano_e = input(str('digite ano no formato "... 2009, 2010.."))
435             sep_e = str('/')
436             dia_inicial = dia_e + sep_e + mes_e + sep_e + ano_e
437             teste_data = 0
438             try:
439                 teste_data = pd.to_datetime(dia_inicial, format='%d/%m/%Y').date()
440                 data_correta = True
441             except ValueError:
442                 data_correta = False
443                 print("Data digitada errada, digite uma data valida")
444
445             limitemin = '01/01/2009'
446             limitemax = '31/03/2011'
447
448             if data_correta:
449                 if pd.to_datetime(limitemin, format='%d/%m/%Y').date() <= teste_data <= pd.to_datetime(
450                     limitemax, format='%d/%m/%Y').date():
451                     data_correta2 = True
452                 else:
453                     data_correta2 = False
454                     print("data fora do periodo de dados, digite uma data entre 01/01/2009 a 31/03/2011")
455
456         i = 0 # posição da linha com dados
457         for linha in range(N_linhas):
458             lixo, data, lixo2 = (np.array_str(dados.values[linha:linha + 1, 0:1]).split(""))
459
460             if data == dia_inicial:
461                 i = linha
462                 break
463         else:
464             i = posicao_linha_ET0
465
466     E_A_do_N_mar = 10 # Elevação Acima do Nível do Mar [m]
467     G = 0 # Fluxo de calor sensível no solo [MJ m-2 dia-1]
468     ETo = 0 # evapotranspiração de referência [mm dia-1]
469     data = 0
470     Pe = 0
471     T_max = 0 # Temperatura máxima

```

```

472 T_min = 0 # Temperatura mínima
473 U_r_med = 0 # Umidade relativa média [%]
474 U2 = 0 # velocidade do vento
475 # Radiação extraterrestre [MJ m^-2 dia^-1] Ra
476 Ra = [43.1, 39.6, 34.3, 27.2, 21.4, 18.5, 19.6, 24.3, 31.1, 37.5, 42, 43.9]
477 KR_s = 0.19 # Coeficiente de ajuste
478
479 for i in range(i, i + 1):
480
481     lixo, data, lixo2 = (np.array_str(dados.values[i:i + 1, 0:1]).split(""))
482     mes = pd.to_datetime(data, format='%d/%m/%Y').month
483     Pe = round(float(dados.values[i:i + 1, 1:2]), 2)
484     T_max = round(float(dados.values[i:i + 1, 2:3]), 2)
485     T_min = round(float(dados.values[i:i + 1, 3:4]), 2)
486     U_r_med = round(float(dados.values[i:i + 1, 4:5]), 2)
487     U2 = round(float(dados.values[i:i + 1, 5:6]), 2)
488
489     if T_max == None:
490         print("Sem dados")
491         continue
492
493     P_Atm = 101.3 * (pow(((293 - 0.0065 * E_A_do_N_mar) / 293), 5.26))
494     C_Psi = 0.665 * pow(10, (-3)) * P_Atm
495     T_Med = ((T_max + T_min) / 2)
496     es = ((0.6108 * math.exp((17.27 * T_max) / (T_max + 237.3))) + (
497         0.6108 * math.exp((17.27 * T_min) / (T_min + 237.3)))) / 2
498     D_C_P_Sat = (4098 * (0.6108 * math.exp((17.27 * T_Med) / (T_Med + 237.3)))) / (pow((T_Med + 237.3), 2))
499     ea = (U_r_med / 100) * (((0.6108 * math.exp((17.27 * T_max) / (T_max + 237.3))) +
500         (0.6108 * math.exp((17.27 * T_min) / (T_min + 237.3)))) / 2)
501     Rso = (0.75 + 2 * pow(10, (-5)) * E_A_do_N_mar) * Ra[mes - 1]
502     Rs = KR_s * math.sqrt(T_max - T_min) * Ra[mes - 1]
503     Rns = (1 - 0.23) * Rs
504     Rn1 = 4.903 * pow(10, (-9)) * ((pow((T_max + 273.16), 4) + pow((T_min + 273.16), 4)) / 2) * (
505         0.34 - 0.14 * math.sqrt(ea)) * (1.35 * (Rs / Rso) - 0.35)
506     Rn = Rns - Rn1
507     ETo = ((0.408 * D_C_P_Sat * (Rn - G)) + (C_Psi * (900 / (T_Med + 273)) * U2 * (es - ea))) / (
508         D_C_P_Sat + (C_Psi * (1 + (0.34 * U2))))
509     ETo = round(float(ETo), 2)
510
511     return i, ETo, data, Pe, T_max, T_min, U_r_med, U2
512
513
514 def Normalizar_dados_conforme_dados_do_modelo1(vazao_n):
515     # print("iniciando normalização de dados conforme parametros originais")
