

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Pedro Marcolin

**METODOLOGIA PARA ESTIMAÇÃO DE CONSUMO DE ENERGIA
ELÉTRICA EM UNIDADES CONSUMIDORAS LOCALIZADAS EM
ÁREAS RURAIS COM USO DE SISTEMAS DE IRRIGAÇÃO**

Santa Maria, RS, Brasil

2022

Pedro Marcolin

**METODOLOGIA PARA ESTIMAÇÃO DE CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA
EM UNIDADES CONSUMIDORAS LOCALIZADAS EM ÁREAS RURAIS COM
USO DE SISTEMAS DE IRRIGAÇÃO**

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Área de Concentração em Processamento de Energia Elétrica, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para a obtenção do grau de **Mestre em Engenharia Elétrica**

Orientador: Prof. Dr. Daniel Pinheiro Bernardon

Santa Maria, RS, Brasil

2022

This study was financed in part by the Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Finance Code 001

Marcolin, Pedro
METODOLOGIA PARA ESTIMAÇÃO DE CONSUMO DE ENERGIA
ELÉTRICA EM UNIDADES CONSUMIDORAS LOCALIZADAS EM ÁREAS
RURAIS COM USO DE SISTEMAS DE IRRIGAÇÃO / Pedro
Marcolin.- 2022.
96 p.; 30 cm

Orientador: Daniel Pinheiro Bernardon
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa
Maria, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Elétrica, RS, 2022

1. Estimativa de Consumo 2. Perdas Não Técnicas 3.
Sistemas de Irrigação 4. Irrigação de Cana-de-Açúcar I.
Pinheiro Bernardon, Daniel II. Título.

Sistema de geração automática de ficha catalográfica da UFSM. Dados fornecidos pelo autor(a). Sob supervisão da Direção da Divisão de Processos Técnicos da Biblioteca Central. Bibliotecária responsável Paula Schoenfeldt Patta CRB 10/1728.

Declaro, PEDRO MARCOLIN, para os devidos fins e sob as penas da lei, que a pesquisa constante neste trabalho de conclusão de curso (Dissertação) foi por mim elaborada e que as informações necessárias objeto de consulta em literatura e outras fontes estão devidamente referenciadas. Declaro, ainda, que este trabalho ou parte dele não foi apresentado anteriormente para obtenção de qualquer outro grau acadêmico, estando ciente de que a inveracidade da presente declaração poderá resultar na anulação da titulação pela Universidade, entre outras consequências legais.

Pedro Marcolin

**METODOLOGIA PARA ESTIMAÇÃO DE CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA
EM UNIDADES CONSUMIDORAS LOCALIZADAS EM ÁREAS RURAIS COM
USO DE SISTEMAS DE IRRIGAÇÃO**

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Área de Concentração em Processamento de Energia Elétrica, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para a obtenção do grau de **Mestre em Engenharia Elétrica**

Aprovado em 05 de dezembro de 2022

Daniel Pinheiro Bernardon, Dr. Eng. (UFSM)
(Presidente/Orientador)

Lúcio Renê Prade, Dr. Eng. (UNISINOS)

Nelson Knak Neto, Dr. Eng. (UFSM)

Santa Maria, RS, Brasil

2022

Dedico este trabalho aos meus pais, meus irmãos e meus avós, que são tudo para mim.

AGRADECIMENTOS

Agradeço, primeiramente, a Deus pelas oportunidades que a vida me proporcionou e por toda proteção a mim concedida.

Aos meus pais Sergio e Sonia, pelo apoio e assistência incondicional que sempre me deram, sempre me motivando para buscar algo a mais.

Aos meus irmãos Lucas e Fernanda, por também sempre estarem do meu lado me motivando e apoiando.

Ao Prof. Dr. Daniel Pinheiro Bernardon, pela orientação desde a graduação, sempre buscando o meu desenvolvimento pessoal e profissional e por todas as oportunidades a mim disponibilizadas.

A Companhia Paulista Força e Luz Energia (CPFL Energia) pelo suporte técnico e incentivo financeiro ao Projeto “Sistemas de Detecção de Perdas Não Técnicas em Áreas de Irrigação empregando Técnicas de Inteligências Artificial” (desenvolvido no âmbito do programa de P&D da ANEEL PD-00063-3065/2020) que orientou essa dissertação. O presente trabalho também foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível (CAPES) – Código Financeiro 001.

Aos colegas Henrique Eichkoff, Natália Souza e a Prof. Dr. Luciana Marini Kopp, pelos ensinamentos proporcionados durante o projeto P&D que originou a dissertação

A minha namorada Isabella Pio Costa da Silva, que esteve comigo durante todo o período de desenvolvimento da dissertação, pelo amor e apoio incondicional.

A todos que participaram deste processo, meu agradecimento.

“É muito melhor lançar-se em busca de conquistas grandiosas, mesmo expondo-se ao fracasso, do que alinhar-se com os pobres de espírito, que nem gozam muito nem sofrem muito, porque vivem numa penumbra cinzenta, onde não conhecem nem vitória, nem derrota.”

Theodore Roosevelt

RESUMO

METODOLOGIA PARA ESTIMAÇÃO DE CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA EM UNIDADES CONSUMIDORAS LOCALIZADAS EM ÁREAS RURAIS COM USO DE SISTEMAS DE IRRIGAÇÃO

AUTOR: Pedro Marcolin

ORIENTADOR: Daniel Pinheiro Bernardon

As perdas não técnicas, nas últimas décadas, se tornaram um dos principais gargalos das grandes distribuidoras de energia elétrica, visto que afetam diretamente na sua receita, bem também como na qualidade de energia elétrica fornecida. As causas mais comuns das perdas não técnicas apontadas pelas distribuidoras de energia elétrica são ligações clandestinas, fraudes e erros de leitura. Dependendo das características socioeconômicas da concessão de uma distribuidora, a concentração de perdas não técnicas pode estar localizada, majoritariamente, nas zonas urbanas ou em regiões localizadas no interior, em zonas rurais. Nas zonas rurais, em regiões majoritariamente produtoras e irrigantes, a localização de possíveis ocorrências de perdas não técnicas são extremamente complexas, devido à grande extensão dos alimentadores e pelo difícil acesso a algumas localidades. Com isso, este trabalho apresenta uma metodologia de detecção de perdas não técnicas em áreas produtoras de cana-de-açúcar irrigada, cuja região piloto para aplicação do estudo foi o município de Barretos, no estado de São Paulo. A metodologia aplica uma técnica de agrupamento de dados em cluster, o algoritmo DBSCAN, para estimar o consumo de energia elétrica dos clusters formados, onde essa estimativa foi realizada de duas formas: utilizando o manejo de irrigação plena e o manejo de irrigação de salvamento, confrontando posteriormente com o consumo das unidades consumidoras que pertencem aos determinados clusters. Os resultados dos estudos de casos mostraram que a estimativa de consumo de energia elétrica dos clusters, considerando irrigação plena, trouxe um resultado de consumo muito acima quando comparado ao consumo das UCs do respectivo cluster, ao passo de que quando considerado irrigação de salvamento, os resultados se aproximaram muito do consumo real das unidades consumidoras dos respectivos clusters em determinados meses do ano, mostrando a baixa lâmina de irrigação que é aplicada nas lavouras de cana-de-açúcar.

Palavras-chave: Cluster. DBSCAN. Estimativa de Consumo. Irrigação Plena. Irrigação de Salvamento. Perdas não técnicas. Unidades consumidoras.

ABSTRACT

METHODOLOGY FOR ELECTRICITY CONSUMPTION ESTIMATION IN CONSUMER UNITS LOCATED IN RURAL AREAS USING IRRIGATION SYSTEMS

AUTHOR: Pedro Marcolin
ADVISOR: Daniel Pinheiro Bernardon

Non-technical losses, in the latest decades, have become one of the main bottlenecks of the main electric power utilities, since they directly affect the utilities income, as well as the quality of electricity supplied. The most common causes of non-technical losses indicated by utilities are clandestine connections, fraud and reading errors. Depending on the socioeconomic characteristics of an utilities concession, the concentration of non-technical losses may be located, mostly, in urban areas or in regions located inland, in rural areas. At this case, mainly producing and irrigating regions, the location of possible occurrences of non-technical losses is extremely complex, due to the large extension of the feeders and the difficult access to some locations. Therefore, this work presents a methodology for detecting non-technical losses in irrigated sugarcane producing areas, whose pilot region for application the study was the municipality of Barretos, located in São Paulo. The methodology applies a clustering technique, the DBSCAN algorithm, to estimate the electricity consumption of the formed clusters, where this estimate was performed in two ways: using full irrigation management and salvage irrigation management, posteriorly comparing with the consumption of the consumer units that belong to the certain clusters. The results of the case studies showed that the estimated consumption of electricity in the clusters, considering full irrigation, brought a higher consumption result when compared to the consumption of the UCs of the respective cluster, while when considering salvage irrigation, the results were very close to the real consumption of the consumer units of the respective clusters in certain months of the year, showing the low irrigation depth that is applied in sugarcane crops.

Keywords: Cluster. Consumer Units. Consumption Estimate. DBSCAN. Full Irrigation. Non-technical losses. Salvation Irrigation.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 – Diagrama exemplar de uma rede elétrica com PT e PNT.....	19
Figura 2.1 – Fatores que influenciam na produtividade da Cana.....	26
Figura 2.2 – Estádios de desenvolvimento da Cana-de-Açúcar.....	27
Figura 2.3 – Kc durante os estádios fenológicos de uma cultura qualquer.....	29
Figura 2.4 – Sistema de irrigação por pivô central.....	32
Figura 2.5 – Sistema de irrigação via autopropelido (carretel enrolador).....	33
Figura 2.6 – Sistema de irrigação por gotejamento.....	33
Figura 2.7 – Representação do funcionamento de um sistema autopropelido.....	34
Figura 2.8 – Aspensor do tipo canhão hidráulico.....	35
Figura 2.9 – Sistema autopropelido em funcionamento, com a mangueira enrolada no carretel.....	36
Figura 2.10 – Sistema autopropelido, enfatizando o carretel enrolador.....	36
Figura 2.11 – Perdas Não Técnicas Reais e Regulatórias no Mercado de Baixa Tensão Faturado.....	38
Figura 2.12 – Evolução das Perdas Não Técnicas Reais e Regulatórias no Mercado de Baixa Tensão Faturado.....	38
Figura 2.13 – Composição dos Custos de Tarifa de Energia Elétrica.....	40
Figura 2.14 – Participação das perdas não técnicas regulatória sobre a Parcela B (2020).....	41
Figura 3.1 – Fluxograma da metodologia proposta.....	46
Figura 3.2 – Mapa de Declividade em Percentual do Relevo Brasileiro.....	50
Figura 3.3 – Funcionamento do DBSCAN.....	56
Figura 3.4 – Exemplo de aplicação da técnica proposta do algoritmo DBSCAN.....	57
Figura 3.5 – Geração de um cluster a partir do algoritmo DBSCAN.....	58
Figura 3.6 – Centroides das áreas de plantio de cana-de-açúcar do município de Barretos.....	59
Figura 3.7 – Centroides com seus respectivos clusters.....	60
Figura 3.8 – Correlação entre o número de UCs com a quantidade de clusters.....	60
Figura 4.1 – Cluster 70 e as UCs associadas.....	67
Figura 4.2 – Cluster 90 e a UC associada.....	68
Figura 4.3 – Gráfico da estimativa de consumo do cluster 70 x energia consumida... 70	70
Figura 4.4 – Gráfico da estimativa de consumo do cluster 70 x energia consumida... 72	72
Figura 4.5 – Gráfico da estimativa de consumo do cluster 70 x energia consumida... 73	73
Figura 4.6 – Gráfico da estimativa de consumo do cluster 70 x energia consumida... 76	76

Figura 4.7 – Gráfico da estimativa de consumo do cluster 90 x energia consumida....	78
Figura 4.8 – Gráfico da estimativa de consumo do cluster 90 x energia consumida....	80
Figura 4.9 – Gráfico da estimativa de consumo do cluster 56 x energia consumida....	82
Figura 4.10 – Gráfico da estimativa de consumo do cluster 90 x energia consumida.	84
Figura A.1 – Bibliotecas de importação do código da metodologia em <i>Python</i> .	93
Figura A.2 – Código da leitura dos dados de entrada agrometeorológicos da cana-de-açúcar e dos dados cadastrais de consumo	94
Figura A.3 – Código de preparação dos dados das áreas de plantio.....	94
Figura A.4 – Código da aplicação do algoritmo DBSCAN para geração dos clusters.	95
Figura A.5 – Primeira parte do código dos estudos de casos realizados neste trabalho.	95
Figura A.6 – Segunda parte dos estudos de casos realizados neste trabalho.....	96

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 – Comparativo de área plantada e produção de cana-de-açúcar por região e UF.....	25
Tabela 3.1 – Principais informações do banco de dados cadastrais.....	47
Tabela 3.2 – Dados da fenologia da Cana-de-açúcar.....	48
Tabela 3.3 – Valores de Kc da cana-de-açúcar.....	48
Tabela 3.4 – Eficiência do sistema autopropelido.....	49
Tabela 3.5 – Pressão de serviço do sistema autopropelido.....	49
Tabela 3.6 – Profundidade do sistema radicular da cana de açúcar.....	49
Tabela 3.7 – Faixa de valores dos desníveis.....	51
Tabela 3.8 – Dados de entrada do desnível.....	51
Tabela 3.9 – Dados de entrada da CAD.....	51
Tabela 3.10 – Dados de entrada meteorológicos.....	52
Tabela 3.11 – Dados de entrada das áreas de plantio.....	53
Tabela 3.12 – Junção dos bancos de dados de entrada.....	54
Tabela 3.13 – Correlação entre o número de UCs com a quantidade de clusters.....	59
Tabela 4.1 – Dados de entrada do cluster 70.....	69
Tabela 4.2 – Balanço Hídrico para o cluster 70 – ano de 2020.....	69
Tabela 4.3 – Estimativa de consumo do cluster 70 no ano de 2020 considerando irrigação plena.....	70
Tabela 4.4 – Lâmina bruta mensal – ano 2020.....	71
Tabela 4.5 – Estimativa de consumo do cluster 70 no ano de 2020 considerando irrigação de salvamento.....	72
Tabela 4.6 – Balanço Hídrico para o cluster 70 – ano de 2021.....	73
Tabela 4.7 – Estimativa de consumo do cluster 70 no ano de 2020 considerando irrigação plena.....	74
Tabela 4.8 – Lâmina bruta mensal – ano 2021.....	75
Tabela 4.9 – Estimativa de consumo do cluster 70 no ano de 2021 considerando irrigação de salvamento.....	75
Tabela 4.10 – Dados de entrada do cluster 90.....	77
Tabela 4.11 – Balanço Hídrico para o cluster 90 – ano de 2020.....	77
Tabela 4.12 – Estimativa de consumo do cluster 90 no ano de 2020 considerando irrigação plena.....	78
Tabela 4.13 – Lâmina bruta mensal – ano 2020.....	79
Tabela 4.14 – Estimativa de consumo do cluster 90 no ano de 2020 considerando irrigação de salvamento.....	80
Tabela 4.15 – Balanço Hídrico para o cluster 90 – ano de 2021.....	81

Tabela 4.16 – Estimativa de consumo do cluster 90 no ano de 2020 considerando irrigação plena.	82
Tabela 4.17 – Lâmina bruta mensal – ano 2021.	83
Tabela 4.18 – Estimativa de consumo do cluster 90 no ano de 2021 considerando irrigação de salvamento.	83

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AMI	Advanced Measuring Instruments
ANA	Agência Nacional de Águas
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
AUC	Area Under Curve
CAD	Capacidade de Água Disponível
CIIAGRO	Centro Integrado de Informações Agrometeorológicas
CONAB	Companhia Nacional de Abastecimento
DBSCAN	Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise
OPF	Optimum Path Forest
PNT	Perdas Não Técnicas
PRORET	Procedimentos de Regulação Tarifária
PT	Perdas Técnicas
RNA	Redes Neurais Artificiais
RTA	Revisão Tarifária Anual
RTP	Revisão Tarifária Periódica
SVM	Support Vector Machine
UC	Unidade Consumidora

LISTA DE SÍMBOLOS

A	Área da lavoura a ser irrigada
AMT	Altura manométrica total
E_i	Energia consumida pelo sistema de irrigação
ET_c	Evapotranspiração da Cultura
ET_o	Evapotranspiração de referência
ET_p	Evapotranspiração potencial
h_g	Altura geométrica
h_f	Perdas de Carga
K_c	Coefficiente da cultura
L_{ib}	Lâmina de irrigação bruta
M_L	Montante de lâminas
N_L	Quantidade de lâminas anual
P	Precipitação acumulada
P_i	Potência ativa do sistema de irrigação
P_s	Pressão de serviço do sistema de irrigação
Q_i	Vazão total
T_i	Tempo de funcionamento mensal do sistema de irrigação
η	Rendimento do sistema de irrigação

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	18
1.1 MOTIVAÇÃO E JUSTIFICATIVA	21
1.2 OBJETIVOS GERAIS E ESPECÍFICOS	21
1.3 CONTRIBUIÇÕES DA DISSERTAÇÃO	22
1.4 ORGANIZAÇÃO DOS CAPÍTULOS	22
2. PERDAS NÃO TÉCNICAS EM UNIDADES CONSUMIDORAS IRRIGANTES DE CANA-DE-AÇÚCAR.....	24
2.1 CARACTERÍSTICAS E DADOS DO PLANTIO DA CANA-DE-AÇÚCAR.....	24
2.1.1 Estádios de desenvolvimento da cana-de-açúcar.....	27
2.1.2 Capacidade de Água Disponível no Solo (CAD).....	28
2.1.3 Coeficiente da Cultura (Kc).....	28
2.1.4 Balanço Hídrico	29
2.1.5 Necessidade Hídrica da Cana-de-açúcar.....	30
2.1.6 Manejo da irrigação	30
2.1.7 Sistemas de irrigação utilizados em lavouras de cana-de-açúcar	31
2.1.8 Processo de irrigação da cana-de-açúcar pelo sistema Autopropelido.....	34
2.2 PERDAS NÃO TÉCNICAS.....	37
2.2.1 Impacto das Perdas Não Técnicas na Tarifa de Energia Brasileira	39
2.3 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	41
2.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO.....	44
3. METODOLOGIA PROPOSTA PARA ESTIMAÇÃO DE CONSUMO EM LAVOURAS COM IRRIGAÇÃO DE CANA DE AÇÚCAR.....	45
3.1 CARACTERIZAÇÃO DOS DADOS DE ENTRADA.....	47
3.1.1 DADOS CADASTRAIS	47
3.1.2 DADOS DA FENOLOGIA DA CANA-DE-AÇÚCAR	48
3.1.3 DADOS DE DESNÍVEL E CAPACIDADE DE ÁGUA DISPONÍVEL NO SOLO (CAD).....	50
3.1.4 DADOS METEOROLÓGICOS.....	52
3.1.5 DADOS DAS ÁREAS DE PLANTIO	52
3.2 PROCESSAMENTO DOS DADOS DE ENTRADA.....	53
3.3 ALGORITMO DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL DBSCAN	54
3.4 CRIAÇÃO DE CLUSTERS DOS CENTROIDES DAS ÁREAS DE PLANTIO DE CANA-DE-AÇÚCAR	57
3.5 EQUAÇÕES E VALORES DOS ATRIBUTOS PARA ESTIMATIVA DE CONSUMO DAS UNIDADES CONSUMIDORAS.....	61

3.5.1	Altura Geométrica (Hg)	61
3.5.2	Perdas de Carga (Hf)	61
3.5.3	Altura Manométrica (AMT)	61
3.5.4	Evapotranspiração da Cultura (ETc)	62
3.5.5	Lâmina de irrigação Bruta (Lib)	62
3.5.6	Tempo de Irrigação (Ti)	63
3.5.7	Vazão do sistema de irrigação (Qi)	63
3.5.8	Potência do sistema de irrigação (Pi)	64
3.5.9	Energia consumida pelo sistema de irrigação (Ei)	64
3.5.10	Indicador PNT	65
3.6	BALANÇO HÍDRICO PARA IRRIGAÇÃO DE SALVAMENTO	65
4.	ESTUDOS DE CASOS	67
4.1	RESULTADOS E DISCUSSÕES	68
5.	CONCLUSÃO	85
5.1	TRABALHOS FUTUROS	86
5.2	PUBLICAÇÕES	86
	REFERÊNCIAS	88
	APÊNDICE A – CÓDIGO DO MODELO PROPOSTO PARA IDENTIFICAÇÃO DE PERDAS NÃO TÉCNICAS EM UNIDADES CONSUMIDORAS IRRIGANTES DE CANA-DE-AÇÚCAR	93

1. INTRODUÇÃO

O setor elétrico, em especial o setor elétrico Brasileiro, está cada vez mais mobilizado para minimizar as perdas de energia elétrica, tornando os seus sistemas mais robustos e mais eficientes eletricamente. Além disso, a redução das perdas de energia é um objetivo regulatório, monitorado diretamente pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), cuja não redução dentre os limites regulatórios é revertida em prejuízos para as concessionárias, bem como para os consumidores (DE OLIVEIRA, 2020).

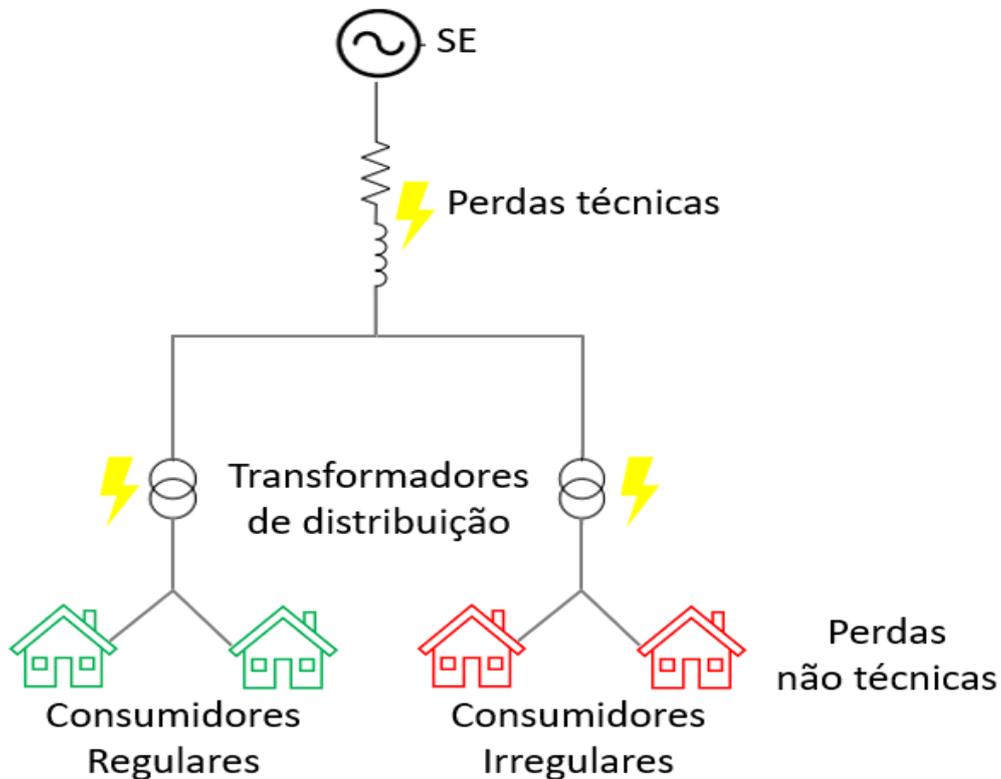
O sistema elétrico é composto por atividades de Geração, Transmissão e Distribuição. As perdas de energia se referem à energia elétrica gerada que passa pelas linhas de transmissão e redes da distribuição, mas que não chega a ser comercializada, seja por motivos técnicos ou comerciais (ANEEL, 2021). A definição da ANEEL deixa claro que existem dois tipos de perdas de energia, as perdas técnicas e as perdas não técnicas, comumente chamadas de perdas comerciais.

As perdas técnicas (PT) são inerentes à atividade de distribuição de energia elétrica, pois parte da energia é dissipada no processo de transporte, transformação de tensão e medição em decorrência das leis da física (ANEEL, 2021). Logo, as perdas técnicas correspondem as perdas no transporte da energia elétrica, principalmente pelo efeito Joule, que corresponde a passagem de corrente elétrica por um condutor que possui resistência, transformando energia elétrica em energia térmica.

Se tratando das perdas não técnicas (PNT), elas são apuradas pela diferença entre as perdas totais e as perdas técnicas e têm origem principalmente nos furtos (ligação clandestina, desvio direto da rede), fraudes (adulterações no medidor ou desvios), erros de leitura, medição e faturamento (ANEEL, 2021). Escopo deste trabalho, as PNT estão caracterizadas, principalmente, pelas características socioeconômicas da área de concessão da distribuidora de energia, visto que as PNT ocorrem, principalmente, na baixa tensão.

As perdas globais de uma distribuidora são obtidas através da diferença entre a energia adquirida pelas mesmas e a energia faturada de seus consumidores. Com as perdas globais e estimando as PT, que são calculáveis, a diferença entre estes dois fatores fornece o valor estimado das PNT. A Figura 1.1 mostra uma rede elétrica exemplo caracterizando onde acontecem as PT e PNT.

Figura 1.1 – Diagrama exemplar de uma rede elétrica com PT e PNT.



Fonte: Autoria Própria.

Historicamente, o Brasil possui um elevado nível de PNT, que pode ser consequência de diversos fatores como o desemprego, o baixo nível de renda da população, a ausência do estado com políticas habitacionais e provendo infraestrutura, os preços relativamente elevados da eletricidade, associados à impunidade no que diz respeito à fraude de energia. Há ainda a cultura de “levar vantagem” e a contaminação pela vizinhança, que levam à disseminação das irregularidades (BASTOS, 2011).

Os impactos gerados pelas PNT no sistema elétrico podem ser dos mais variados, desde o risco ao próprio consumidor que pratica o furto de energia de levar um choque elétrico, além de manobras na rede para recompor o sistema em caso de falhas, elevando os indicadores de continuidade. Porém, o principal impacto é a sobrecarga na rede elétrica, ampliando a possibilidade de interrupções no fornecimento e afetando todos os consumidores, incluindo os que furtam energia (HUBACK, 2018).

Identificar possíveis casos de PNT ainda é um processo extremamente complexo para as distribuidoras, considerando as diversas variáveis que impactam neste processo como as diferentes características socioeconômicas e culturais que existem dentro de uma mesma área de concessão das distribuidoras. Ainda assim, o procedimento mais utilizado para detecção de

perdas não técnicas são as inspeções locais. No entanto, existem uma série de fatores limitantes desta prática, como o elevado custo das equipes para inspeção, o tempo necessário para inspecionar grandes áreas, sendo estas muitas vezes de difícil acesso, além da própria dificuldade da inspeção, onde em muitos casos as irregularidades não são perceptíveis com uma simples inspeção visual (EVALDT, 2014).

Diante disso, existem diversos estudos relacionados a metodologias para identificação das PNT, devido principalmente ao aumento da disponibilidade de recursos tecnológicos e computacionais (MARTINS, 2021). As aplicações dessas metodologias, no âmbito das PNT, consistem em apresentar respostas mais precisas e eficazes, possibilitando identificar situações irregulares, como fraudes ou erros de medições, através da mineração de dados, classificação dos perfis de consumidores e monitoramento de medidores eletrônicos de unidades consumidoras (EICHKOFF, 2021).

Entre os métodos empregados para detecção de PNT encontrados na literatura, os que utilizam inteligência artificial (IA) para apontar possíveis fraudes ou defeitos em medidores de sistemas de distribuição são os mais numerosos. Sistemas utilizando IA podem ser capazes de detectar automaticamente novos padrões bem como buscar padrões já conhecidos por experiência humana (TREVIZAN, 2014).

Algumas das principais técnicas empregadas como IA para detecção de PNT são: regressão linear, análise linear discriminante, *support vector machines* (SVMs), redes neurais artificiais, redes bayesianas, *random forest*, *decision tree*, *clustering (k-means)*, *optimum path forest* (OPF), *lógica fuzzy*, *nearest neighbors* (KNN) (TREVIZAN, 2014; EICHKOFF, 2021).

Uma das principais dificuldades da detecção das PNT, para as distribuidoras, são em áreas rurais de suas concessões. Isso se deve, principalmente, as distantes localizações das unidades consumidoras (UCs), grandes extensões dos alimentadores que atendem as UCs, dificuldades de acesso da própria concessionária para manutenção/atendimento deste cliente e elevada sazonalidade em regiões com intensa atividade agrícola. Desta forma, os métodos citados anteriormente para detectar PNT se tornam extremamente eficientes do ponto de vista técnico e econômico para as concessionárias de energia elétrica.

O cultivo da cana-de-açúcar é uma das principais fontes de riqueza agrícola do País e, portanto, exerce um importante papel na economia nacional. O principal estado produtor do cultivar é São Paulo, responsável por 57% da produção Brasileira de cana-de-açúcar no ano de 2015 (ANA, 2017).

A cana-de-açúcar apresenta elevada resiliência ao déficit hídrico, porém a prática da irrigação pode mitigar os impactos negativos decorrentes de estiagens prolongadas além de

aumentar a longevidade do canal (ANA, 2017). Desta forma, sistemas de aspersão (autopropelidos) são utilizados para irrigar as plantações de cana-de-açúcar nos períodos de maior déficit hídrico, requerendo energia elétrica da rede para o funcionamento destes sistemas. Devido as características deste tipo de sistema de irrigação, seu consumo de energia elétrica é elevado (BERNARDO; SOARES; MANTOVANI, 2005), podendo representar boa parte do consumo de energia elétrica de um produtor de cana-de-açúcar.

1.1 MOTIVAÇÃO E JUSTIFICATIVA

Devido à complexidade do processo de identificação das PNT, as concessionárias de energia elétrica ainda utilizam meios extremamente manuais e sem automatismo para detectar possíveis fraudes nas suas redes, como inspeções aleatórias em campo ou por denúncias. Na zona rural, este processo se torna ainda mais complicado devido ao difícil acesso em certos lugares e pelas longas distâncias dos alimentadores rurais.

Com isso, o propósito desta dissertação é fazer uma abordagem destas dificuldades na detecção de PNT, se aprofundando, especificadamente, em PNT nas unidades consumidoras irrigantes de cana-de-açúcar. Para tanto, será proposto um método para estimação de consumo de energia elétrica e auxiliar a identificar possíveis casos de PNT nestas áreas de irrigação de cana-de-açúcar, visto a importância deste cultivar no cenário econômico Brasileiro e também pela escassez de trabalhos deste tipo na literatura.

1.2 OBJETIVOS GERAIS E ESPECÍFICOS

O objetivo geral desta dissertação é de:

- Desenvolver uma metodologia para estimação de consumo de energia elétrica em unidades consumidoras localizadas em áreas rurais e que tenham cultivo de cana-de-açúcar irrigada.

Os objetivos específicos dessa dissertação são:

- Analisar os atributos envolvidos no cultivo irrigado da cana-de-açúcar e que são utilizados para estimar o consumo de energia elétrica da unidade consumidora;
- Agrupar as áreas de cultivo e buscar a sua conexão com as unidades consumidoras;

- Estimar o consumo de energia elétrica a partir de informações agrometeorológicas;
- Realizar estudos de casos na região piloto de Barretos/SP.

1.3 CONTRIBUIÇÕES DA DISSERTAÇÃO

Este trabalho conta como sua principal contribuição uma metodologia para estimação de consumo de energia elétrica em áreas rurais de irrigação, sendo que, na grande maioria dos trabalhos na literatura pesquisados e incluídos nas referências, estes trabalhos desenvolveram técnicas de detecção de perdas não técnicas, especificadamente, de uma maneira geral ou aplicando nos centros urbanos. Além disso, o trabalho possibilita estimar o consumo de energia elétrica de clusters das áreas de plantio de cana-de-açúcar.

De forma geral, essa dissertação traz como principais contribuições:

- Desenvolver uma metodologia para estimação do consumo de energia elétrica em áreas de plantio de cana-de-açúcar irrigada, através da estimativa de consumo de clusters, estes formados por centroides das áreas de plantio;
- Destacar os principais atributos agrometeorológicos da cana-de-açúcar que impactam na utilização do sistema de irrigação;
- Identificar os manejos de irrigação utilizados nas lavouras de cana-de-açúcar;

1.4 ORGANIZAÇÃO DOS CAPÍTULOS

A dissertação foi segmentada em cinco capítulos:

- Capítulo 1: é apresentada a introdução sobre o tema da dissertação, além os objetivos gerais e específicos e as contribuições geradas pelo presente trabalho.
- Capítulo 2: apresenta a contextualização das lavouras de cana-de-açúcar e suas características agronômicas, sistemas de irrigação utilizados para irrigação da cana-de-açúcar, relata o assunto das perdas não técnicas, além das referências bibliográficas que trazem os trabalhos mais recorrentes na literatura contextualizados com o tema da dissertação;
- Capítulo 3: é apresentada a metodologia desenvolvida para estimação de consumo de energia elétrica em lavouras de irrigação de cana-de-açúcar;
- Capítulo 4: é feita a análise e desenvolvimento dos estudos de casos, aplicando a

metodologia descrita no capítulo 3;

- Capítulo 5: capítulo final desta dissertação, abordando as conclusões obtidas com a aplicação da metodologia, considerações finais e possíveis trabalhos futuros.

2. PERDAS NÃO TÉCNICAS EM UNIDADES CONSUMIDORAS IRRIGANTES DE CANA-DE-AÇÚCAR

Neste capítulo, será contextualizado sobre os principais aspectos e características da cultura da cana-de-açúcar, abordando sobre sua importância no cenário Brasileiro e suas características agrônômicas. Posteriormente, será abordado o assunto da irrigação, mostrando os sistemas de irrigação adotados e suas características, além dos manejos de irrigação que são utilizados. Por fim, o tema das perdas não técnicas será abordado, contextualizando o tema no Brasil, como a perda não técnica impacta na tarifa de energia Brasileira e as principais causas que levam a ocorrência de perdas não técnicas.

2.1 CARACTERÍSTICAS E DADOS DO PLANTIO DA CANA-DE-AÇÚCAR

O Brasil é o principal produtor de cana-de-açúcar dentre todos os países do mundo, seguido pela Índia, Tailândia e Austrália (AMATORI, 2021). Isso se deve, principalmente, as boas condições climáticas em boa parte do território brasileiro e também pelas características favoráveis dos solos. No último boletim divulgado pela Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB), a estimativa da safra de 2021/2022 é de 568 milhões de toneladas, uma redução de 13,2% em relação à safra passada em função das perspectivas de diminuição da área de plantio e das oscilações climáticas ao longo do ciclo (CONAB, 2021).

A região sudeste corresponde por mais de 60% da produção Brasileira de cana-de-açúcar, com estimativa de produção na safra de 2021/2022 de 356 milhões de toneladas. Já o principal estado produtor Brasileiro é São Paulo, que representa mais da metade da produção do cultivar em nível nacional, com estimativa de produção na safra de 2021/2022 de mais de 287 milhões de toneladas. A Tabela 2.1 mostra um comparativo da área plantada e da produção das últimas duas safras por região e estado.

Por ter uma característica de lavoura semi perene, a cana-de-açúcar pode ser colhida por múltiplas vezes (em torno de 5 vezes), antes de ser substituída por novas mudas. Por este motivo, um bom planejamento do seu processo de produção agrícola, medir sua produtividade e escolha de suas variedades são fundamentais para atender a demanda industrial (LICKS, 2020).

Tabela 2.1 – Comparativo de área plantada e produção de cana-de-açúcar por região e UF.

Região/UF	Área (em mil ha)		Produção (em mil t)	
	Safra 20/21	Safra 21/22	Safra 20/21	Safra 21/22
NORTE	45,7	45,3	3.488,8	3.800,0
AM	3,7	3,8	281,5	301,4
PA	13,8	14,1	1.036,4	1.239,8
TO	28,2	27,4	2.171,0	2.258,8
NORDESTE	849,7	733,8	48.448,3	43.747,5
MA	33,1	28,7	2.427,4	2.235,1
PI	20,1	20,8	1.177,3	1.418,8
RN	57,7	57,8	3.067,8	2.579,6
PB	118,3	116,4	6.242,1	6.117,0
PE	233,0	134,0	11.827,4	6.913,6
AL	298,5	274,9	17.003,0	17.485,7
SE	38,7	44,2	2.243,6	2.357,4
BA	50,4	57,1	4.459,9	4.640,3
CENTRO-OESTE	1.823,3	1.808,4	139.804,7	132.229,7
MT	214,6	197,6	16.773,2	15.083,7
MS	637,2	653,7	48.991,7	45.419,5
GO	971,6	957,0	74.039,9	71.726,5
SUDESTE	5.378,0	5.155,7	428.592,7	356.722,5
MG	854,2	871,3	70.565,8	64.825,1
ES	46,9	46,5	2.655,2	2.653,9
RJ	32,7	33,8	1.083,3	1.804,8
SP	4.444,2	4.204,2	354.288,4	287.438,7
SUL	519,4	521,4	34.193,2	31.930,5
PR	518,8	521,4	34.163,5	31.930,5
RS	0,7	-	29,7	-
BRASIL	8.616,1	8.264,4	654.527,8	568.430,2

Fonte: Adaptado de CONAB (2021).

A cana-de-açúcar possui algumas variedades que estão diferenciadas por sua época de plantio: cana de ano e meio, cana de ano e cana de inverno (LICKS, 2020).

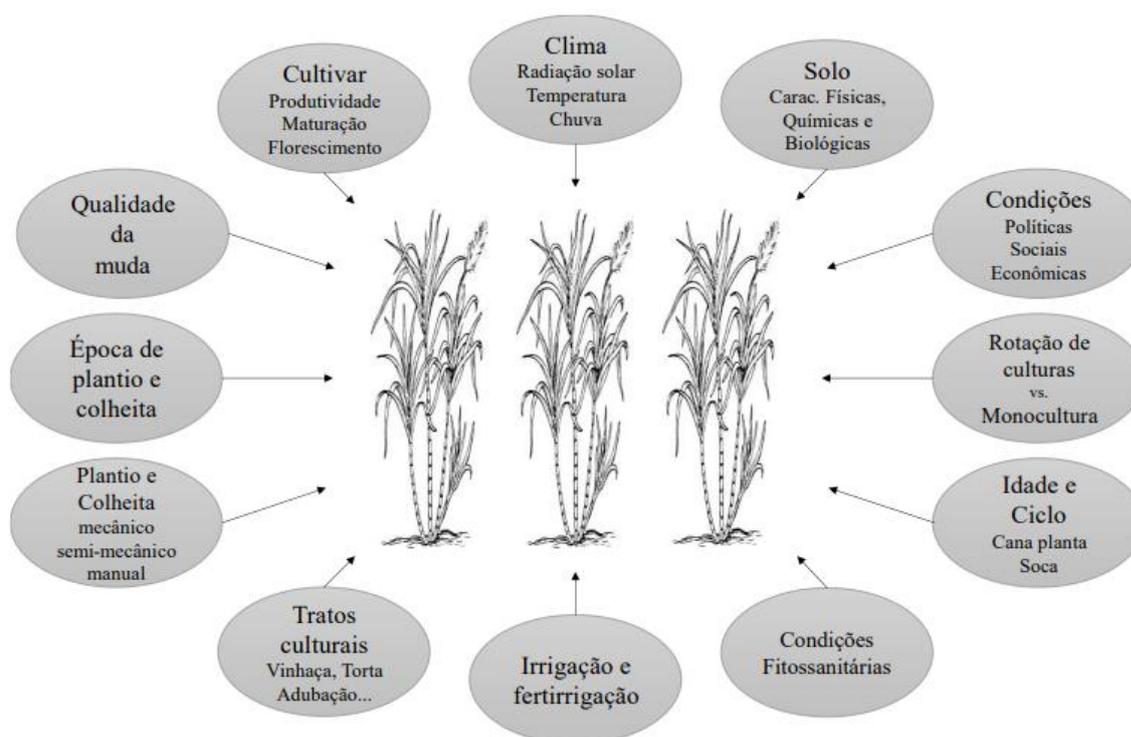
- *Cana de ano e meio*: costuma ser plantada entre os meses de janeiro e abril, visto que são os meses mais úmidos, possibilitando a brotação das gemas de forma mais rápida. Com o período seco no outono e inverno, o crescimento desacelera, sendo recuperado

com a chegada do próximo período úmido no verão, tendo um bom estágio de amadurecimento entre 16 e 18 meses;

- *Cana de ano*: plantada entre outubro e novembro, possui vantagem de poder ser utilizada a mão de obra e sistemas da cana de ano e meio e, em casos específicos, da cana de inverno. O ponto de atenção é que o seu tempo de transição entre os estádios de desenvolvimento é menor, sendo em torno de 7 a 8 meses de desenvolvimento efetivo, podendo afetar sua produtividade.

A Figura 2.1 mostra alguns dos principais fatores que influenciam na produtividade da cana-de-açúcar.

Figura 2.1 – Fatores que influenciam na produtividade da Cana.



Fonte: Dias (2016).

Dias (2016) destaca que o sistema de produção da cana-de-açúcar é extremamente complexo. A sua produção inicia com a cana planta, onde o seu tempo na plantação varia entre 12 e 18 meses. Após a primeira colheita, a cultura rebrota, dando início ao ciclo da cana soca, onde seu tempo até ser colhida é em torno de 12 meses, entre os meses de abril a dezembro. Neste ciclo, a cana é colhida o máximo de vezes que forem possíveis, mas que, em virtude das condições em que o sistema é cultivado no Brasil, normalmente é colhida de 4 a 5 socas. Quando

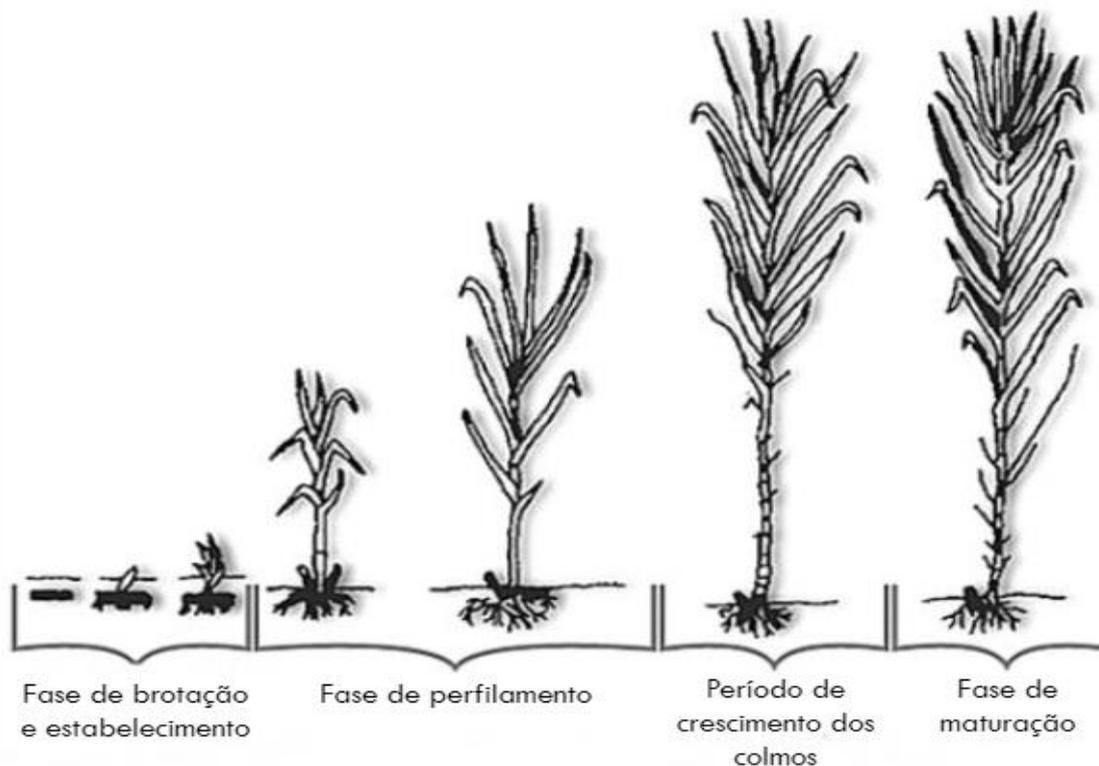
a produtividade das socas começa a decrescer, a reforma do canavial é realizada com o cultivo novamente da cana-de-açúcar, constituindo um sistema de monocultura, sistema que é muito comum no Brasil.