516     # carregando os valores setados originais para dados de Entrada
517     scaler = joblib.load('scaler_dados_entrada_vazao.joblib')
518     vazao_n = scaler.transform(vazao_n)
519     return vazao_n
520
521
522 def Normalizar_dados_conforme_dados_do_modelo2(Pe_n):
523     # print("iniciando normalização de dados conforme parametros originais")
524     # carregando os valores setados originais para dados de Entrada
525     scaler = joblib.load('scaler_dados_entrada_Pee.joblib')
526     Pe_n = scaler.transform(Pe_n)
527     return Pe_n
528
529
530 def Inverter_Normalizar_dados_conforme_dados_do_modelo1(vazao_i):
531     # print("invertendo normalização de dados para obtenção de dados originais")
532     # carregando os valores setados originais para dados de Entrada
533     scaler = joblib.load('scaler_dados_entrada_vazao.joblib')
534     vazao_i = scaler.inverse_transform(vazao_i)
535     return vazao_i
536
537
538 def Prever_Vazao(data_iniciar, posicao_linha_taq):
539     dados_taq = read_csv(r'Matriz_dados_taquarussu_2009-2011.csv', sep=';', decimal=',', skiprows=0)
540     df_taq = pd.DataFrame(dados_taq, columns=['DATA', 'PRECIPITACAO', 'VAZAO'])
541     dia_inicial = data_iniciar
542     N_linhas = len(df_taq)
543
544     if math.isnan(posicao_linha_taq):
545         i = 0 # posição da linha com dados
546         for linha in range(N_linhas):
547             lixo, data_taq, lixo2 = (np.array_str(df_taq.values[linha:linha + 1, 0:1]).split(""))
548
549             if data_taq == dia_inicial:
550                 i = linha

```

```

551         break
552     else:
553         i = posicao_linha_taq
554
555     dias_de_previsao = 5
556     Matriz_previsao = np.full([dias_de_previsao, 3], np.nan)
557     Matriz_nivel_vazao = np.full([dias_de_previsao + 1, 1], None)
558     Matriz_dados_prev = np.full([10, 1], np.nan)
559     vazao_taquarussu = 0
560
561     for i in range(i, i + 1):
562         vazao_taquarussu = round(float(df_taq.values[i:i + 1, 2:3]), 3)
563
564         for k in range(-3, 1):
565             Matriz_Pe = (df_taq.values[i + k: i + 1 + k, 1:2])
566             Matriz_Pe = Normalizar_dados_conforme_dados_do_modelo2(Matriz_Pe)
567             Matriz_dados_prev[3 + k] = Matriz_Pe
568             Matriz_dados_prev[4] = float(0)
569
570         for k in range(-4, 1):
571             Matriz_vaz = df_taq.values[i + k: i + 1 + k, 2:3]
572             Matriz_vaz = Normalizar_dados_conforme_dados_do_modelo1(Matriz_vaz)
573             Matriz_dados_prev[9 + k] = Matriz_vaz
574
575         for L in range(0, 5):
576
577             if Matriz_dados_prev[9] > 0:
578                 n_passo = 5
579                 n_obser = 2
580                 E_Tr = (np.transpose(Matriz_dados_prev))
581                 E_Tr_not = E_Tr.reshape((E_Tr.shape[0], n_obser, n_passo)) # 2,3
582                 E_Tr = E_Tr.reshape((E_Tr.shape[0], n_passo, n_obser)) # 3,2
583
584                 ## está função afeta a variavel de base inicial sendo necessario fazer a inversão
585                 for gg in range(E_Tr.shape[0]):
586                     E_Tr[gg] = (np.transpose(E_Tr_not[gg]))
587                     S_prevista = model.predict(E_Tr)
588                     # Fazendo o inverso para retornar variaveis aos valores certos
589                     for gg in range(E_Tr.shape[0]):
590                         E_Tr_not[gg] = (np.transpose(E_Tr[gg]))
591                     Matriz_previsao[L, 0:1] = float(Matriz_dados_prev[9]) # Vazão
592                     Matriz_previsao[L, 1:2] = float(Matriz_dados_prev[4]) # Pe
593                     Matriz_previsao[L, 2:3] = float(S_prevista)
594
595                     for gg in range(0, 4):
596                         Matriz_dados_prev[gg] = Matriz_dados_prev[gg + 1]