2.1.1 Estádios de desenvolvimento da cana-de-açúcar

Segundo Aude (1993) e Crusciol et al. (2010), a cana-de-açúcar possui 4 estádios de desenvolvimento desde seu plantio até a colheita, estes que possuem características peculiares durante o desenvolvimento do cultivar. A seguir, os estádios são apresentados e a Figura 2.2 mostra os 4 estádios em sequência:

- **Do Plantio a Brotação das Gemas (Etapa 1):** a cana-de-açúcar é plantada ou propagada através das mudas (toletes), provenientes dos colmos. Depois de plantada, a brotação das gemas pode levar de 3 a 5 semanas, dependendo das condições de plantio. Além disso, o clima interfere diretamente, sendo que o excesso de umidade pode produzir fermentação nos toletes e a escassez severa de água pode desidratar o cultivar, prejudicando seu crescimento;
- **Da Brotação das Gemas ao Perfilhamento (Etapa 2):** segundo Suguitani (2019), o perfilhamento é o processo de emissão de colmos ou hastes por uma mesma planta (perfilhos); no caso da cana-de-açúcar, ao invés de colmos, são desenvolvidos os rizomas. Ressalta-se que a deficiência hídrica, neste estádio, compromete drasticamente o crescimento dos perfilhos;
- **Do Perfilhamento ao período de Crescimento da Cana-de-Açúcar (Etapa 3):** após todos os perfilhos estarem formados, inicia-se o estádio de crescimento da cana-de-açúcar, onde o açúcar é acumulado; começa a crescer de forma lenta, depois rapidamente cresce e atinge seu máximo crescimento, terminando de forma lenta com a diminuição da matéria seca produzida;
- **Do Crescimento ao período de Maturação (Etapa 4):** a etapa final para completar o ciclo da cana-de-açúcar é conhecida como maturação, que é quando o crescimento da planta é paralisado e o processo de concentração do açúcar é iniciado até atingir valores industriais.

Figura 2.2 – Estádios de desenvolvimento da Cana-de-Açúcar.



Fonte: Crusciol et al. (2010).

2.1.2 Capacidade de Água Disponível no Solo (CAD)

Segundo Sousa (2020), a capacidade de água disponível no solo (CAD) é a capacidade que o solo possui de armazenar água até o ponto em que o excesso possa fluir lateralmente ou para o lençol freático sob o efeito gravitacional. Em efeitos práticos, considerando para cada cultura, o cálculo do CAD leva em consideração a água disponível (AD) e a profundidade efetiva do sistema radicular da cultura (Ze).

A CAD de um solo é um dos parâmetros determinantes na duração e intensidade do déficit hídrico para o desenvolvimento e a produtividade de uma cultura, sendo utilizada em cálculos do balanço hídrico do solo, no manejo da irrigação, na avaliação do risco agroclimático, dentre outras aplicações (Teixeira et. al., 2021).

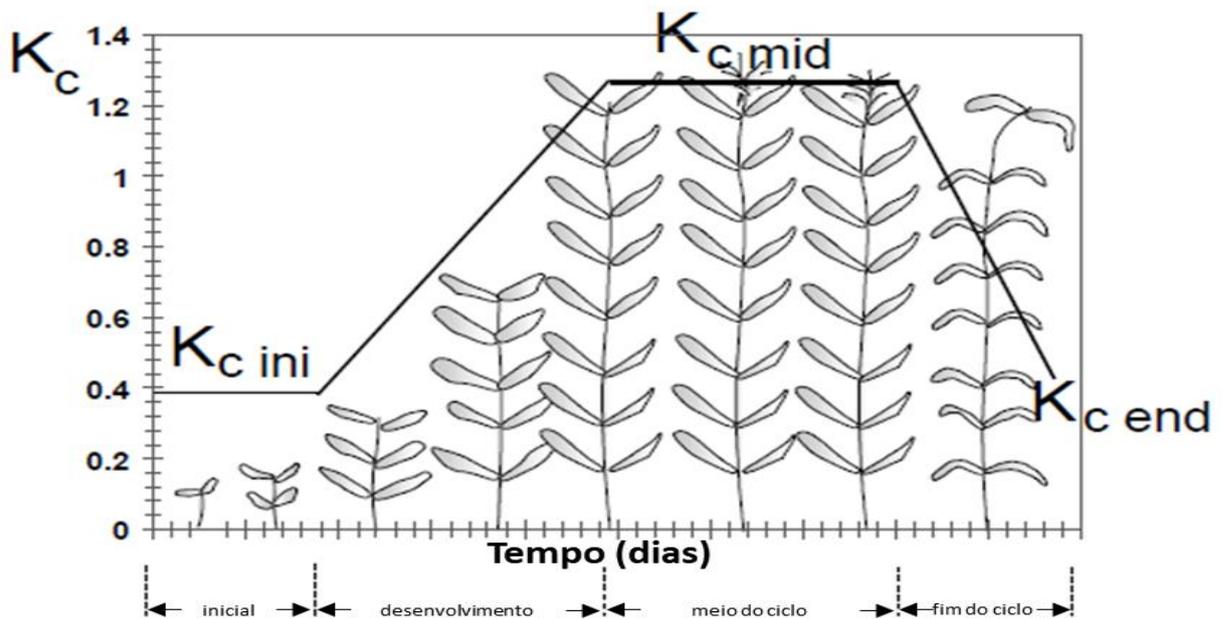
2.1.3 Coeficiente da Cultura (Kc)

O coeficiente de cultura (Kc) é utilizado para incorporar os efeitos da diferença entre a evaporação do solo e a transpiração da planta, variando de acordo com o tipo e estágio da cultura. Assim, o Kc pode ser obtido como um coeficiente único ou dual, no qual a evaporação

e transpiração são calculadas de forma separada (DE ALBUQUERQUE, 2014). Desta forma, uma das principais informações que o K_c traz é o planejamento da irrigação das culturas e também no cálculo do balanço hídrico.

Os valores de K_c variam durante o crescimento das culturas e está diretamente relacionado ao grau de cobertura do solo na evapotranspiração. Conforme é mostrado na Figura 2.3, mostrando a evolução do K_c de uma cultura qualquer, $K_{c\text{ini}}$ representa ao estágio inicial/brotação; $K_{c\text{mid}}$ representa os valores de K_c para os estádios de desenvolvimento/crescimento e $K_{c\text{end}}$ representa o estágio final/maturação.

Figura 2.3 – K_c durante os estádios fenológicos de uma cultura qualquer.



Fonte: Adaptado de Allen et al. (1998).

2.1.4 Balanço Hídrico

O balanço hídrico é uma forma de contabilizar a entrada e saída de água em um determinado sistema, sendo capaz de contabilizar o balanço de água no solo e identificar os períodos em que ocorre deficiência hídrica. O método contabiliza também a precipitação (P) a demanda atmosférica que é expressa pela evapotranspiração potencial (ETP) ou da cultura (ETC) a capacidade de água disponível ou armazenamento (CAD/ARM), excedente hídrico (EXC) e o déficit hídrico (DEF) (MUSSI, 2017).

2.1.5 Necessidade Hídrica da Cana-de-açúcar

Assim como as demais culturas, para o bom desenvolvimento da cana-de-açúcar, depende dos fatores climáticos e também da disponibilidade de água no solo durante o ciclo de crescimento. Por se tratar de uma cultura que se adapta a climas tropicais e subtropicais, a cana-de-açúcar se desenvolve e produz uma boa quantidade de biomassa quando a necessidade hídrica é suprida integralmente (AVILEZ, 2018).

Bernardo, Soares e Mantovani (2005) retratam que o consumo diário de água para a cana-de-açúcar varia entre 2 e 6 mm/dia, nas principais regiões produtoras, podendo divergir entre as variedades utilizadas e o estágio em que a cultura se encontra. Ainda, é destacado que os dois primeiros estágios de crescimento são os mais suscetíveis ao déficit hídrico, sendo que o terceiro estágio é menos afetado que o primeiro e segundo estágio, enquanto o quarto estágio responde positivamente ao déficit hídrico;

Apesar de os primeiros dois estágios de desenvolvimento da cana serem os mais restritivos à necessidade hídrica, a maior demanda hídrica ocorre no período de perfilhamento e no período de crescimento. Segundo Pires, Arruda e Sakay (2008), isso se deve porque a planta obtém um rápido desenvolvimento e expressiva área foliar, dessa forma necessitando de uma maior quantidade de água.

2.1.6 Manejo da irrigação

O manejo da irrigação pode variar por tipo de cultura ou pela necessidade de suprir a deficiência hídrica causada pela falta de chuvas. Em ANA (2017) e Sobrinho et. al. (2019) são definidos 3 grupos para manejos de irrigação que são aplicados na cana-de-açúcar:

- Irrigação Plena: a irrigação plena visa aplicação de água para suprir 100% do déficit hídrico, aplicando lâminas de 300 a 1000 mm/ano. Destaca-se que essa prática de irrigação é pouco usual na cultura da cana-de-açúcar (ANA, 2017);
- Irrigação Suplementar: a irrigação suplementar visa aplicação de água para suprir em torno de 50% da deficiência hídrica, aplicando lâminas entre 200 e 300 mm/ano no período seco. Tanto para a irrigação suplementar quanto para irrigação plena, são majoritariamente utilizados sistemas de pivôs centrais e sistemas lineares. (ANA, 2017);
- Irrigação de Salvamento: sistema amplamente majoritário na irrigação da cana-de-açúcar (98,4 % de toda área irrigada da cana-de-açúcar no Brasil), consiste na aplicação

de pequenas lâminas de água ou vinhaça nas plantações, variando entre 20 e 80 mm/ano (ANA, 2017).

2.1.7 Sistemas de irrigação utilizados em lavouras de cana-de-açúcar

Licks (2020) ressalta que não existe um tipo de sistema de irrigação que seja ótimo em todas as situações, que seja capaz de responder a qualquer meio físico ou variedade de cultura. Existem alguns critérios que são fundamentais na definição do sistema de irrigação a ser utilizado, como a disponibilidade dos recursos hídricos, o tipo de solo, os aspectos econômicos e culturais da região, os custos de implementação do sistema, além do clima.

Existem 3 principais sistemas de irrigação que são utilizados nas lavouras de cana-de-açúcar: aspersão, superfície e localizada (MANTOVANI, 2007; ALCALDE, 2012; LICKS, 2020).

- Irrigação por superfície: é o método mais antigo de irrigação (mais de 6.000 anos) que ainda é utilizado (MANTOVANI, 2007). Nesta modalidade, é aplicada a água diretamente sobre o solo. Existem 3 subtipos de sistemas de superfície.
 - Irrigação por sulcos: onde a água é aplicada em pequenos canais situados paralelamente à fileira das plantas;
 - Irrigação por faixa: onde a água é aplicada em faixas de terra, separadas por pequenas elevações também chamadas de diques ou taipas;
 - Irrigação por inundação: onde é realizada a inundação do terreno de forma permanente, muito utilizada na irrigação do arroz.
- Irrigação por aspersão: método que simula uma precipitação natural através de jatos de água sob pressão, que passam pelos orifícios dos aspersores (LICKS, 2020). Segundo Mantovani (2007), existem 4 subsistemas de irrigação por aspersão.
 - Aspersão Convencional: vários aspersores funcionam simultaneamente numa mesma linha lateral. Possui um consumo médio de energia e uma demanda excessiva de mão-de-obra;
 - Aspersão em malha: onde o sistema é todo fixo com as tubulações enterradas;
 - Aspersão por Pivô central: a aplicação da água é realizada através de aspersores localizados em bengalas. Apresenta um médio consumo de energia e a grande vantagem é a baixa necessidade de mão-de-obra. A Figura 2.4 apresenta um sistema de irrigação por pivô central em uma plantação de cana-de-açúcar.

Figura 2.4 – Sistema de irrigação por pivô central.



Fonte: Lima (2019).

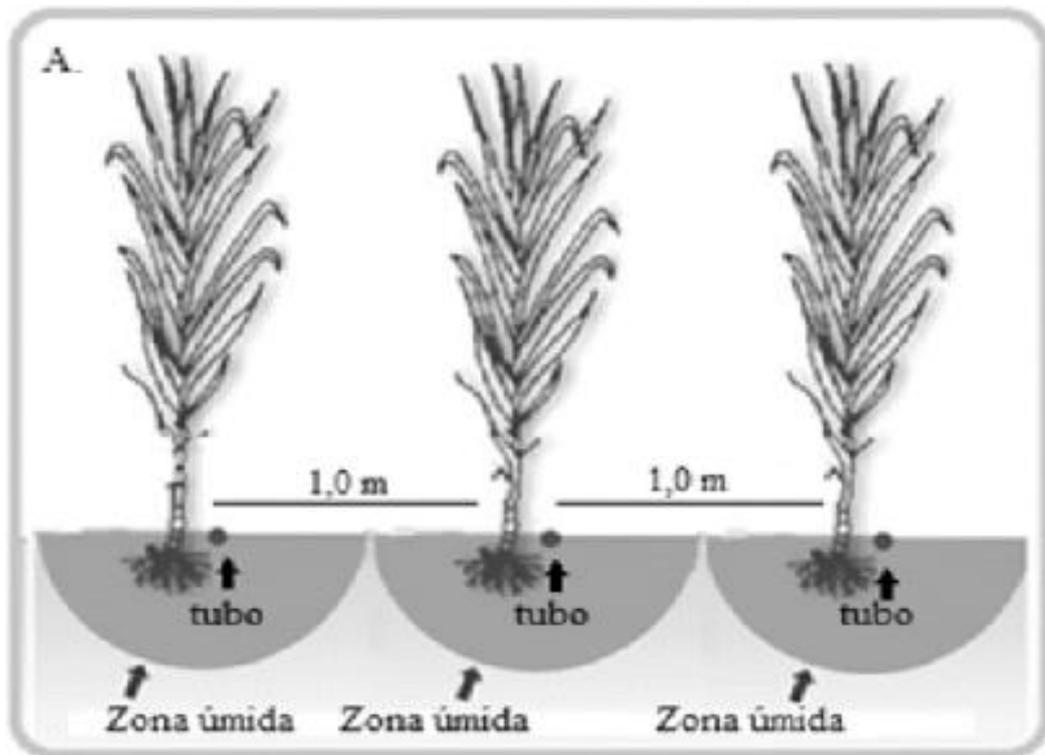
- **Aspersão por Autopropelido:** o aspersor é um canhão hidráulico que está sobre um carrinho, que se desloca ao longo da área a ser irrigada. É tracionado por um cabo de aço ou uma mangueira. Apresenta um elevado consumo de energia e média eficiência de irrigação. A Figura 2.5 mostra um exemplo de irrigação pelo sistema autopropelido.
- **Irrigação localizada:** neste método, a água, no geral, é aplicada em apenas uma fração do sistema radicular das plantas, empregando-se emissores pontuais (gotejadores), lineares (tubo poroso) ou superficiais (micro aspersores). A proporção da área molhada varia de 20 a 80% da área total, que pode resultar em economia de água (DE ANDRADE, 2001). Os tipos de irrigação localizada são detalhados a seguir.
 - **Gotejamento:** neste tipo de sistema de irrigação localizada, a água é aplicada de forma pontual na superfície do solo onde está ou será plantado o cultivar. A Figura 2.6 exemplifica um diagrama deste sistema para irrigar a cana-de-açúcar.
 - **Microaspersão:** no sistema de irrigação localizada por microaspersão, a água é aplicada por emissores rotativos ou fixos;

Figura 2.5 – Sistema de irrigação via autopropelido (carretel enrolador).



Fonte: Ana (2017).

Figura 2.6 – Sistema de irrigação por gotejamento.



Fonte: Junior et al (2014).

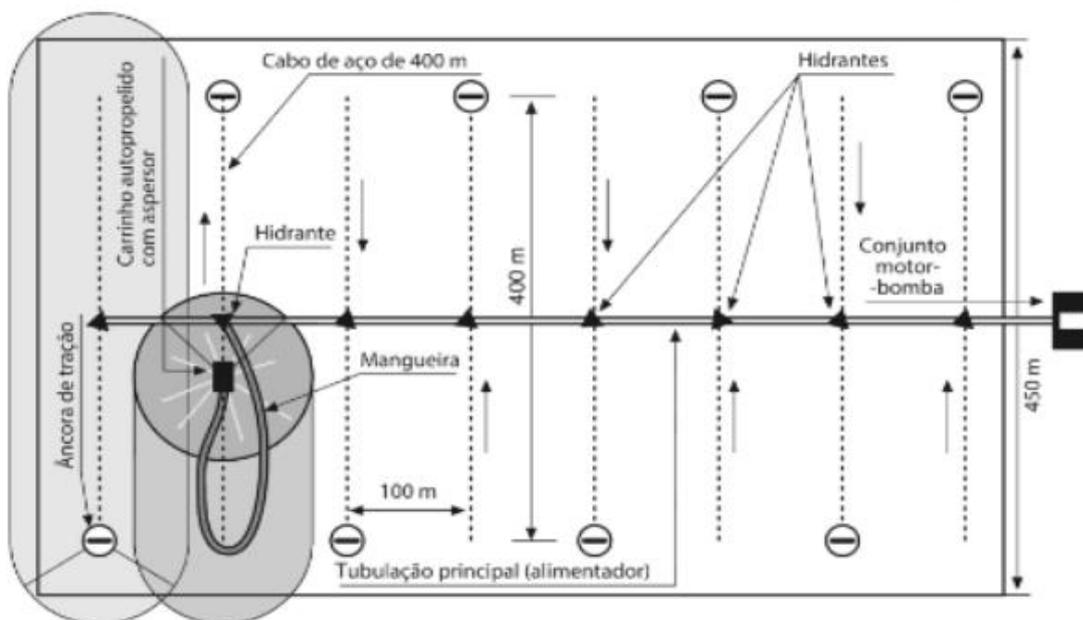
2.1.8 Processo de irrigação da cana-de-açúcar pelo sistema Autopropelido

Segundo levantamento feito pela ANA (2017) 100% da área irrigada da cana-de-açúcar no estado de São Paulo se deu através da utilização do sistema autopropelido do tipo carretel enrolador/pivô rebocável. Levando em consideração as áreas irrigadas dos estados da região Centro-Sul, o autopropelido é responsável por irrigar mais de 98% destas áreas (ANA, 2017). Por conta disso, este será o sistema de irrigação utilizado nesta dissertação, onde seu sistema e processo de funcionamento será detalhado.

O sistema autopropelido é um sistema de aspersão, mecanizado ou automatizado, adequado para irrigar áreas retangulares com declividade de até 20% em solos com alta velocidade de infiltração de água (SENAR, 2019). Este sistema irriga faixas longas, de largura variável, se deslocando de forma contínua e linear no sentido do eixo da faixa.

Existem dois principais sistemas autopropelidos, que se diferenciam por pequenos detalhes. Em um deles, um sistema de engrenagens e turbina enrolam um cabo de aço preso à extremidade da faixa a ser irrigada, fazendo com que o carrinho onde está instalado o aspersor se desloque. No outro, não existe cabo de aço, onde a própria mangueira se encarrega, ao ser enrolada, de movimentar a plataforma onde se encontram a turbina e as engrenagens (DO COUTO, 2020). O esquema de funcionamento de um sistema autopropelido com cabo de aço é mostrado na Figura 2.7.

Figura 2.7 – Representação do funcionamento de um sistema autopropelido.



Fonte: Do Couto (2020).

Os sistemas autopropelidos possuem componentes específicos, que são fundamentais para o bom funcionamento do conjunto. Os componentes são: aspersor, mangueira, carretel enrolador.

- Aspersor: os aspersores do sistema autopropelido, geralmente, são do tipo canhão hidráulico, com impacto de grande porte. Opera com uma pressão entre 4 Kgf/cm² até 10 Kgf/cm² (Pressão de serviço (PS) = 40 a 100 m.c.a), fornecendo vazões que podem chegar a 139 m³/h e irrigando faixas de 200 até 550 m. Os canhões de médio alcance trabalham com pressão variando de 40 a 80 m e têm raio entre 30 e 60 m. Os de longo alcance, PS entre 50 a 100 m e raio variando de 40 a 80 m (DO COUTO, 2020). A Figura 2.8 mostra um aspersor em operação.

Figura 2.8 – Aspersor do tipo canhão hidráulico.



Fonte: Senar (2019).

- Mangueira: as dimensões da mangueira do sistema autopropelido variam com o tamanho do equipamento, com o diâmetro variando entre 100 a 140 mm e comprimento chegando a até 550 m. O material das mangueiras é o polietileno, sendo que a velocidade do recolhimento da mangueira é responsável por determinar a lâmina aplicada pelo sistema. Além disso, as mangueiras possuem alta resistência a tração e ao atrito. A Figura 2.9 mostra uma mangueira enrolada no carretel.

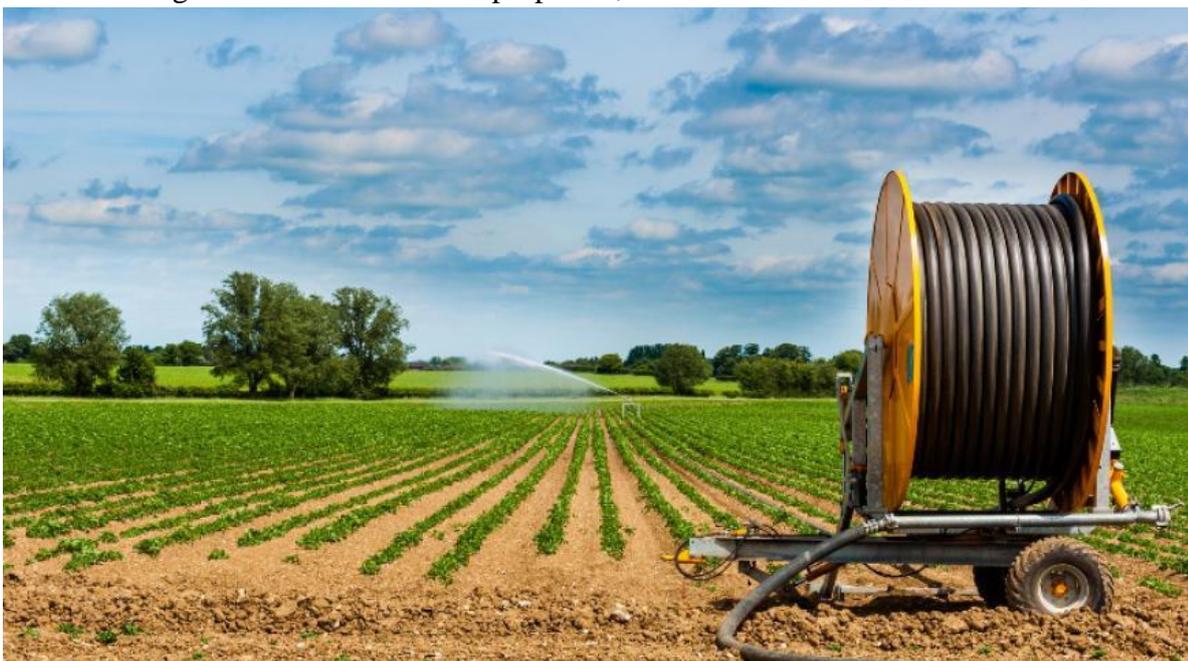
Figura 2.9 – Sistema autopropelido em funcionamento, com a mangueira enrolada no carretel.



Fonte: Ana (2016).

- Carretel enrolador: É utilizado para enrolar a mangueira quando o equipamento precisa mudar de posição, conforme Figura 2.10. É o sistema propulsor para onde a carrinho, junto com o aspersor, é puxado durante o processo de irrigação (SENAR, 2019).

Figura 2.10 – Sistema autopropelido, enfatizando o carretel enrolador.



Fonte: Filipi (2020).

2.2 PERDAS NÃO TÉCNICAS

Já abordada no primeiro capítulo desta dissertação, as perdas no sistema de distribuição de energia elétrica são divididas em perdas técnicas e perdas não técnicas. Conforme definição da própria ANEEL, as perdas não técnicas consistem entre a diferença entre as perdas totais, estas que são informadas pela própria concessionária de energia elétrica, e das perdas técnicas regulatórias, que são apuradas pela ANEEL.

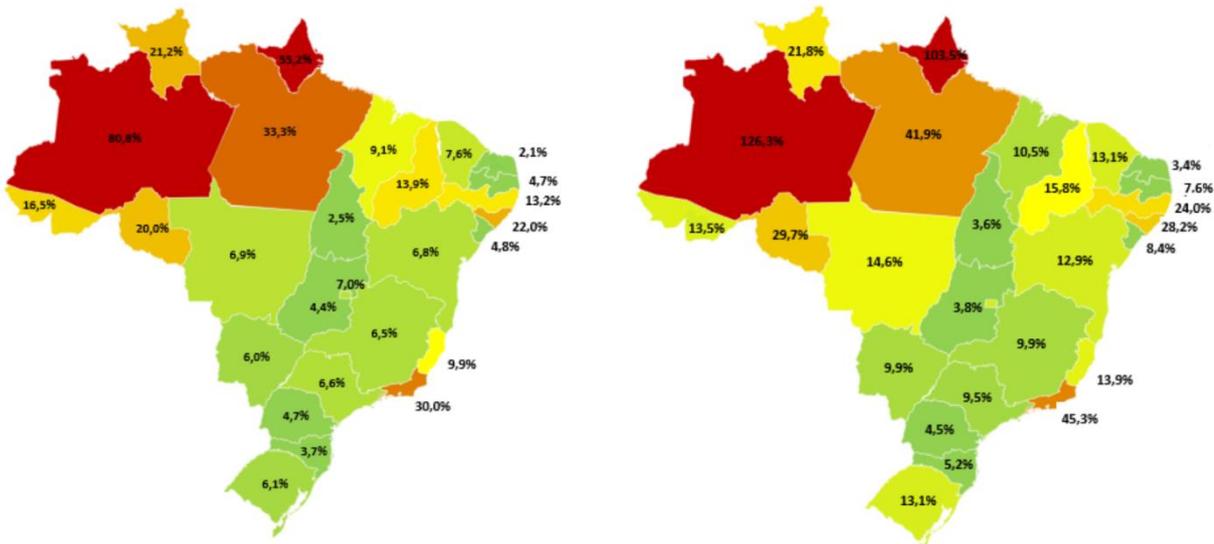
O cálculo das perdas não técnicas regulatórias vem sofrendo mudanças significativas nos últimos ciclos de revisão tarifária realizado pela ANEEL. Por trás deste cálculo complexo, existem metodologias que levam em consideração diversos aspectos tais como características do mercado e variáveis socioeconômicas, gerando um *ranking* de complexidade socioeconômica, elaborado a partir de modelos econométricos, permitindo comparar o desempenho das perdas não técnicas entre as distribuidoras (ANEEL, 2021).

Em virtude de representarem a maior parcela de perdas de energia das distribuidoras, as perdas não técnicas, por terem causas externas ao gerenciamento das concessionárias, são tratadas pela ANEEL no período de revisão tarifária periódica no sentido de buscar um equilíbrio entre a sustentabilidade financeira da distribuidora e os consumidores honestos, que pagam regularmente as suas faturas. Este equilíbrio é tratado pela ANEEL separando a perda não técnica em real e regulatória, onde a perda não técnica regulatória é reconhecida em tarifa e rateada entre todos os consumidores; já a diferença entre a perda não técnica real e regulatória é de custeio pela própria distribuidora. Desta forma, a ANEEL, nos ciclos de revisão tarifária, busca incentivar as distribuidoras para reduzirem suas perdas não técnicas (CASTRO, 2019).

A Figura 2.11 mostra dois mapas do Brasil, segmentando os estados, mostrando as perdas não técnicas reais (parte direita da Figura) e regulatórias (parte esquerda da Figura) na baixa tensão no ano de 2020, ao passo que a Figura 2.12 mostra a evolução das perdas não técnicas entre os anos de 2008 até 2020.

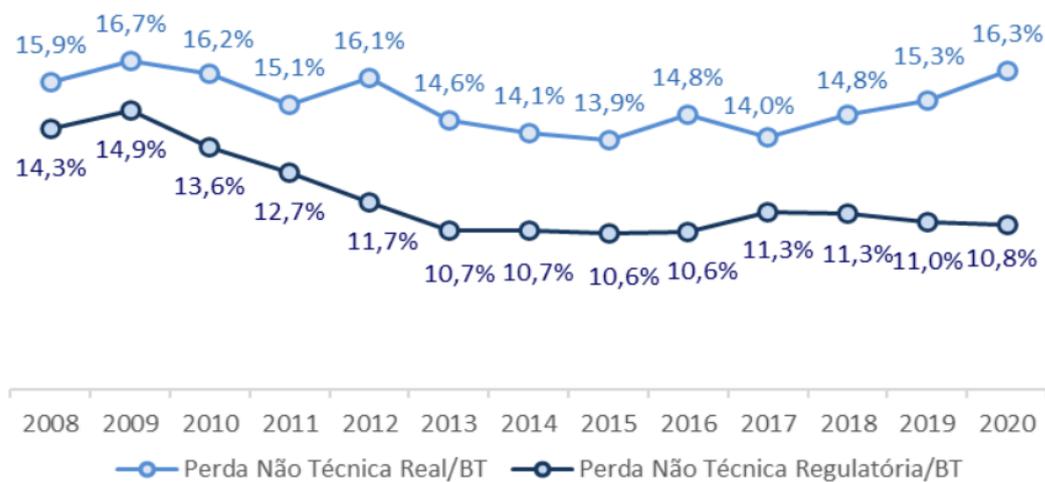
Penin (2008) descreve de forma completa, em subcapítulos, as principais causas que levam a ocorrência de perdas não técnicas nas redes de distribuição, que serão detalhadas a seguir. Deccache (2019) também discorre em seu trabalho sobre os principais motivos que ocasionam perdas não técnicas.

Figura 2.11 – Perdas Não Técnicas Reais e Regulatórias no Mercado de Baixa Tensão Faturado.



Fonte: ANEEL (2021).

Figura 2.12 – Evolução das Perdas Não Técnicas Reais e Regulatórias no Mercado de Baixa Tensão Faturado.



Fonte: ANEEL (2021).

- *Falha dos equipamentos*: a deterioração dos equipamentos, com o passar dos anos, pode levar a uma estimativa de perda técnica errônea, podendo não estar precisamente contemplada na metodologia de estimação da perda técnica, sendo alocada como perda não técnica;
- *Erros de faturamento*: Nos casos em que se necessita da medição de um leiturista nos medidores das unidades consumidoras e, havendo uma leitura equivocada ou errônea, intrinsecamente é gerado uma perda não técnica, essa que deve ser compensada na próxima leitura caso não ocorra um novo erro de leitura;

- *Consumo estimado*: Para calcular as perdas técnicas nos sistemas de distribuição, é utilizado o cálculo de fluxo de potência, este que tem variado com o passar dos ciclos. Martins (2021) descreve que, até o 3º Ciclo RTP, o algoritmo de *Back-Forward Sweep* foi utilizado pela ANEEL e, a partir do 4º Ciclo RTP, o método de injeção das correntes nodais vem sendo utilizado. Em qualquer um dos métodos, necessita-se os valores das curvas de carga, precisando estimar a demanda das cargas. Este é mais um fator que pode gerar erros nos resultados das perdas, incrementando o resultado das perdas não técnicas;
- *Anomalias dos medidores*: os medidores são outra fonte de possíveis problemas no momento da medição do leiturista ou na medição automática. Problemas como o vidro protetor do medidor quebrado/trincado, bobina do medidor com problemas, dentre outros problemas relacionados ao envelhecimento do equipamento pode gerar problemas nas medições, gerando mais um passível de aumento nas perdas não técnicas;
- *Furto e Fraude de Energia*: seja ligando uma unidade consumidora direto na rede da concessionária, sem o consentimento da mesma (popular “gato”), caracterizado como Furto; seja adulterando os medidores ou religando a energia por conta própria após um corte por falta de pagamento, caracterizado como Fraude. O Furto e a Fraude são as causas de perdas não técnicas mais complexas de serem combatidas pelas concessionárias de energia elétrica, seja por estarem geralmente ligadas à população residente em favelas, seja pela dificuldade de sua detecção. Destas irregularidades, as mais comuns são listadas a seguir, conforme Penin (2008).
 - Ligação direta a rede secundária (BT);
 - Desvio antes do medidor de energia;
 - Ligações do medidor invertidas;
 - Curto-circuito nos secundários dos transformadores de corrente;
 - Sequência de fases invertida;
 - Curto-circuito na entrada/saída do medidor.

2.2.1 Impacto das Perdas Não Técnicas na Tarifa de Energia Brasileira

Desde a promulgação da Lei das Concessões, em 1995, a regulação do setor de distribuição utiliza um modelo econômico do tipo *Price Cap*, que é um modelo de incentivo a partir do qual é estabelecido um preço teto fixo e os custos são gerenciados pelas empresas durante os períodos de revisão tarifária. Com isso, as concessionárias buscam sempre ganhos

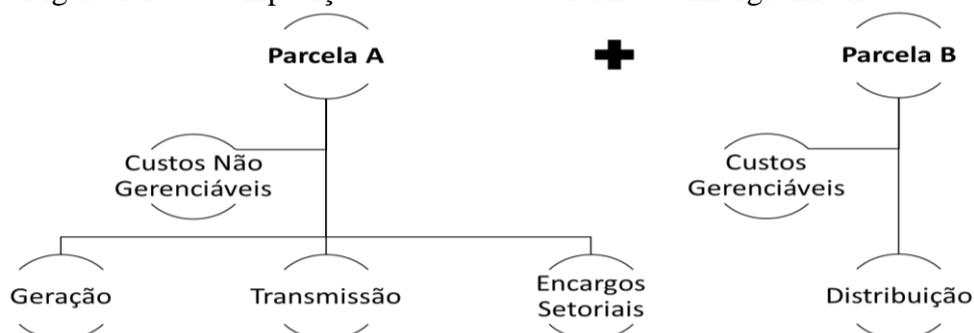
na sua produtividade, de forma a que o regime regulatório possa atuar na redução das tarifas de energia (CATÓLICO et. al., 2020).

A ANEEL se utiliza de alguns artifícios para acompanhar e avaliar o desempenho das distribuidoras para melhor definir as tarifas que serão cobradas dos seus consumidores. Para tanto, existe a Revisão Tarifária Periódica (RTP), esta que redefine o nível eficiente dos custos operacionais e a remuneração dos investimentos, chamada de Parcela B. Além da RTP, existe o Reajuste Tarifário Anual (RTA), este que assegura o equilíbrio econômico e financeiro da concessão anualmente, reestabelecendo o poder de compra da concessionária. No RTA, são repassadas as variações dos custos da Parcela A, que são os custos relacionados a compra de energia elétrica para atendimento de mercado, o valor da transmissão de energia e os encargos setoriais, ou seja, a Parcela A não tem gestão das distribuidoras (ANEEL, 2013).

Nos Procedimentos de Regulação Tarifária (PRORET), definidos por Resolução Normativa pela ANEEL, são estabelecidos os cálculos da receita requerida das distribuidoras de energia elétrica onde, basicamente, sua composição é dada pela soma das Parcelas A e B. A Figura 2.13 ilustra a composição dos custos das tarifas de energia elétrica.

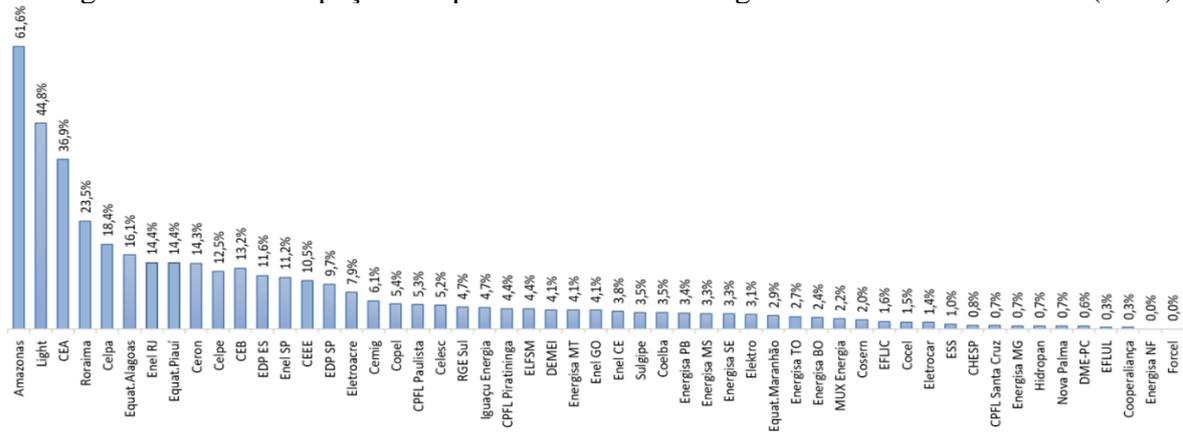
A ANEEL disponibilizou os custos dos valores das Perdas Técnicas e Não Técnicas no relatório de Perdas de Energia, em relação ao ano de 2020. Com relação às Perdas Técnicas, o montante foi de R\$ 8,5 bilhões de reais; já as Perdas Não Técnicas Reais representaram um custo de aproximadamente R\$ 8,6 bilhões de reais e as Perdas Não Técnicas Regulatórias somaram R\$ 5,6 bilhões de reais, representando aos consumidores cerca de 2,9 % do valor da tarifa de energia elétrica, este que varia dependendo da distribuidora. A Figura 2.14 mostra a participação das perdas não técnicas regulatórias, segregada pelas distribuidoras de energia elétrica, sobre a Parcela B no ano de 2020.

Figura 2.13 – Composição dos Custos de Tarifa de Energia Elétrica.



Fonte: Autoria própria.

Figura 2.14 – Participação das perdas não técnicas regulatória sobre a Parcela B (2020)



Fonte: ANEEL (2021).

2.3 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Nesta seção são apresentados trabalhos pesquisados na literatura e que são de grande relevância no assunto de perdas não técnicas. Diversas metodologias são contextualizadas, empregando métodos de inteligência artificial, métodos supervisionados e não-supervisionados, modelos matemáticos e estatísticos, além de agrupadores e classificadores de dados.

Em Trevisan (2014), é proposto e desenvolvido um sistema de combate às perdas não técnicas baseado no classificador floresta de caminhos ótimos (*Optimum-Path Forest*, OPF). No trabalho, é proposto a utilização de dados categóricos e a normalização dos dados, aplicando os testes do sistema desenvolvido em uma base de dados de clientes residenciais, diferente do que a maioria dos trabalhos na literatura apresentam, como consumidores comerciais e industriais.

O trabalho desenvolvido por Madrigal, Rico e Uzcategui (2017) apresenta uma metodologia para estimar perdas de energia causadas por roubos e fraudes em sistemas de distribuição de energia elétrica, ou seja, estimar as perdas não técnicas causadas por terceiros nos sistemas elétricos controlados pelas concessionárias de energia elétrica. Os autores utilizam modelos matemáticos, que são obtidos através do método de regressão linear, para desenvolver estratégias de alto grau de certeza para controle e mitigação deste tipo de perda. O método foi aplicado em um sistema real, com aproximadamente 1.500.000 clientes envolvidos nesta análise.

Já em Umar, Prasad e Fonkam (2019), foram aplicados os algoritmos de *k-means* e DBSCAN para segmentar consumidores de uma determinada concessionária de energia elétrica

da Nigéria, através da medição de suas contas de pagamento, consumo e tarifas de energia e agrupando, posteriormente, em clusters. Os consumidores foram agrupados em 5 clusters, onde cada cluster apresenta diferentes características socioeconômicas dos consumidores. A aplicação deste método, segundo os autores, auxilia na tomada de decisão por parte dos players do setor elétrico para quantificar e atuar na redução das perdas não técnicas.

Uma combinação de redes neurais com *random forest* foi desenvolvida por Yan, Zhao e Ren (2021). No trabalho, o objetivo da utilização das redes neurais vem da sua capacidade de extrair as características e interpretar o comportamento de um determinado conjunto de dados elétricos, estabelecendo um modelo que alerta em um possível comportamento característico de perdas não técnicas. Como classificador dos dados, o algoritmo *random forest* foi utilizado e se mostrou ser de alta acurácia na obtenção dos resultados, conforme os autores também comparam com outros modelos classificatórios como *decision tree* e SVM.

Em Guerrero et al. (2018), o assunto de perdas não técnicas foi analisado na maior concessionária de energia elétrica da Espanha. Seu método antigo de detecção de perdas não técnicas era analisar os consumidores que haviam zerado seu consumo durante um certo período. Os autores identificaram que este modelo possui um baixo índice de sucesso nas inspeções. Logo, propuseram uma metodologia baseada em filtragem de clientes, mineração de dados e aplicações de métodos de IA como redes neurais artificiais e árvores de classificação/regressão de dados. Os resultados mostram que o sucesso das inspeções foi aumentado em 3 vezes.

A abordagem em Glauner et al. (2016) sobre perdas não técnicas é feita em um grande conjunto de dados de unidades consumidoras, diferente do que, segundo os autores, é feito na maioria dos trabalhos na literatura, onde o assunto é tratado em um pequeno conjunto de dados. No trabalho, são utilizados três modelos: *boolean rules*, lógica fuzzy e SVM para diferentes proporções de conjuntos de dados. A grande contribuição do trabalho, conforme descrevem os autores, é a variedade das aplicações em que os métodos podem ser utilizados, incluindo dados desbalanceados.