597                         Matriz_dados_prev[gg + 5] = Matriz_dados_prev[gg + 6]
598                     Matriz_dados_prev[4] = float(0)
599                     Matriz_dados_prev[9] = float(S_prevista)
600
601                     if float(S_prevista) < 0:
602                         Matriz_previsao[L, 2:3] = 0
603                 else:
604                     Matriz_previsao[L, 0:3] = 0
605                     Matriz_dados_prev[9] = float(0)
606
607         for o in range(0, 5):
608             for t in range(0, 3):
609                 if t != 1:
610                     pass
611                 else:
612                     continue
613                 var_prev_invert = [[Matriz_previsao[o, t]]]
614                 var_prev_invert = inverter_Normalizar_dados_conforme_dados_do_modelo1(var_prev_invert)
615                 Matriz_previsao[o, t] = round(float(var_prev_invert), 3)
616
617     avalia_vazao = 0
618     for t in range(0, dias_de_previsao + 1):
619         if t == 0:
620             avalia_vazao = Matriz_previsao[t, 0]
621         if t > 0:
622             avalia_vazao = Matriz_previsao[t - 1, 2]
623         if avalia_vazao <= 7.00:
624             Matriz_nivel_vazao[t, 0] = str('Vazao_Baixa_CRITICA (< 5,09)')
625         elif 7.00 < avalia_vazao <= 12:
626             Matriz_nivel_vazao[t, 0] = str('Vazao_Normal_Baixa (ATENCAO (>5,09 < 12))')
627         elif 12 < avalia_vazao <= 22.5:
628             Matriz_nivel_vazao[t, 0] = str('Vazao_Normal-Média (>12 < 22,5)')
629         elif 22.5 < avalia_vazao <= 33.09:

```



```

630         Matriz_nivel_vazao[t, 0] = str('Vazao_Normal-Máxima (>22,5 < 33,09)')
631     elif 33.09 < avalia_vazao <= 73:
632         Matriz_nivel_vazao[t, 0] = str('Vazao_Alta (>33,09 < 73)')
633     elif avalia_vazao > 73:
634         Matriz_nivel_vazao[t, 0] = str('Vazao_Muito_Alta (> 73)')
635
636     Matriz_nivel_vazao = Matriz_nivel_vazao.reshape((1, len(Matriz_nivel_vazao)))
637     Alerta_vazao = 0
638
639     for t in range(0, dias_de_previsao + 1):
640         if Matriz_nivel_vazao[0, t] == 'Vazao_Normal-Máxima (>22.5 < 33,09)':
641             Alerta_vazao = 1
642         elif Matriz_nivel_vazao[0, t] == 'Vazao_Normal-Média (>12 < 22,5)':
643             Alerta_vazao = 1
644         elif Matriz_nivel_vazao[0, t] == 'Vazao_Normal_Baixa (ATENCAO (>5,09 < 12))':
645             Alerta_vazao = 2
646         elif Matriz_nivel_vazao[0, t] == 'Vazao_Baixa_CRITICA (< 5,09)':
647             Alerta_vazao = 3
648         else:
649             Alerta_vazao = 0
650
651     return posicao_linha_taq, Matriz_previsao, Matriz_nivel_vazao, Alerta_vazao, vazao_taquarussu
652
653
654 def Salvar_dados(Matriz_dados, nome_arquivo_pasta):
655     print("Salvando arquivos de dados")
656     df1 = pd.DataFrame(Matriz_dados)
657     df1 = df1.apply(pd.to_numeric, errors='ignore')
658     df1.to_csv(nome_arquivo_pasta, mode='a', header=False, sep=';', decimal=',', index=False)
659
660
661 def Criar_pasta_e_arquivo_final():
662     Arquivo_existe = False
663     pasta = "Dados_consumo_de_agua"
664     nome_arquivo_pasta = None
665     nome_arq = None
666     while not Arquivo_existe:
667         nome_arq = input(str(' Digite um novo nome de arquivo a salvar (Obs: não usar: " : / \ " : '))
668         print(nome_arq + '.csv')
669         cond1 = True
670         if not os.path.exists(pasta): # se a pasta não existir então cria-se a pasta
671             os.makedirs(pasta)
672         if nome_arq == '':
673             Arquivo_existe = False
674             print("erro")
675             continue
676         for root, dirs, files in os.walk(pasta, topdown=False):
677
678             for name in files:
679                 if name == (nome_arq + '.csv'):
680                     print("Arquivo já existe")
681                     print("Quer sobrescrever arquivo?")