Uma outra aplicabilidade em dados desbalanceados é explorada por Pereira e Saraiva (2020), que utilizam uma série de técnicas de aprendizado de máquina e de manipulação de dados, de forma a obter combinações dos métodos para garantir o melhor resultado nas simulações de detecção de perdas não técnicas. As técnicas de *Machine Learning* utilizadas no trabalho foram: regressão logística, *random forest*, SVM e redes neurais artificiais, além das métricas de avaliação *area under ROC curve* (AUC) e *f1-score*. Os autores comprovam nos

resultados que as combinações dos métodos dão um ganho significativo em obter melhores resultados, comparando com a utilização das técnicas utilizadas isoladamente.

Toma et al. (2019) faz a utilização, em seu trabalho, da técnica de aprendizado de máquina *support vector machine* como principal componente de análise para treinar um conjunto de dados coletados de medidores inteligentes e calcular a acurácia com os dados de teste para predição de perdas não técnicas. Do conjunto de dados coletados, o banco foi reduzido para tornar o processo menos complexo e mais rápido. Os autores ressaltam que quase 90% de acurácia foi obtido nos resultados da aplicabilidade do método para predição de consumidores irregulares.

No trabalho desenvolvido por Monteiro e Maciel (2018), é destacado a importância da utilização de técnicas para pré-selecionar consumidores a serem inspecionados como possíveis casos de ocorrências de perdas não técnicas, visto o grande aporte financeiro necessário para a execução da inspeção. Os autores utilizaram, no trabalho, as técnicas de *clustering k-means* e *k-medoids* para identificar grupos de consumidores que apresentam um consumo de energia suspeito para seus padrões. Com os resultados obtidos da simulação, os autores retratam que foram similares aos demais métodos supervisionados retratados na literatura.

Uma nova abordagem com a utilização de algoritmos de *clustering* para detecção de perdas não técnicas é feita por Quinde, Rengifo e Urbano (2021). Com a obtenção das curvas diárias de demanda pelos instrumentos de medição avançada (AMI), os autores implementam três diferentes algoritmos de *clustering: hierarchical clustering, k-means* e *k-medians*. O estudo dos autores considerou dados criados por um modelo gaussiano, ajustado para uma demanda de um consumidor residencial típico da cidade de Guayaquil, cidade do Equador. Os resultados mostraram um índice de detecção de 68% de perdas não técnicas.

Em Evaldt et al. (2021), uma aplicação similar a desta dissertação, que é a detecção de perdas não técnicas em áreas rurais de irrigação, é proposta utilizando redes neurais artificiais. No trabalho, são utilizados alguns indicadores de entrada como, por exemplo, temperatura, incidência solar, carga instalada, dentre outros. Com isso, é possível estabelecer uma correlação dos padrões de consumo das unidades consumidoras, onde, posteriormente, os resultados são confrontados com os dados reais de consumo de lavouras irrigantes de arroz no período de 2009 a 2014.

A dissertação desenvolvida por Calili (2005), assim como os demais trabalhos citados, traz uma aplicação na detecção de perdas não técnicas utilizando métodos de IA. Neste trabalho, redes neurais e lógica *fuzzy* são aplicados em um banco de dados da distribuidora de energia elétrica ELEKTRO, onde o objetivo do desenvolvimento da metodologia foi classificar os

consumidores da concessionária em 3 tipos: adimplentes, inadimplentes e fraudulentos. O autor destaca que os resultados apresentados foram robustos suficiente para o bom desempenho do método proposto.

A abordagem feita em Paulo (2020) propõe a detecção de perdas não técnicas em clientes ligados na baixa tensão, ou seja, que não possuem telemedição, através da utilização de técnicas de aprendizado de máquina SVMs, *random forest*, gradiente *boosting* e redes neurais *perceptron* multicamadas. Cada técnica teve uma aplicabilidade diferente, onde, por exemplo, o método de *random forest* foi utilizado para consumidores localizados em áreas rurais. Os resultados teóricos obtidos no trabalho representaram uma efetividade de 39,4%, onde a efetividade que a empresa pesquisada tinha anteriormente era de 19,5%.

2.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

O capítulo da revisão bibliográfica trouxe diversos aspectos em que este trabalho está inserido, desde a identificação dos atributos agrometeorológicos que impactam na utilização dos sistemas de irrigação das lavouras de cana-de-açúcar, bem como uma revisão do tema de perdas não técnicas, visto que a estimativa de consumo apresentada a seguir na metodologia resultará em um indicativo de ocorrência de uma possível perda não técnica.

Além disso, os trabalhos na literatura utilizando técnicas de IA, métodos supervisionados e não-supervisionados, bem como os classificadores de dados foram abordados neste capítulo, relacionados ao tema de perdas não técnicas. Contudo, em virtude da escassez de trabalhos relacionados à estimativa de consumo de unidades consumidoras irrigantes e correlacionando com uma possível ocorrência de perdas não técnicas, este trabalho traz uma metodologia correlacionando estes dois temas como principal contribuição.

3. METODOLOGIA PROPOSTA PARA ESTIMAÇÃO DE CONSUMO EM LAVOURAS COM IRRIGAÇÃO DE CANA DE AÇÚCAR

A metodologia descrita neste capítulo propõe realizar a estimativa de consumo de energia elétrica em unidades consumidoras que irrigam cana de açúcar onde, neste trabalho, se localizam no estado de São Paulo. Para tanto, a metodologia proposta busca estimar o consumo de energia elétrica de clusters, que serão gerados através da associação de centroides das áreas de plantio de cana-de-açúcar pelo algoritmo DBSCAN, onde cada centroide terá associado a ele uma UC, que é a UC mais próxima geograficamente deste centroide. Com a criação dos clusters, será estimado o consumo de energia elétrica destes clusters em duas etapas: considerando suprir 100% do déficit hídrico da cultura e considerando apenas fazer a irrigação de salvamento. Após a estimativa, os valores serão confrontados com a soma dos consumos das UCs do determinado cluster, onde, se houver diferença entre o consumo estimado e o consumo real, será gerado um indicativo de possível perda não técnica. De forma macro, a metodologia está ilustrada em um fluxograma na Figura 3.1.

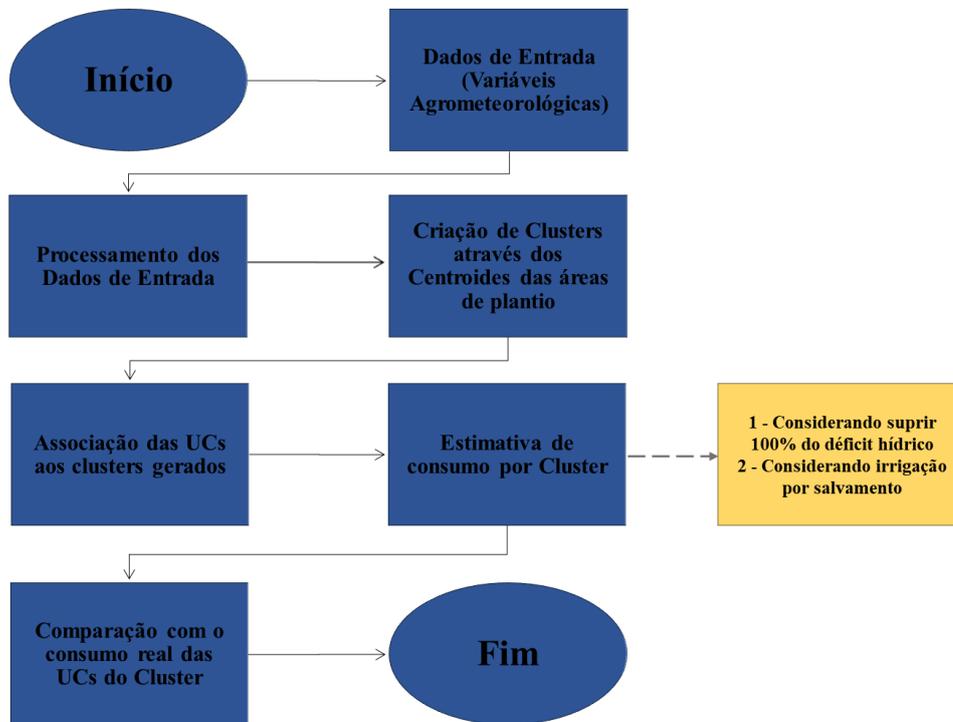
A metodologia ilustrada na Figura 3.1 começa com a obtenção de alguns dados agrometeorológicos, dados que são fundamentais para a utilização do sistema de irrigação na cana-de-açúcar, para estimar o consumo de energia elétrica dos clusters das áreas de plantio de cana-de-açúcar. A geração dos clusters será feita utilizando o algoritmo DBSCAN, visto a arbitrariedade na geração dos agrupamentos, alta velocidade no processamento e alta qualidade nos agrupamentos (VENTORIM, 2021).

A estimativa de consumo dos clusters será feita em duas partes: a primeira parte será considerando que será suprido todo o déficit hídrico da lavoura (irrigação plena); a segunda parte considerando que será utilizada a irrigação de salvamento, considerando a aplicação de uma lâmina bruta de 80 mm anual.

Estimado o consumo dos clusters, os mesmos serão confrontados com a soma dos consumos reais das UCs que foram associadas aos clusters na etapa de criação dos clusters dos centroides das áreas de plantio de cana-de-açúcar. Para tanto, serão utilizados os dados de consumo dos anos de 2020 e 2021, dados obtidos através do banco de dados da distribuidora. Será utilizada uma margem de erro na estimativa de consumo de energia elétrica dos clusters de 30% para mais e para menos. Este valor leva em consideração as diversas variáveis envolvidas na estimativa de consumo de energia elétrica das áreas de plantio que estão sujeitas

a imprecisões, desde a própria dimensão da área de plantio, bem como a distância até a fonte de água, pressão de serviço do sistema de irrigação, dentre outras variáveis.

Figura 3.1 – Fluxograma da metodologia proposta.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Na situação em que o consumo real do cluster, confrontado com o consumo estimado mais o fator de erro na estimativa, der discrepâncias, será gerado um indicativo de possível perda não técnica.

Toda a metodologia foi desenvolvida na linguagem de programação *Python*. Segundo Silva (2019), a linguagem de programação *Python* é extremamente simples e robusta, onde sua arquitetura bem projetada, fornece um bom desempenho e legibilidade do código. A linguagem possui ampla versatilidade, podendo atuar bem na área comercial, ou em áreas mais específicas como por exemplo: no desenvolvimento científico, geoprocessamento e em aplicações mobile, tanto isoladamente ou integrada a outras ferramentas.

3.1 CARACTERIZAÇÃO DOS DADOS DE ENTRADA

3.1.1 DADOS CADASTRAIS

O processo inicial da metodologia começa com a obtenção de dados cadastrais de unidades consumidoras de uma concessionária de distribuição de energia elétrica do estado de São Paulo. Neste banco de dados, o tipo de informação existente é preponderantemente de classe comercial, vinculada à cada UC. As principais informações deste banco de dados estão descritas na Tabela 3.1.

Tabela 3.1 – Principais informações do banco de dados cadastrais.

Atributo	Descrição do Atributo	Natureza do Atributo
Código de Instalação	Código de instalação de cada UC	Qualitativa
Município	Município em que se localiza a UC	Qualitativa
Grupo de Tensão	Nível de tensão ao qual a UC é atendida	Quantitativa
Classe de Consumo	Classe de consumo da UC	Qualitativa
Alimentador	Alimentador ao qual a UC é atendida	Qualitativa
Latitude	Latitude da UC	Quantitativa
Longitude	Longitude da UC	Quantitativa
Consumo	Consumo da UC	Quantitativa
Data de Referência	Data ao qual foi realizada a medição de consumo da UC	Quantitativa

Fonte: Elaborado pelo autor.

Em virtude de os consumos mensais serem relativos, no geral, pela prática da concessionária de energia, em relação ao consumo dos primeiros 15 dias do mês atual somados aos últimos 15 dias do mês anterior, os consumos mensais serão reajustados para contabilizar desta forma. Deste modo, o consumo de um determinado mês (C_t), em kWh, será dado por (1).

$$C_t = \frac{C_t * 15}{30} + \frac{C_{t-1} * 15}{30} \quad (1)$$

3.1.2 DADOS DA FENOLOGIA DA CANA-DE-AÇÚCAR

Conforme já exposto no capítulo 2, os dados da fenologia da cana-de-açúcar impactam diretamente na utilização da irrigação para esta cultura. Com isso, foram levantados pelo autor, através de pesquisas na literatura, os dados expostos na Tabela 3.2.

Tabela 3.2 – Dados da fenologia da Cana-de-açúcar.

Atributo	Descrição do Atributo	Natureza do Atributo
Coefficiente da Cultura (Kc)	Kc de cada estágio, por mês, da cana-de-açúcar	Quantitativa
Sistema de irrigação	Sistema utilizado para a irrigação da cana-de-açúcar	Qualitativa
Profundidade	Profundidade do sistema radicular da cana-de-açúcar	Quantitativa
Eficiência	Eficiência do sistema de irrigação	Quantitativa
Pressão de Serviço	Pressão de serviço do sistema de irrigação	Quantitativa

Fonte: Elaborado pelo autor.

As pesquisas na literatura apontaram diferentes valores de Kc conforme a variação do clima e a localidade de estudo. Para este trabalho, foram observados os dados obtidos por Albuquerque (2014), Esteves et al. (2014) e Da Silva et al (2012), visto suas precisões nos resultados obtidos. Com isso, foram determinados os valores de Kc a serem utilizados neste trabalho conforme a Tabela 3.3.

Tabela 3.3 – Valores de Kc da cana-de-açúcar.

Estádio de Desenvolvimento	Coefficiente da cultura (Kc)
Germinação e brotação	0,70
Perfilamento	0,90
Crescimento Intenso	1,10
Maturação	0,75

Fonte: Elaborado pelo autor.

Conforme também já exposto no capítulo 2, o sistema de irrigação utilizado neste trabalho para irrigação da cana-de-açúcar é o sistema autopropelido. Além disso, conforme estudo realizado em Marouelli (2008), os valores de eficiência do sistema de irrigação autopropelido variam na faixa de 65%-80%. Com isso, neste trabalho, o valor de eficiência a ser utilizado será de 70%.

Tabela 3.4 – Eficiência do sistema autopropelido.

Sistema de Irrigação	Eficiência (%)
Autopropelido	70 %

Fonte: Elaborado pelo autor.

Também em Marouelli (2008), é mencionado que os sistemas autopropelidos de médio e grande porte operam com pressão de serviço na faixa de 300 kPA – 700 kPA, ou 30 mca – 70 mca. Deste modo, para o trabalho, será selecionado um valor de 300 kPA, ou 30 mca, como pressão de serviço do sistema autopropelido.

Tabela 3.5 – Pressão de serviço do sistema autopropelido.

Sistema de Irrigação	Pressão de Serviço (mca)
Autopropelido	30 mca

Fonte: Elaborado pelo autor.

Segundo Castioni et. al. (2015), a cana-de-açúcar possui um sistema radicular que pode apresentar atividade em uma profundidade de até 2 metros, mas que, no manejo em sistemas mecanizados, cerca de 70% a 85% das raízes possuem profundidade entre 0 e 0,4 metros. Desta forma, neste trabalho, foi utilizado um valor de 0,35 metros de profundidade, conforme Tabela 3.6.

Tabela 3.6 – Profundidade do sistema radicular da cana de açúcar.

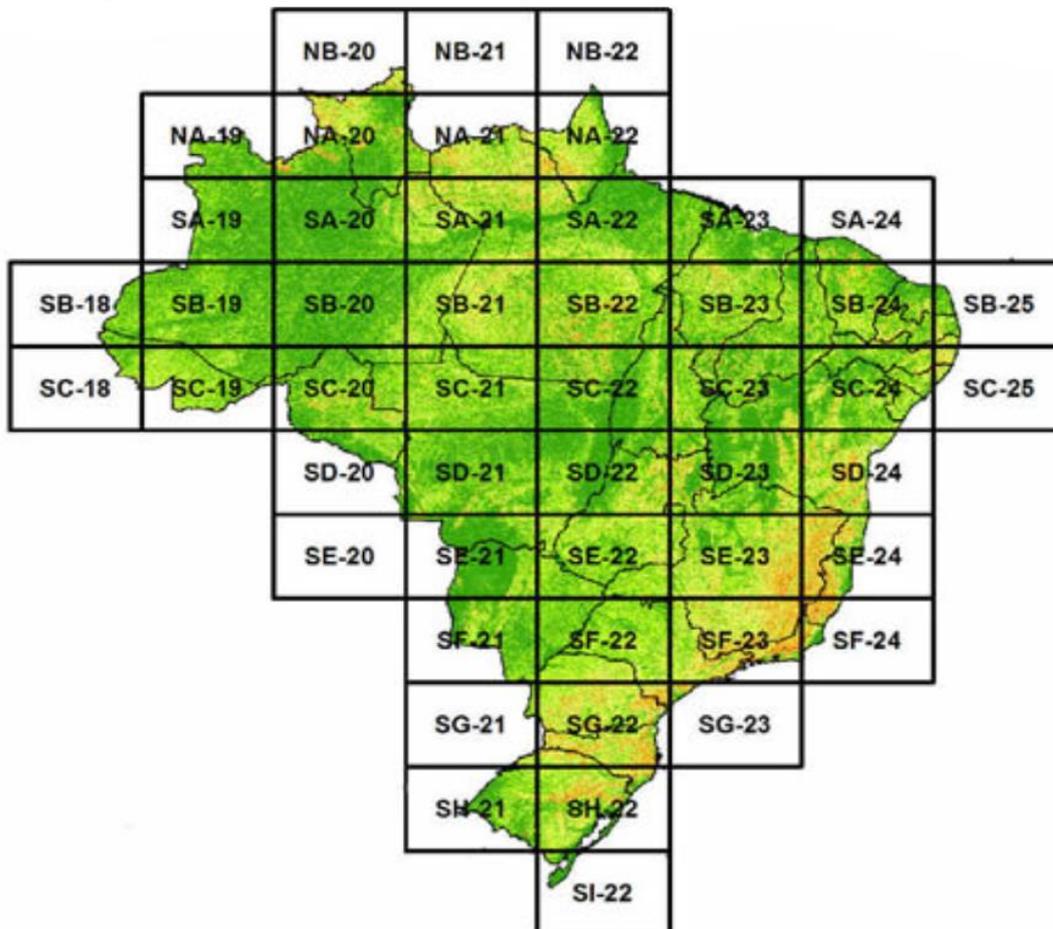
Cultura	Profundidade do sistema radicular
Cana-de-açúcar	0,35 metros (350 mm)

Fonte: Elaborado pelo autor.

3.1.3 DADOS DE DESNÍVEL E CAPACIDADE DE ÁGUA DISPONÍVEL NO SOLO (CAD)

Nas próximas seções serão apresentadas as fórmulas de cálculo da vazão e da altura manométrica, indispensáveis para a estimativa de consumo de energia do sistema irrigante. Porém, ambas dependem do desnível do solo do ponto onde se localiza o sistema irrigante até a fonte de água. Para isso, foram obtidos dados do desnível através da plataforma disponibilizada pelo Serviço Geológico do Brasil. Nesta plataforma, são disponibilizados diversos arquivos *shapefile*, onde divide o território brasileiro em folhas, conforme mostra a Figura 3.2.

Figura 3.2 – Mapa de Declividade em Percentual do Relevo Brasileiro.



Fonte: Serviço Geológico do Brasil.

Os arquivos *shapefile* contém polígonos, onde cada polígono possui uma característica de desnível e uma faixa de valor de desnível associado, conforme Tabela 3.7.

Tabela 3.7 – Faixa de valores dos desníveis.

Característica do desnível	DN (<i>shapefile</i>)	Faixa de valores de desnível	Valor médio de desnível
Plano	1	0 a 3%	1,5%
Suavemente Ondulado	2	3 a 8%	5%
Ondulado	3	8 a 20%	14%
Forte Ondulado	4	20 a 45%	33%
Montanhoso	5	45 a 75%	60%
Escarpado	6	> 75%	85%

Fonte: Elaborado pelo autor.

Em posse das coordenadas de cada UC, as mesmas são inseridas dentro dos polígonos, onde a cada UC é associada a um valor de desnível. A Tabela 3.8 mostra os dados de entrada do desnível.

Tabela 3.8 – Dados de entrada do desnível.

Atributo	Descrição do Atributo	Natureza do Atributo
Desnível (DN)	Valor (<i>index</i>) do desnível da UC	Quantitativa
Geometria	Coordenadas dos vetores do polígono	Quantitativa

Fonte: Elaborado pelo autor.

Os dados da CAD foram obtidos através da base de dados disponibilizada pela ANA e pela Universidade Federal do Paraná (UFPR), inseridas no Atlas Irrigação: uso da água na agricultura irrigada. A base dispõe dos dados para todos os solos dos municípios do Brasil. Desta forma, os dados de entrada da Tabela da CAD foram inseridos conforme a Tabela 3.9.

Tabela 3.9 – Dados de entrada da CAD.

Atributo	Descrição do Atributo	Natureza do Atributo
Município	Município de interesse	Qualitativa
CAD	CAD correspondente ao município de interesse	Quantitativa

Fonte: Elaborado pelo autor.

3.1.4 DADOS METEOROLÓGICOS

Para a estimativa de consumo de energia elétrica das unidades consumidoras irrigantes de cana-de-açúcar, é necessário conhecer os dados pluviométricos e a evapotranspiração de referência. Estes dados foram obtidos através do Centro Integrado de Informações Agrometeorológicas (CIIAGRO), que disponibiliza um portal onde é possível obter dados meteorológicos de diversas estações meteorológicas espalhadas pelo estado de São Paulo.

Para o estudo deste trabalho, foram extraídos os dados pluviométricos e de evapotranspiração da estação meteorológica automática de Barretos. Os dados foram extraídos com o formato conforme a Tabela 3.10.

Tabela 3.10 – Dados de entrada meteorológicos.

Atributo	Descrição do Atributo	Natureza do Atributo
Município	Município de interesse	Qualitativa
Mês	Mês correspondente das informações de interesse	Qualitativa
Precipitação	Valor da precipitação do mês correspondente	Quantitativa
ETo	Valor da evapotranspiração do mês correspondente	Quantitativa

Fonte: Elaborado pelo autor.

3.1.5 DADOS DAS ÁREAS DE PLANTIO

Assim como foi realizado o estudo do mapeamento tecnológico da cana-de-açúcar, também foi realizado, paralelamente, o estudo de processamento de imagens de satélite para identificação das áreas de plantio, identificação das culturas e também distância das unidades consumidoras até a fonte de água mais próxima, insumos de entrada neste trabalho. Além dos atributos citados anteriormente, foram obtidos os centroides das áreas de plantio, o município ao qual pertence o centroide e as 3 unidades consumidoras mais próximas a este centroide. A Tabela 3.11 mostra os dados de entrada obtidos das áreas de plantio.

Tabela 3.11 – Dados de entrada das áreas de plantio.

Atributo	Descrição do Atributo	Natureza do Atributo
UC 1	UC mais próxima do Centroide	Quantitativa
Distância da UC 1 até o respectivo Centroide	Distância, em km, da UC 1 até o centroide em questão	Quantitativa
UC 2	2º UC mais próxima do Centroide	Quantitativa
Distância da UC 2 até o respectivo Centroide	Distância, em km, da UC 2 até o centroide em questão	Quantitativa
UC 3	3º UC mais próxima do Centroide	Quantitativa
Distância da UC 3 até o respectivo Centroide	Distância, em km, da UC 3 até o centroide em questão	Quantitativa
Lat/Long do Centroide	Latitude e Longitude do Centroide em questão	Quantitativa
Município	Município de localização do Centroide	Qualitativa
Área	Area total do Centroide	Quantitativa
Cultura	Cultura ao qual pertence o Centroide	Qualitativa
Distância do Centroide até Corpo Hídrico	Distância, em km, do Centroide até a fonte de água mais próxima	Quantitativa

Fonte: Elaborado pelo autor.

3.2 PROCESSAMENTO DOS DADOS DE ENTRADA

Com os dados de entrada obtidos, é necessário fazer o processamento dos mesmos, de modo a deixar os dados prontos a serem aplicados na metodologia proposta. Sendo assim, a primeira etapa do processamento é a filtragem no banco de dados da distribuidora para utilizar somente as informações de interesse para o estudo, eliminando erros de cadastro, unidades consumidoras inativas e selecionando apenas UCs com o benefício da irrigação no período reservado, benefício que é oferecido aos consumidores que utilizam irrigação. Desta forma, selecionando o município piloto deste trabalho, o município de Barretos, restaram 177 UCs.

A etapa posterior, em um segundo banco de dados da distribuidora, é filtrar os consumos dos anos de interesse, visto que, neste banco de dados, o histórico de consumo contempla consumos dos anos de 2003 até 2021. Sendo assim, foram selecionados os consumos dos anos

de 2020 e 2021 para fins da estimativa de consumo, visto que os dados das áreas obtidos foram relativos a estes anos.

Desta forma, as duas bases de dados foram unificadas em uma só, contemplando as informações de interesse para o presente trabalho. As informações da nova base ficaram conforme mostra a Tabela 3.12.

Tabela 3.12 – Junção dos bancos de dados de entrada.

CÓDIGO DA UC	INFORMAÇÕES COMERCIAIS	DATA DO CONSUMO	CONSUMO
UC A		2020/1	
UC A		2020/2	
UC A		...	
UC A		2021/12	
UC B		2020/1	
UC B		2020/2	
UC B		...	
UC B		2021/12	

Fonte: Elaborado pelo autor.

3.3 ALGORITMO DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL DBSCAN

O algoritmo DBSCAN (da sigla em inglês *Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise*) foi desenvolvido em 1996 tinha como objetivo encontrar agrupamentos e ruídos em bases de dados espaciais (DANIEL, 2016). O DBSCAN utiliza a densidade para a realização dos agrupamentos, possibilitando que o algoritmo seja capaz de realizar agrupamentos de formato arbitrário. O método permite agrupamentos de alta qualidade e possui diversas vantagens quando comparado com outros algoritmos de análise de agrupamento (VENTORIM, 2021).

O algoritmo do DBSCAN utiliza dois parâmetros de entrada que permitem sua execução: o número mínimo de pontos dos agrupamentos e o raio de busca por vizinhos a partir

do ponto selecionado. Desta forma, o DBSCAN inicia a busca por um ponto aleatório e compara a distância deste ponto com todos os outros pontos da base de dados de entrada do algoritmo. Este ponto aleatório é demarcado como centroide se em uma circunferência de raio E_{ps} possuir o número mínimo de pontos, definidos no início, para formar o agrupamento. O ponto é considerado borda se na circunferência E_{ps} existem pontos alcançáveis, mas não o suficiente para formar um agrupamento. Por fim, o ponto é denominado ruído, caso o ponto não seja alcançável por nenhum outro numa circunferência de raio E_{ps} , sendo que este processo é executado até que todos os pontos sejam marcados (DANIEL, 2016).

O algoritmo classifica os objetos em três tipos (GAVA et. al., 2013):

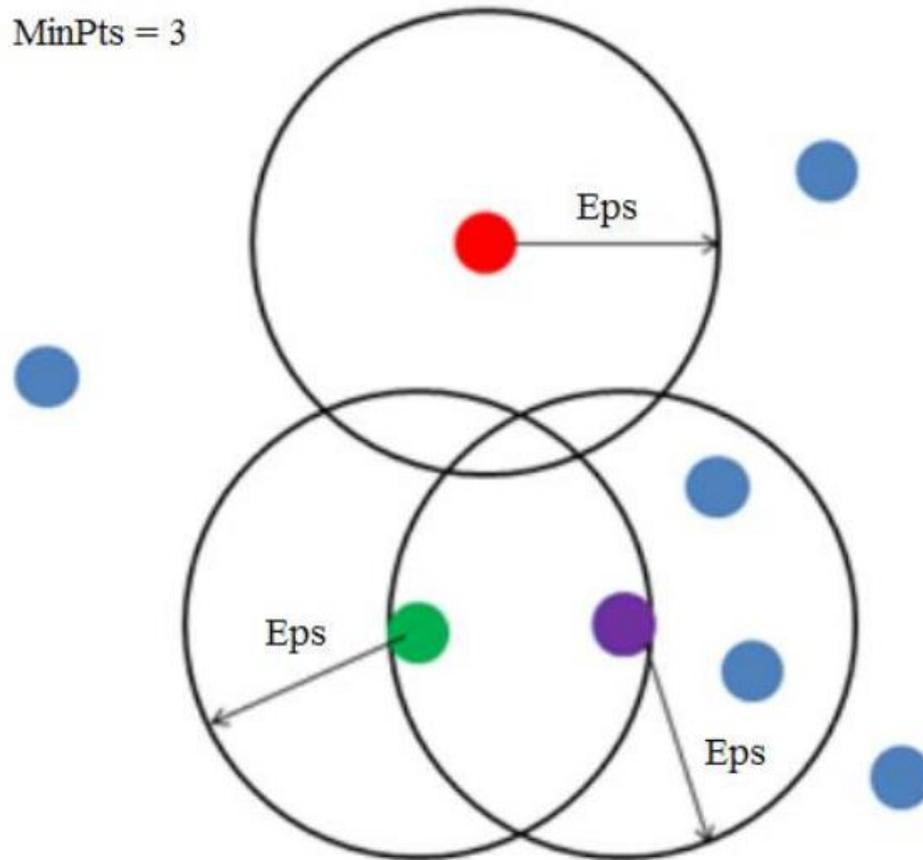
- Pontos Centrais: são os pontos que estão no interior de uma região densa, onde existem n pontos com raio E_{ps} deste ponto. A cardinalidade destes pontos em relação ao parâmetro E_{ps} – vizinhança deve ser de no mínimo n pontos;
- Pontos de borda: estão na fronteira de uma região densa, ou seja, na E_{ps} – vizinhança de algum ponto central;
- Ruídos (*Outliers*): são pontos que não são nem centrais e nem de borda, não estando em nenhum agrupamento ou cluster.

Na Figura 3.3 é mostrado um exemplo de como o algoritmo DBSCAN se comporta na classificação dos pontos (ponto roxo é o centro, ponto verde é borda, ponto vermelho é ruído e os pontos azuis não foram processados ainda).

Conforme o algoritmo DBSCAN é iniciado, é construída uma matriz de dissimilaridade, que representa a distância entre os pares de pontos (p_x). A matriz sempre será quadrada e o seu tamanho $n \times n$, onde n representa a quantidade de pontos que serão agrupados, conforme equação (2).

$$\begin{bmatrix} 0 & & \\ dist(p2, p1) & 0 & \\ dist(p3, p1) & dist(p3, p2) & 0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

Figura 3.3 – Funcionamento do DBSCAN.



Fonte: Adaptado de Daniel (2016).

Para o cálculo da matriz de dissimilaridade, é empregada uma métrica que faz o cálculo das distâncias entre todos os pontos. Como os pontos, neste trabalho, são coordenadas geográficas dos centroides das áreas de plantio a serem agrupadas, a métrica de distância adotada será a *Haversine*. Hanson (2020) define a métrica de *Haversine* como sendo a que mais aproxima a distância entre duas coordenadas, medindo a distância angular entre os pontos de uma superfície esférica. A equação (3) mostra como essa métrica executa o cálculo.

$$D(x, y) = 2 \arcsin \sqrt{\sin^2 \left(\frac{x_1 - y_1}{2} \right) + \cos(x_1) \cos(y_1) \sin^2 \left(\frac{x_2 - y_2}{2} \right)} \quad (3)$$

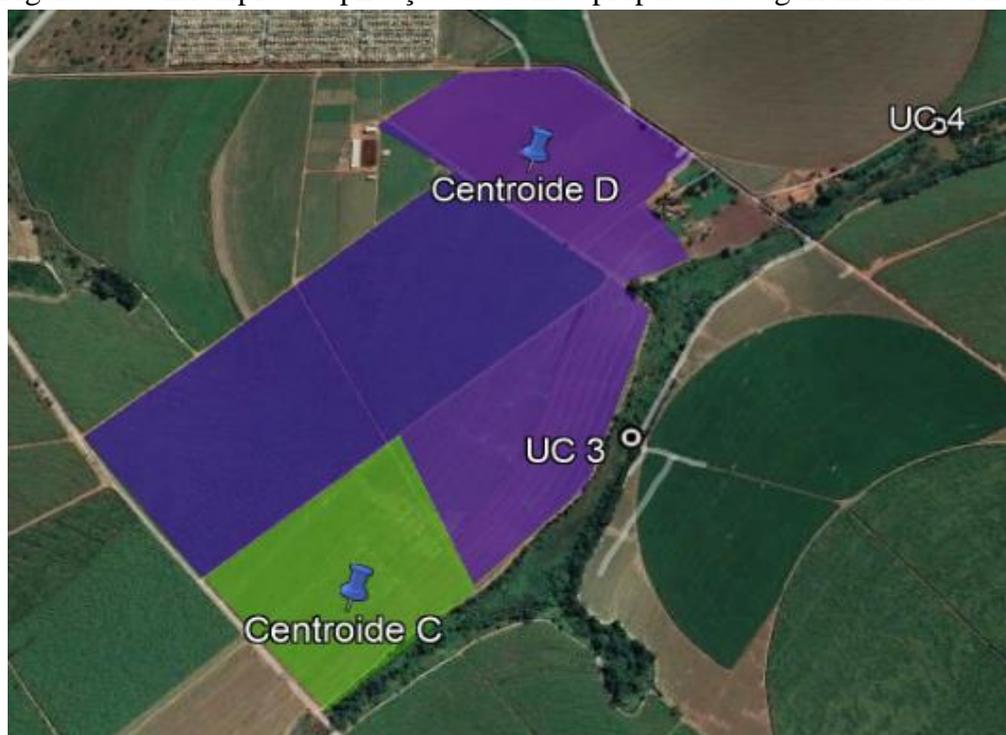
3.4 CRIAÇÃO DE CLUSTERS DOS CENTROIDES DAS ÁREAS DE PLANTIO DE CANA-DE-AÇÚCAR

O processo de atribuição das áreas de plantio para determinada UC é complexo, visto que uma mesma área de plantio pode ter mais de uma UC considerada próxima a ela. Desta forma, estimar o consumo por UC pode não ser a melhor forma para detectar possíveis perdas não técnicas neste processo.

Para tentar otimizar o processo e diminuir a incerteza na detecção de PNT, foi desenvolvida uma técnica de criação de clusters dos centroides das áreas de plantio, de forma a reduzir o erro de uma possível associação errônea de uma UC a um determinado centroide. Desta forma, cada cluster pode ter um ou mais centroides associados a ele, onde a estimativa de consumo do cluster será cruzada com o somatório de consumo de cada UC mais próxima dos centroides.

A Figura 3.4 retrata a dificuldade de associação de UCs a seus respectivos centroides: a UC 1 ou a UC 2 poderiam pertencer tanto ao centroide A ou B, visto suas proximidades. Desta forma, a técnica proposta mitiga esse risco, considerando que o cluster agrupará os dois centroides, neste exemplo.

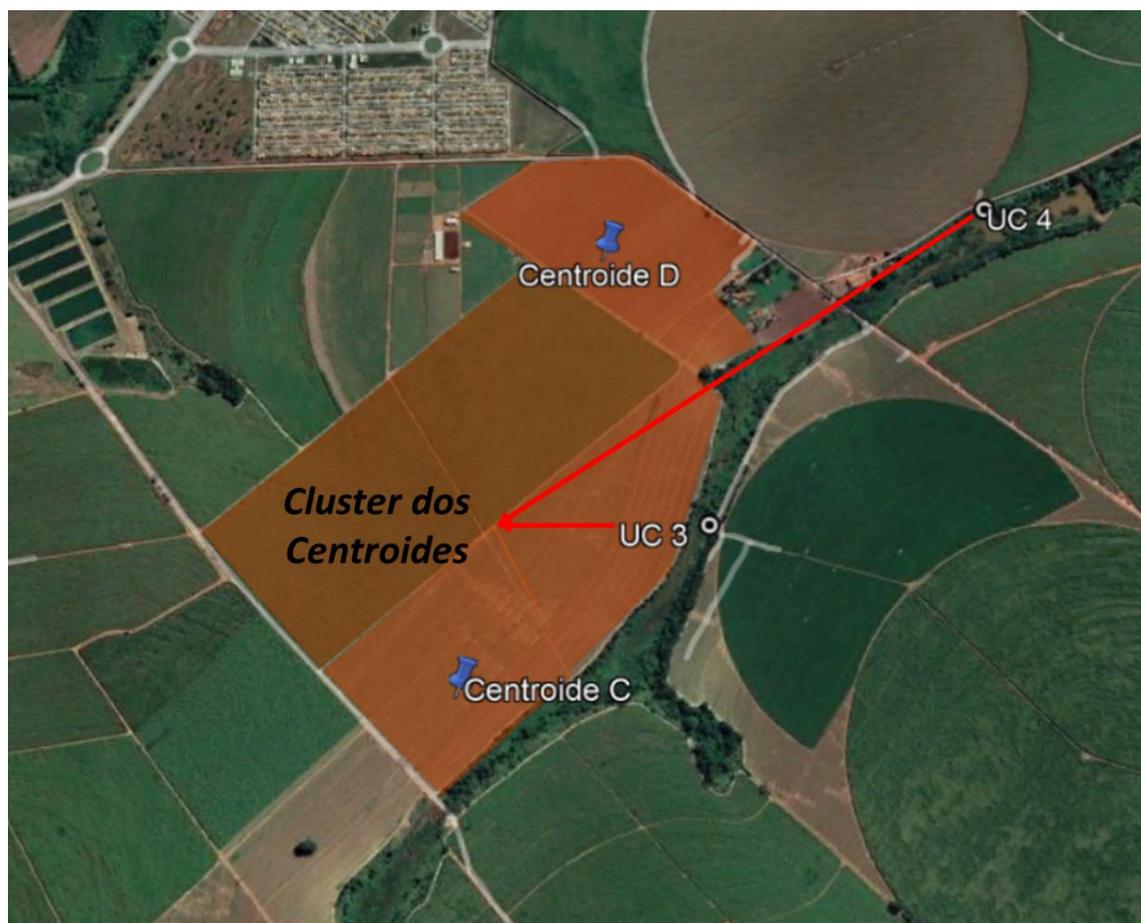
Figura 3.4 – Exemplo de aplicação da técnica proposta do algoritmo DBSCAN.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Para a geração dos clusters, foi utilizado o algoritmo DBSCAN, que possui a funcionalidade de limitar a geração dos clusters por distância máxima entre coordenadas de pontos. A distância máxima entre centroides foi definida como sendo de 1.10 km, visto que centroides muito distantes possivelmente não tenham relação entre os mesmos. Para o exemplo mostrado anteriormente, a clusterização e associação das UCs ao cluster ficaria conforme Figura 3.5.

Figura 3.5 – Geração de um cluster a partir do algoritmo DBSCAN.



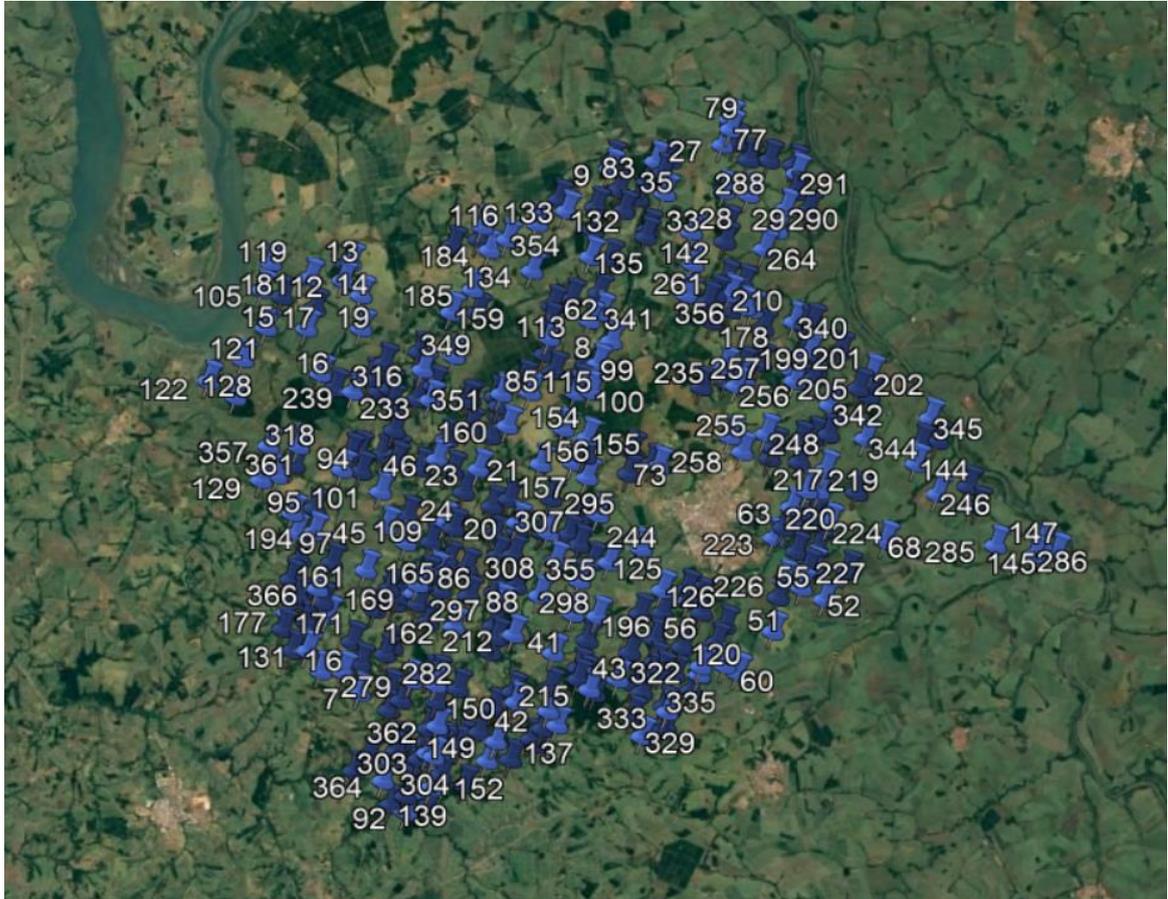
Fonte: Elaborado pelo autor.

O processo foi aplicado para 367 centroides identificados nas áreas de plantio de cana-de-açúcar no município de Barretos. Estes centroides foram obtidos através do processamento de imagens de satélite, onde os dados resultantes são dados de entrada deste trabalho. O resultado do processamento está ilustrado na Figura 3.6.

Com a aplicação do algoritmo DBSCAN nas coordenadas dos respectivos centroides, foram gerados no total 247 clusters. A Figura 3.7 mostra os centroides e seus respectivos

clusters, ao passo que a Tabela 3.13 e a Figura 3.8 correlacionam o número de UCs com os clusters gerados.

Figura 3.6 – Centroides das áreas de plantio de cana-de-açúcar do município de Barretos.