682                     cond = input(str('Digite 1 para sim ou pressione enter para digitar um novo nome'))
683                     if cond == '1':
684                         print("spbreescrivendo")
685                         cond1 = True
686                         break
687                     else:
688                         Arquivo_existe = False
689                         cond1 = False
690                         break
691         if cond1:
692             try: # com a pasta criada então salva o arquivo
693                 header = ['Data', 'Pe', 'Tem_Max', 'Temp_min', 'Umida_med', 'vento', 'ETo', 'Kc', 'ET_c',
694                         'Lam_max_max', 'Lamina_agua_estabelecida', 'Limite_minimo_La_a', 'Entrada_de_agua', 'IN',
695                         'Tem_Q', 'Drenagem', 'i', 'Possivel_dia_a_irrigar', 'dados_quant_hora_irrigar',
696                         'Previsao_de_vazao_hoje', 'dia_1', 'dia_2', 'dia_3', 'dia_4', 'dia_5']
697                 names = [_ for _ in header]
698                 df1 = pd.DataFrame(columns=names)
699                 df1 = df1.apply(pd.to_numeric, errors='ignore')
700                 df1.to_csv(pasta + '/' + nome_arq + '.csv', header=True, sep=';', decimal=',', index=False)
701                 nome_arquivo_pasta = pasta + '/' + nome_arq + '.csv'
702                 print("Arquivos salvos")
703                 break
704             except IOError as e: # se algum erro ocorrer ao executar "try" escreve qual erro
705                 print("Erro ao salvar arquivo")
706                 print(e)
707                 break
708     return nome_arquivo_pasta, nome_arq

```

```
709
710
711 def main():
712     nome_arquivo_pasta, nome_arq = Criar_pasta_e_arquivo_final()
713     irrigar = Necessidade_irrigar()
714     irrigar.calcular(nome_arquivo_pasta, nome_arq)
715
716
717 if __name__ == '__main__':
718     main()
719
```


ANEXO A – ENTREVISTA E VISITAS EM CAMPO PARA COLETA DE DADOS

Local da visita: Epagri - CETRAR de Araranguá

Entrevistado: Engenheiro Agrônomo da Epagri-Araranguá

Motivo da Visita: Conhecer melhor acerca do processo de manejo de irrigação do arroz irrigado no extremo Sul catarinense.

Pergunta Principal: Como é elaborado o manejo de água da cultura do arroz atualmente no município de Araranguá?

Resposta:

Segundo o agrônomo o sistema de cultivo mais utilizado na região do extremo sul catarinense é o sistema de cultivo pré germinado, porém em pequena quantidade também é observado o sistema de cultivo em solo seco. Os destaques para o cultivo pré germinado na região se dão pelas características do solo e pela precipitação anual propícia para a produção.

Na região os sistemas de quadras (tabuleiros), são utilizados para sistematizar a produção. Segundo o agrônomo, o agricultor da região espera pela época de chuvas mais intensas para fazer o preparo inicial do solo que se inicia com a incorporação da palhada nos meses de outono ou inverno dependendo das chuvas.

Após essa etapa o agricultor, espera para os meses que podem ir de agosto a dezembro, para fazer o alagamento das quadras com a água dos rios e iniciar o preparo do solo alagado e instalação da safra. O preparo da terra em solo alagado tende a demorar entre 10 e 30 dias, dependendo da área a ser cultivada.