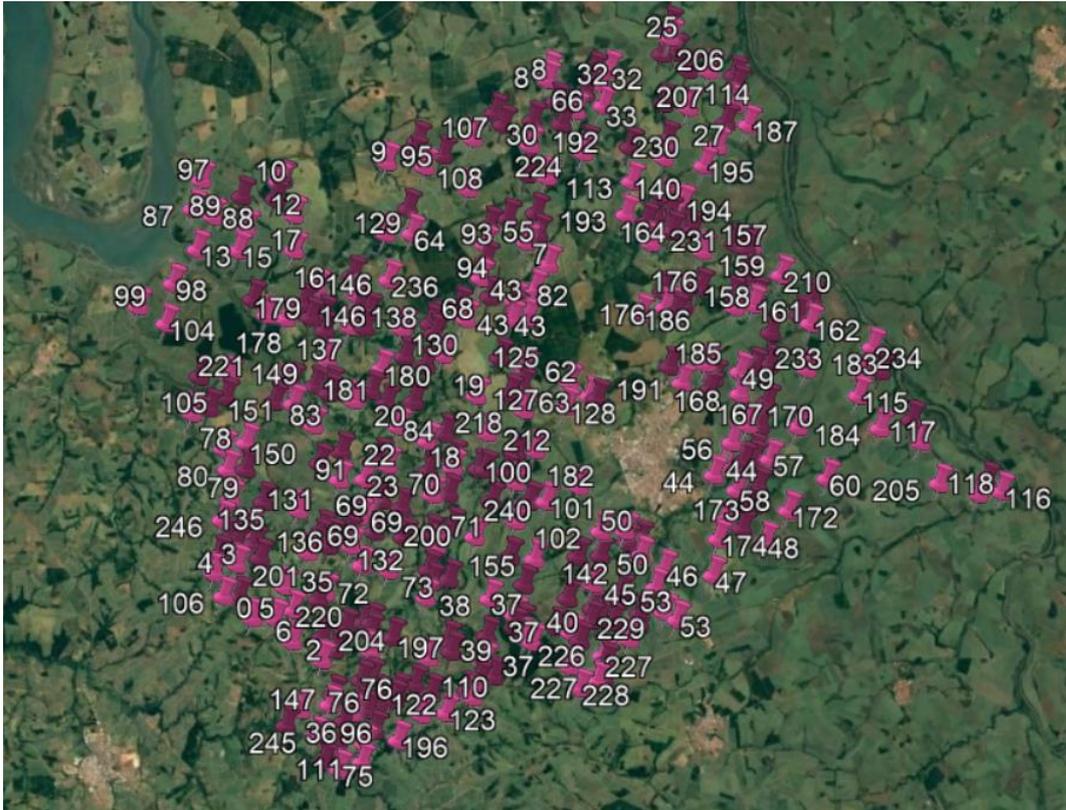
Fonte: Elaborado pelo autor.

Tabela 3.13 – Correlação entre o número de UCs com a quantidade de clusters.

Número de UCs	Quantidade de Clusters
1	186
2	36
3	11
4	8
5	3
8	1
9	1
12	1

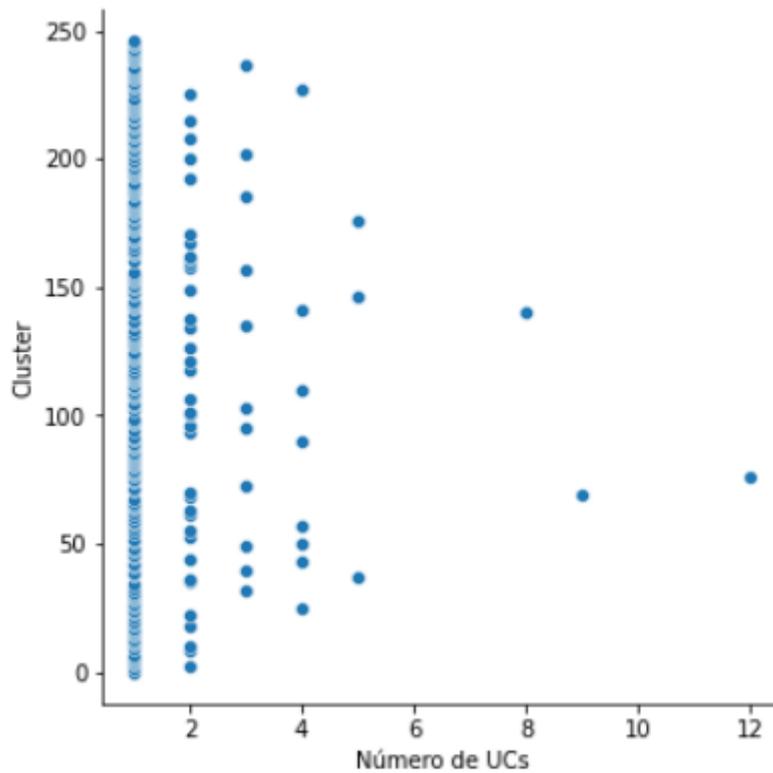
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 3.7 – Centroides com seus respectivos clusters.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 3.8 – Correlação entre o número de UCs com a quantidade de clusters.



Fonte: Elaborado pelo autor.

3.5 EQUAÇÕES E VALORES DOS ATRIBUTOS PARA ESTIMATIVA DE CONSUMO DAS UNIDADES CONSUMIDORAS

3.5.1 Altura Geométrica (H_g)

A altura geométrica é um dos atributos para estimar a altura manométrica (AMT), esta que é utilizada para estimar a vazão (Q) do sistema irrigante. A altura geométrica é dada por (4)

$$H_g = \frac{\Delta L * L}{100} \quad (4)$$

Onde:

- H_g é a altura geométrica entre a fonte de captação de água e o ponto mais alto da área irrigada (m);
- ΔL é o desnível percentual do solo (decimal);
- L é a distância da UC até a fonte de água (m);

3.5.2 Perdas de Carga (H_f)

As perdas de carga também são um atributo relacionado ao cálculo da AMT. Sua determinação envolve várias grandezas como: diâmetro, material e comprimento da tubulação e vazão. Para simplificação, será considerado que a perda de energia é 10% da altura geométrica de recalque. Sua fórmula é dada por (5).

$$H_f = 0,1 * H_g \quad (5)$$

Onde:

- H_f é a perda de energia (carga) gerada pelo fluxo de água no sistema de irrigação (m);

3.5.3 Altura Manométrica (AMT)

Dada a altura geométrica, as perdas de carga e também em posse do valor da pressão de serviço (p_s) sistema de irrigação (definido como sendo 50 mca), é possível estimar o valor da

AMT, que demonstra o valor necessário que o sistema de irrigação deve exibir para irrigar uma determinada área, dado o desnível e distância a ser superado. A AMT é dada por (6)

$$AMT = Hg + Hf + Ps \quad (6)$$

- AMT é a altura manométrica total (m);
- Hg é a altura geométrica de recalque- desnível topográfico (m);
- Hf é a perda de carga (m)
- Ps é a pressão de serviço necessária ao acionamento do sistema de irrigação (m.c.a);

3.5.4 Evapotranspiração da Cultura (ETc)

Para conhecer a lâmina de irrigação necessária para uma cultura qualquer, é necessário estimar a evapotranspiração de cultura (ETc), que é a evapotranspiração levando em consideração a fase do desenvolvimento da determinada cultura. A evapotranspiração da cultura é dada por (7)

$$ETc = Kc * ETo \quad (7)$$

onde:

- ETc é a evapotranspiração da cultura (mm)
- Kc é o coeficiente da cultura;
- ETo é a evapotranspiração de referência mensal (mm);

3.5.5 Lâmina de irrigação Bruta (Lib)

A lâmina de irrigação bruta reflete a quantidade de água a ser repostada para determinada cultura para suprir a deficiência hídrica. O cálculo da lâmina de irrigação, levando em consideração o sistema de irrigação utilizado, é dado por (8).

$$Lib = \frac{\sum(ETc - P)}{\eta} \quad (8)$$

onde:

- Lib é a lâmina de irrigação bruta necessária (mm);
- ETc é a evapotranspiração da cultura (mm);
- P é a precipitação mensal (mm);
- η é a eficiência do sistema de irrigação.

3.5.6 Tempo de Irrigação (Ti)

O tempo de irrigação (Ti) associa a lâmina de irrigação necessária com a velocidade de infiltração da água no solo (Vib). Sua fórmula é dada por (9).

$$Ti = \frac{Lib}{Vib} \quad (9)$$

onde:

- Ti é o tempo de irrigação (h);
- Lib é a lâmina de irrigação necessária (mm);
- Vib é a velocidade de infiltração da água no solo (neste trabalho, foi adotado um valor médio de 12 mm/h);

3.5.7 Vazão do sistema de irrigação (Qi)

O cálculo da vazão é fundamental para, posteriormente, estimar o consumo do sistema de irrigação de uma determinada cultura. A vazão reflete a capacidade de um fluido de escoar por um determinado duto.

A vazão, neste caso, associa a lâmina de irrigação, a área necessária a ser irrigada, a altura manométrica e o tempo de irrigação. Sua fórmula é dada por (10).

$$Qi = \frac{Lib * A * 10}{Ti * 3600} \quad (10)$$

onde:

- Qi é a vazão do sistema de irrigação (m³/s);
- Lib é a lâmina de irrigação necessária (mm);

- A é a área a ser irrigada (há);
- T_i é o tempo de irrigação (h).

3.5.8 Potência do sistema de irrigação (P_i)

Para estimar a energia consumida por um sistema de irrigação, é necessário conhecer a sua potência. A potência de um sistema de irrigação relaciona a vazão com a altura manométrica e a eficiência do sistema de irrigação.

Para fins de cálculo, sua fórmula é dada por (11).

$$P_i = \frac{Q_i * AMT * 9,8}{\eta} \quad (11)$$

onde:

- P_i é a potência do sistema de irrigação (kW);
- Q_i é a vazão irrigação necessária (m^3/s);
- AMT é a altura manométrica (m);
- η é a eficiência do sistema de irrigação.

3.5.9 Energia consumida pelo sistema de irrigação (E_i)

O cálculo da energia consumida pelo sistema de irrigação é a estimativa do consumo deste sistema, dados todos os atributos necessários para seu cálculo. Sua fórmula é dada por (12).

$$E_i = P_i * T_i \quad (12)$$

onde:

- E_i é a energia consumida pelo sistema de irrigação (kWh);
- P_i é a potência do sistema de irrigação (kW);
- T_i é o tempo de irrigação (h).

3.5.10 Indicador PNT

O indicador de PNT é gerado através da relação entre o consumo estimado do cluster e o consumo do banco de dados das UCs que formam o determinado cluster. Este indicador pode assumir dois valores:

- “SIM”, caso o consumo de energia elétrica estimado do cluster for maior que o consumo real das UCs deste cluster;
- “NÃO”, caso o consumo de energia elétrica estimado do cluster for menor ou igual que o consumo real das UCs deste cluster;

3.6 BALANÇO HÍDRICO PARA IRRIGAÇÃO DE SALVAMENTO

Para a estimativa de consumo dos clusters utilizando a irrigação de salvamento, será considerado que a lavoura irá suprir, no total, 80 mm anuais de lâmina bruta. Essa consideração será feita em virtude do estudo publicado em ANA (2017), onde foi constatado que 98,4% das lavouras que irrigam cana utilizam essa forma de manejo.

De forma a não aplicar toda a lâmina de uma vez só, os 80 mm de lâmina bruta serão divididos em períodos decendiais onde a deficiência hídrica da lavoura for superior a 10 mm, ou seja, se em um período de 10 dias a deficiência hídrica for superior a 10 mm, este período será considerado como necessário para a aplicação de uma lâmina.

A quantidade de lâminas necessárias será considerada em dois períodos do mesmo ano: entre janeiro a abril e entre setembro a dezembro, visto que são as épocas onde a cultura da cana-de-açúcar se desenvolve, sendo que, nos meses que não fecharem 30 dias como, por exemplo, no mês janeiro que possui 31 dias, será considerado 2 períodos de 10 dias e 1 período de 11 dias. A somatória dos períodos de 10 dias com deficiência hídrica maior que 10 mm será considerada a quantidade de lâminas total (N_L).

O montante de água a ser aplicado em cada lâmina (M_L), considerando um período anual, é dado por (13).

$$M_L = \frac{80}{N_L} \quad (13)$$

onde:

- M_L é montante de água de cada lâmina (mm);

- N_L é o número total de lâminas anuais;

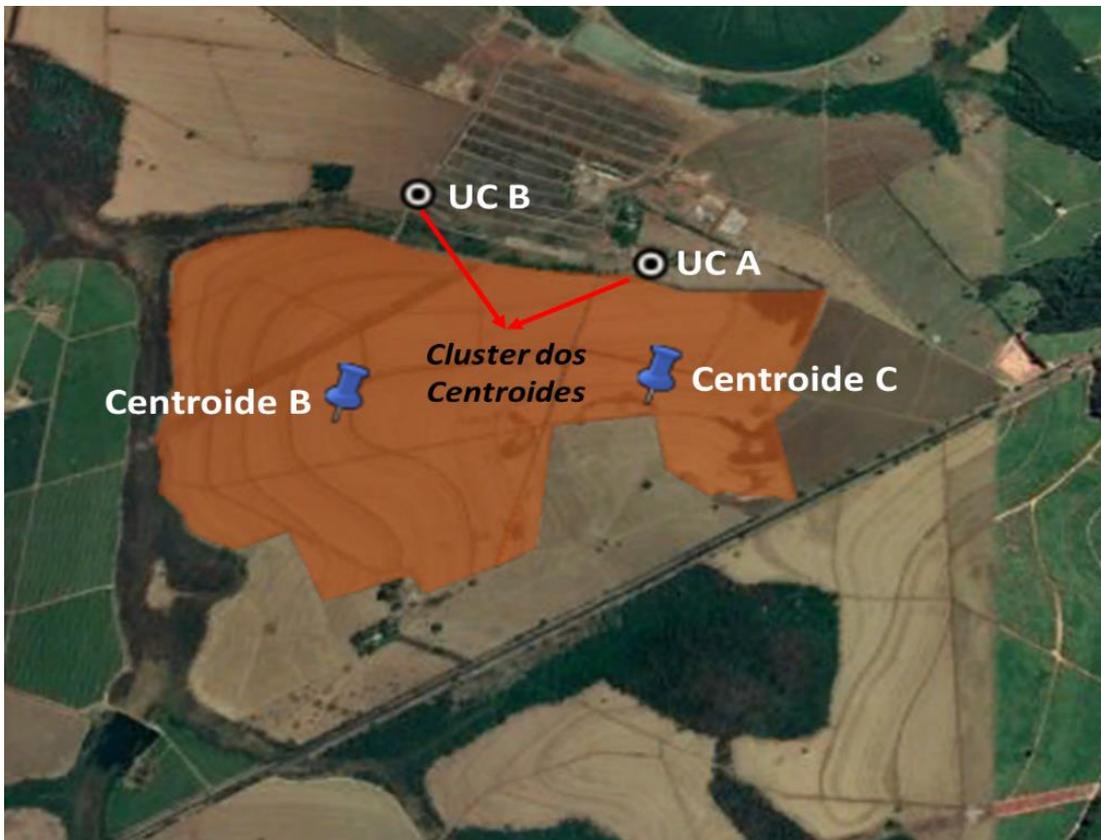
Desta forma, a lâmina bruta mensal (L_{ib}) será considerada a soma dos montantes de água de cada lâmina M_L dos períodos decendiais do determinado mês em que a deficiência hídrica for maior que 10 mm.

4. ESTUDOS DE CASOS

Com o desenvolvimento da técnica de estimativa de consumo de energia elétrica dos clusters de UCs irrigantes de cana-de-açúcar do município de Barretos, foram selecionados os clusters 70 e 90, gerados pelo algoritmo DBSCAN, para realizar os estudos de casos da aplicação da técnica. Estes clusters foram selecionados com base em uma maior certeza de serem clusters de UCs associadas que plantam cana-de-açúcar, além destas UCs serem próximas aos clusters e que tenham o indicador de irrigação ativo no banco de dados da distribuidora.

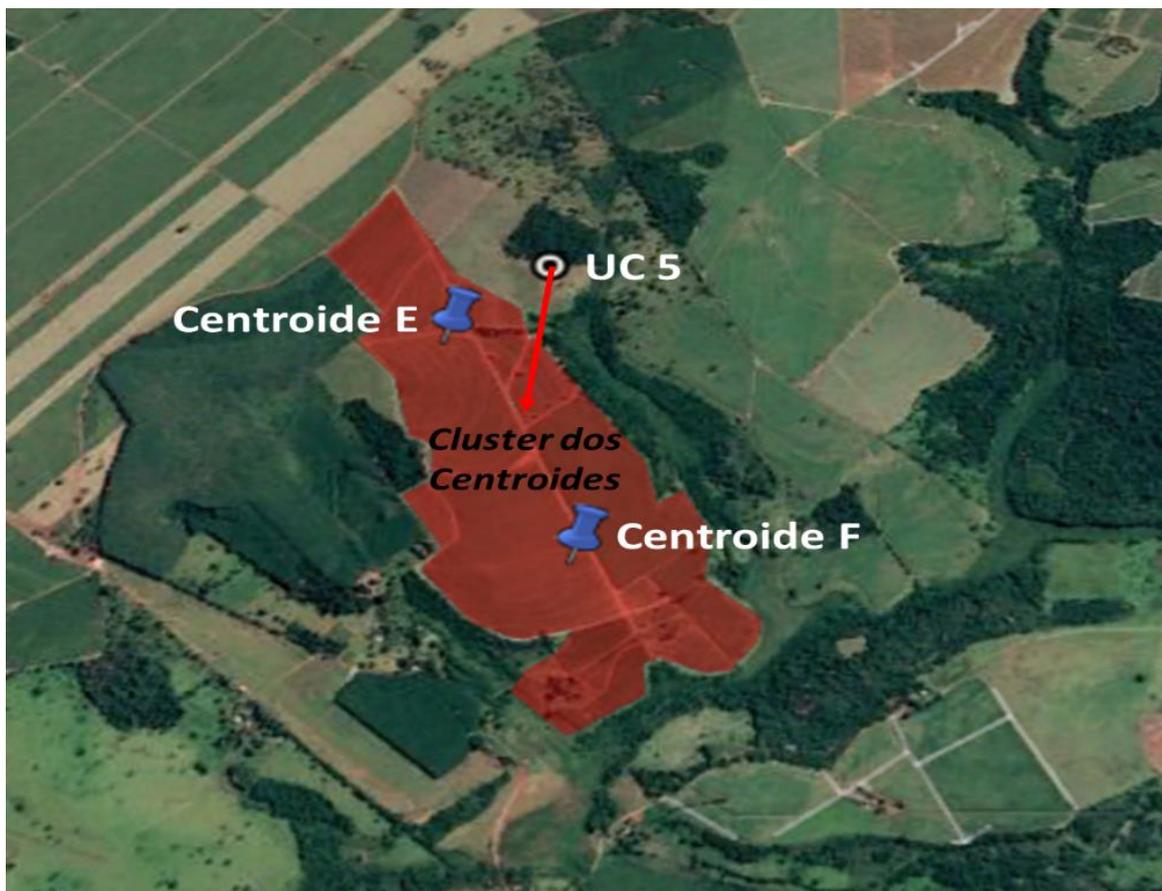
Conforme exposto na metodologia, o município piloto escolhido para a aplicação da técnica foi Barretos, visto sua grande área de plantações de cana-de-açúcar. Além disso, é importante ressaltar a margem de erro na estimativa de consumo de energia elétrica, visto as diversas fontes de erro implícitas no cálculo da estimativa. Para este trabalho, foi considerado uma margem aceitável de 30 % para mais ou para menos. As Figuras 4.1 e 4.2 mostram os clusters selecionados para os estudos de casos.

Figura 4.1 – Cluster 70 e as UCs associadas.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 4.2 – Cluster 90 e a UC associada.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Os estudos de casos foram realizados nos anos de 2020 e 2021, utilizando os consumos do banco de dados disponibilizado pela distribuidora e fazendo o balanço hídrico nestes respectivos anos.

4.1 RESULTADOS E DISCUSSÕES

- **Estudo de Caso 1 : Cluster 70 com os dados de consumo de 2020 e irrigação plena**

O cluster 70 foi gerado através dos centroides 275 e 87, dos arquivos de entrada que vieram do módulo de processamento de imagens de satélite. Os dados de entrada deste cluster estão mostrados na Tabela 4.1, ao passo que o balanço hídrico de 2020, que também é dado de entrada para estimar o consumo de energia elétrica do cluster, está ilustrado na Tabela 4.2.

A estimativa de consumo do cluster, confrontando com o consumo real das UCs do cluster, considerando as margens de erro inferior e superior de 30%, estão mostrados na Tabela 4.3 e na Figura 4.3.

Tabela 4.1 – Dados de entrada do cluster 70.

Atributo	Valor	Atributo	Valor
AREA (ha)	223	Kc fevereiro	0.9
CAD (%)	0.0956928	Kc março	0.9
DN	1	Kc abril	0.9
PROFUNDIDADE (m)	350	Kc maio	0.9
EFICIÊNCIA (%)	70	Kc junho	0.9
PRESSÃO DE SERVIÇO (MCA)	30	Kc julho	0.9
L (m)	1400	Kc agosto	0.6
Hg (m)	10	Kc setembro	0.6
AMT (m)	51	Kc outubro	0.8
CULTURA	Cana	Kc novembro	1.1
Kc janeiro	1.1	Kc dezembro	1.1

Fonte: Elaborado pelo autor.

Tabela 4.2 – Balanço Hídrico para o cluster 70 – ano de 2020.