Após o preparo do solo alagado, o agricultor coloca as sementes para pré- germinação, e após estão prontas para serem semeadas/lançadas nas quadras por meio de maquinário agrícola ou manualmente.

O manejo da água de irrigação nas quadras é feito pelo controle “olhômetro”, ou seja, o agricultor visualiza a quantidade de água e coloca o que ele achar que é necessário do ponto de vista dele, sem fazer nenhuma medição. Vale destacar que os sistemas de irrigação são ligados e desligados manualmente, sendo que o agricultor tem que se deslocar até o local para fazer esta tarefa. Na região que apresenta risco de água salina o agricultor tem que se deslocar até as margens do rio e fazer a medição da salinidade de forma manual em períodos de vazões baixas. Após as plantas estabelecidas o nível da água é controlado conforme a altura das plantas.

Em relação ao manejo de irrigação ele é distribuído da seguinte forma:

- Enche as quadras para preparo do solo em alagamento;
- Alguns agricultores drenam para nivelamento em solo saturado, depende do agricultor e da altura da lâmina da água, alguns agricultores não fazem a drenagem nessa etapa;
- Completa ou enche as quadras para fazer a semeadura por três a cinco dias;
- Faz a drenagem por três a sete dias dependendo do agricultor e da necessidade da planta, para fixação das raízes;
- Após inunda as quadras e mantém controlando o nível pelos próximos 20 e 30 dias;
- Faz uma drenagem por dois dias ou mais, para colocar herbicidas, pesticidas entre outros;
- Após inunda até 60 dias;
- Faz mais uma drenagem por dois dias ou mais, para colocar herbicidas, pesticidas entre outros;
- Após esse período, os agricultores inundam até a fase de enchimento dos grãos e depois drenam, finalizando essa etapa. Outros ainda fazem uma retirada de água por 10 dias e recolocam por 15 dias até o fim da fase de enchimento dos grãos retirando a água.

Destaca-se que neste sistema de irrigação algumas quadras podem atingir cerca de 200 mm de lâmina de água, por motivos de falta de manejo ou desnível dos solos, entre uma quadra e outra. Outro destaque é na fase de preparo do solo que se não bem nivelado algumas partes da quadra têm nível de lâmina de água mais alta que em outros pontos podendo ocasionar perdas de produção.

Visitas em campo com agricultores

Motivo da Visita: Obter dados para desenvolvimento do trabalho.

Perguntas para se obter dados:

- 1) Qual o tamanho da área cultivada?
- 2) Quantos dias de cultura/ciclo de cultivo, ou seja, quantos dias a cultura fica instalada?

- 3) Quais os dias que a água deve ser drenada da quadra e em quais estágios de cultura?
- 4) Qual a altura média da camada/lâmina da água utilizada nas quadras (fazer medições)?
- 5) Qual a potência média consumida por hora pelas bombas de irrigação?
- 6) Vazão estimada das bombas?

Respostas:

Pergunta	LAV-01-A Araranguá	LAV-02-A Araranguá	LAV-03-M Meleiro
1	10 (ha)	9 (ha)	8 (ha)
2	Em média 150 dias	Em média 150 dias	Em média 150 dias
3	Drena 3 vezes, 1 para fixação das raízes e 2 para colocar herbicidas, entre 30 e 65 dias após o plantio	Drena 3 vezes, 1 para fixação das raízes e 2 para colocar herbicidas, entre 30 e 65 dias após o plantio	Drena 3 vezes, 1 para fixação das raízes e 2 para colocar herbicidas, entre 30 e 65 dias após o plantio
4	Depende da área, mas mínimas ficam entre 4 e 6 cm, e máxima pode chegar até ~20 cm	Depende da área, mas mínimas ficam entre 4 e 6 cm, e máxima pode chegar até ~20 cm	Depende da área, mas mínimas ficam entre 4 e 6 cm, e máxima pode chegar até ~18 cm
5	11,5 kW	11,5 kW	6,7 kW
6	280 m ³ ·h ⁻¹	280 m ³ ·h ⁻¹	160 m ³ ·h ⁻¹