Mês	Déficit (mm)	Excedente (mm)
janeiro	0	44.66
fevereiro	4.29	0
março	24.16	0
abril	61.41	0
maio	49.74	0
junho	63.84	0
julho	75.54	0
agosto	89.53	0
setembro	99.11	0
outubro	72.46	0
novembro	18.92	0
dezembro	0	29.71

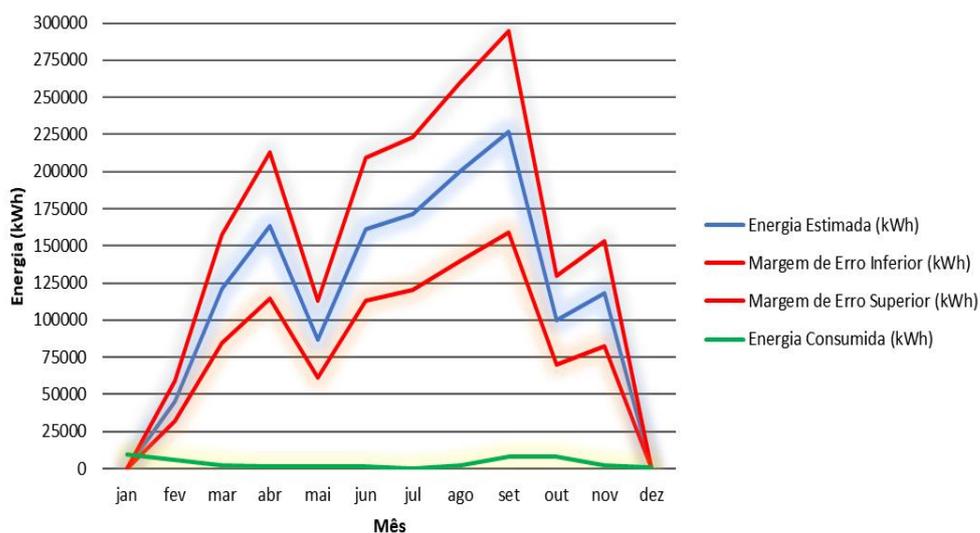
Fonte: Elaborado pelo autor.

Tabela 4.3 – Estimativa de consumo do cluster 70 no ano de 2020 considerando irrigação plena.

Mês	Energia Estimada (kWh)	Margem de Erro Inferior (kWh)	Margem de Erro Superior (kWh)	Energia Consumida (kWh)	Indicador PNT
janeiro	0	0	0	9360.43	NÃO
fevereiro	45543	31880	59206	6206.03	SIM
março	120994	84696	157293	2148.81	SIM
abril	163587	114511	212663	1168.705	SIM
maio	87026	60918	113133	1658.45	SIM
junho	161137	112796	209478	1141.645	SIM
julho	171415	119990	222839	97.922	SIM
agosto	200291	140204	260378	2194.885	SIM
setembro	226578	158604	294551	8406.5385	SIM
outubro	99689	69782	129596	8101.939	SIM
novembro	117876	82513	153239	2296.02	SIM
dezembro	0	0	0	736.3955	NÃO

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 4.3 – Gráfico da estimativa de consumo do cluster 70 x energia consumida.



Fonte: Elaborado pelo autor.

- **Estudo de Caso 2 : Cluster 70 com os dados de consumo de 2020 e irrigação de salvamento**

Os dados de entrada do segundo estudo de caso são idênticos ao do primeiro estudo, mudando apenas os dados do balanço hídrico, onde as lâminas brutas são obtidas de forma direta conforme exposto na metodologia (através da deficiência hídrica). As lâminas brutas a serem aplicadas em cada mês estão mostradas na Tabela 4.4.

Tabela 4.4 – Lâmina bruta mensal – ano 2020.

Mês	Lâmina Bruta (mm)
janeiro	8,00
fevereiro	0,00
março	8,00
abril	16,00
maio	0,00
junho	0,00
julho	0,00
agosto	0,00
setembro	24,00
outubro	16,00
novembro	8,00
dezembro	0,00

Fonte: Elaborado pelo autor.

A estimativa de consumo do cluster 70 adotando o manejo de irrigação como sendo irrigação de salvamento, confrontando com o consumo real das UCs do cluster, considerando as margens de erro inferior e superior de 30% e já mostrando o indicador de perdas não técnicas, estão mostrados na Tabela 4.5 e na Figura 4.4.

- **Estudo de Caso 3: Cluster 70 com os dados de consumo de 2021 e irrigação plena**

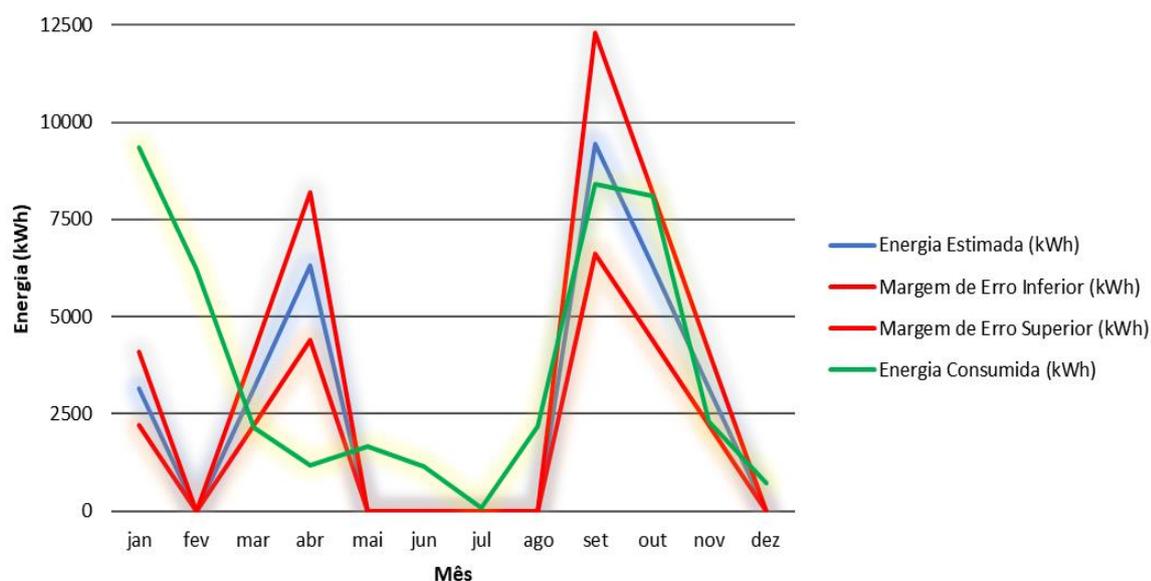
Os dados fenológicos de entrada do estudo de caso 3 são os dados da Tabela 4.1. O balanço hídrico de 2021, dado de entrada para estimar o consumo de energia elétrica do cluster, está ilustrado na Tabela 4.6.

Tabela 4.5 – Estimativa de consumo do cluster 70 no ano de 2020 considerando irrigação de salvamento.

Mês	Energia Estimada (kWh)	Margem de Erro Inferior (kWh)	Margem de Erro Superior (kWh)	Energia Consumida (kWh)	Indicador PNT
janeiro	3150	2205	4095	9360.43	NÃO
fevereiro	0	0	0	6206.03	NÃO
março	3150	2205	4095	2148.81	SIM
abril	6300	4410	8189	1168.705	SIM
maio	0	0	0	1658.45	NÃO
junho	0	0	0	1141.645	NÃO
julho	0	0	0	97.922	NÃO
agosto	0	0	0	2194.885	NÃO
setembro	9449	6614	12284	8406.5385	NÃO
outubro	6300	4410	8189	8101.939	NÃO
novembro	3150	2205	4095	2296.02	NÃO
dezembro	0	0	0	736.3955	NÃO

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 4.4 – Gráfico da estimativa de consumo do cluster 70 x energia consumida.



Fonte: Elaborado pelo autor.

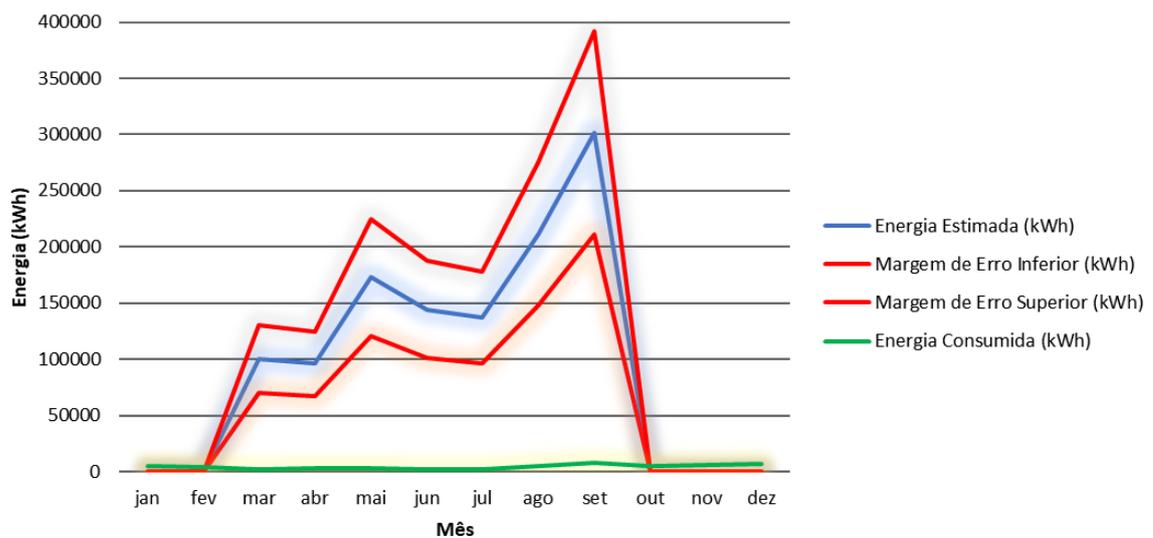
Tabela 4.6 – Balanço Hídrico para o cluster 70 – ano de 2021.

Mês	Déficit (mm)	Excedente (mm)
janeiro	0	111.04
fevereiro	0	0
março	13.79	0
abril	28.79	0
maio	72.27	0
junho	64.04	0
julho	61.45	0
agosto	94.89	0
setembro	134.28	0
outubro	0	127.38
novembro	0	16.76
dezembro	0	56.04

Fonte: Elaborado pelo autor.

A estimativa de consumo do cluster, confrontando com o consumo real das UCs do cluster, considerando as margens de erro inferior e superior de 30% e já mostrando o indicador de perdas não técnicas, estão mostrados na Tabela 4.7 e na Figura 4.5.

Figura 4.5 – Gráfico da estimativa de consumo do cluster 70 x energia consumida.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Tabela 4.7 – Estimativa de consumo do cluster 70 no ano de 2020 considerando irrigação plena.

Mês	Energia Estimada (kWh)	Margem de Erro Inferior (kWh)	Margem de Erro Superior (kWh)	Energia Consumida (kWh)	Indicador PNT
janeiro	0	0	0	4825.696	NÃO
fevereiro	0	0	0	3780.018	NÃO
março	99853	69897	129809	2341.898	SIM
abril	95915	67140	124689	2763.751	SIM
maio	172628	120839	224416	3157.5125	SIM
junho	144175	100922	187427	2397.825	SIM
julho	137209	96046	178372	1708.0795	SIM
agosto	211440	148008	274872	4715.6055	SIM
setembro	301325	210927	391722	8069.6525	SIM
outubro	0	0	0	4631.08	NÃO
novembro	0	0	0	5427.223	NÃO
dezembro	0	0	0	6424.101	NÃO

Fonte: Elaborado pelo autor.

- **Estudo de Caso 4 : Cluster 70 com os dados de consumo de 2021 e irrigação de salvamento**

O quarto estudo de caso é semelhante ao segundo estudo de caso, mudando os dados da lâmina bruta visto os dados de precipitação de 2021. As lâminas brutas a serem aplicadas em cada mês estão mostradas na Tabela 4.8.

A estimativa de consumo do cluster 70, no ano de 2021, confrontando com o consumo real das UCs do cluster, considerando as margens de erro inferior e superior de 30% e já mostrando o indicador de perdas não técnicas, estão mostrados na Tabela 4.9 e na Figura 4.6.

Tabela 4.8 – Lâmina bruta mensal – ano 2021.

Mês	Lâmina Bruta (mm)
janeiro	11,00
fevereiro	0,00
março	11,00
abril	11,00
maio	0,00
junho	0,00
julho	0,00
agosto	0,00
setembro	33,00
outubro	0,00
novembro	11,00
dezembro	0,00

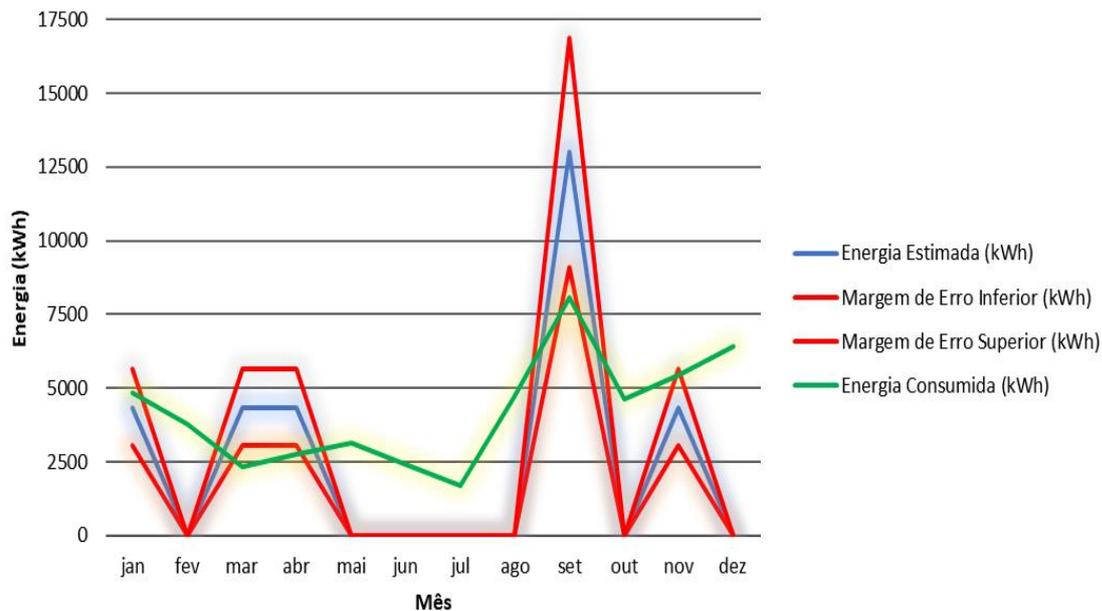
Fonte: Elaborado pelo autor.

Tabela 4.9 – Estimativa de consumo do cluster 70 no ano de 2021 considerando irrigação de salvamento.

Mês	Energia Estimada (kWh)	Margem de Erro Inferior (kWh)	Margem de Erro Superior (kWh)	Energia Consumida (kWh)	Indicador PNT
janeiro	4331	3032	5630	4825.696	NÃO
fevereiro	0	0	0	3780.018	NÃO
março	4331	3032	5630	2341.898	SIM
abril	4331	3032	5630	2763.751	SIM
maio	0	0	0	3157.5125	NÃO
junho	0	0	0	2397.825	NÃO
julho	0	0	0	1708.0795	NÃO
agosto	0	0	0	4715.6055	NÃO
setembro	12993	9095	16891	8069.6525	SIM
outubro	0	0	0	4631.08	NÃO
novembro	4331	3032	5630	5427.223	NÃO
dezembro	0	0	0	6424.101	NÃO

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 4.6 – Gráfico da estimativa de consumo do cluster 70 x energia consumida.



Fonte: Elaborado pelo autor.

- **Estudo de Caso 5 : Cluster 90 com os dados de consumo de 2020 e irrigação plena**

O cluster 90 possui a mesma UC associada aos dois centroides do cluster. Este tipo de ocorrência pode perfeitamente acontecer, visto que na etapa de identificação dos centroides, uma mesma unidade consumidora pode ser a mesma que está mais próxima de dois centroides diferentes.

O cluster 90 foi gerado através dos centroides 108 e 232, dos arquivos de entrada que vieram do módulo de processamento de imagens de satélite. Os dados de entrada deste cluster estão mostrados na Tabela 4.10, ao passo que o balanço hídrico de 2020, que também é dado de entrada para estimar o consumo de energia elétrica do cluster, está ilustrado na Tabela 4.11.

A estimativa de consumo do cluster, confrontando com o consumo real das UCs do cluster, considerando as margens de erro inferior e superior de 30%, estão mostrados na Tabela 4.12 e na Figura 4.7.

Tabela 4.10 – Dados de entrada do cluster 90.

Atributo	Valor	Atributo	Valor
AREA (ha)	110	Kc fevereiro	0.9
CAD (%)	0.0956928	Kc março	0.9
DN	3	Kc abril	0.9
PROFUNDIDADE (m)	350	Kc maio	0.9
EFICIÊNCIA (%)	70	Kc junho	0.9
PRESSÃO DE SERVIÇO (MCA)	30	Kc julho	0.9
L (m)	4000	Kc agosto	0.6
Hg (m)	10	Kc setembro	0.6
AMT (m)	162	Kc outubro	0.8
CULTURA	Cana	Kc novembro	1.1
Kc janeiro	1.1	Kc dezembro	1.1

Fonte: Elaborado pelo autor.

Tabela 4.11 – Balanço Hídrico para o cluster 90 – ano de 2020.

Mês	Déficit (mm)	Excedente (mm)
janeiro	0	44.66
fevereiro	4.29	0
março	24.16	0
abril	61.41	0
maio	49.74	0
junho	63.84	0
julho	75.54	0
agosto	89.53	0
setembro	99.11	0
outubro	72.46	0
novembro	18.92	0
dezembro	0	29.71

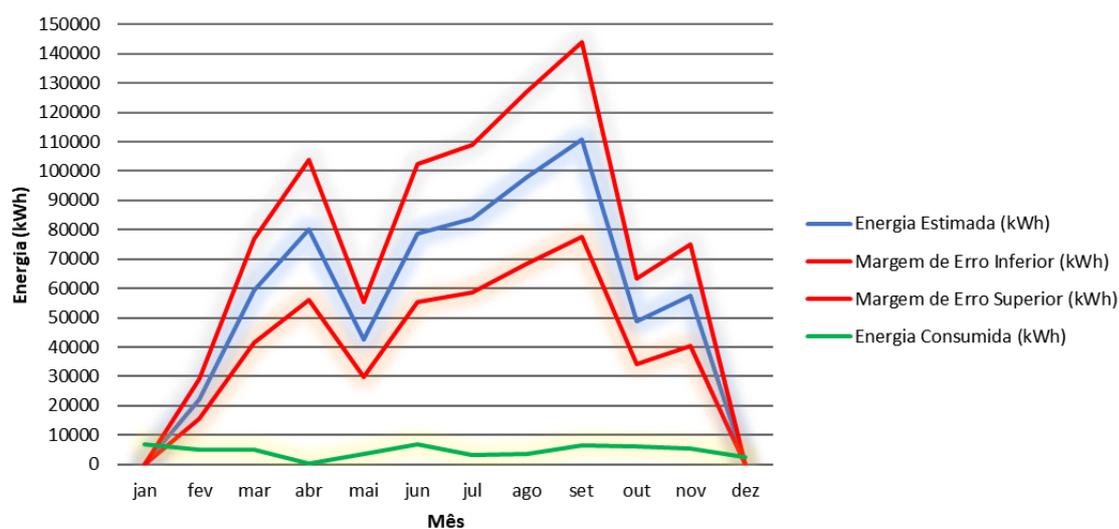
Fonte: Elaborado pelo autor.

Tabela 4.12 – Estimativa de consumo do cluster 90 no ano de 2020 considerando irrigação plena.

Mês	Energia Estimada (kWh)	Margem de Erro Inferior (kWh)	Margem de Erro Superior (kWh)	Energia Consumida (kWh)	Indicador PNT
janeiro	0	0	0	6666	NÃO
fevereiro	22267	15587	28947	5024	SIM
março	59157	41410	76905	5024	SIM
abril	79982	55987	103977	200	SIM
maio	42549	29784	55314	3617	SIM
junho	78784	55149	102419	6764	SIM
julho	83809	58667	108952	3347	SIM
agosto	97928	68549	127306	3556	SIM
setembro	110780	77546	144014	6647	SIM
outubro	48741	34118	63363	6227	SIM
novembro	57633	40343	74923	5384	SIM
dezembro	0	0	0	2446	NÃO

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 4.7 – Gráfico da estimativa de consumo do cluster 90 x energia consumida.



Fonte: Elaborado pelo autor.

- **Estudo de Caso 6 : Cluster 90 com os dados de consumo de 2020 e irrigação de salvamento**

Para o sexto estudo de caso, foi utilizado os dados do balanço hídrico através do déficit hídrico do ano de 2020 maiores que 10 mm para as lâminas brutas. As lâminas brutas a serem aplicadas em cada mês estão mostradas na Tabela 4.13.

Tabela 4.13 – Lâmina bruta mensal – ano 2020.

Mês	Lâmina Bruta (mm)
janeiro	8,00
fevereiro	0,00
março	8,00
abril	16,00
maio	0,00
junho	0,00
julho	0,00
agosto	0,00
setembro	24,00
outubro	16,00
novembro	8,00
dezembro	0,00

Fonte: Elaborado pelo autor.

A estimativa de consumo do cluster 90 adotando o manejo de irrigação como sendo irrigação de salvamento, confrontando com o consumo real das UCs do cluster, considerando as margens de erro inferior e superior de 30% e já mostrando o indicador de perdas não técnicas, estão mostrados na Tabela 4.14 e na Figura 4.8.

- **Estudo de Caso 7: Cluster 90 com os dados de consumo de 2021 e irrigação plena**

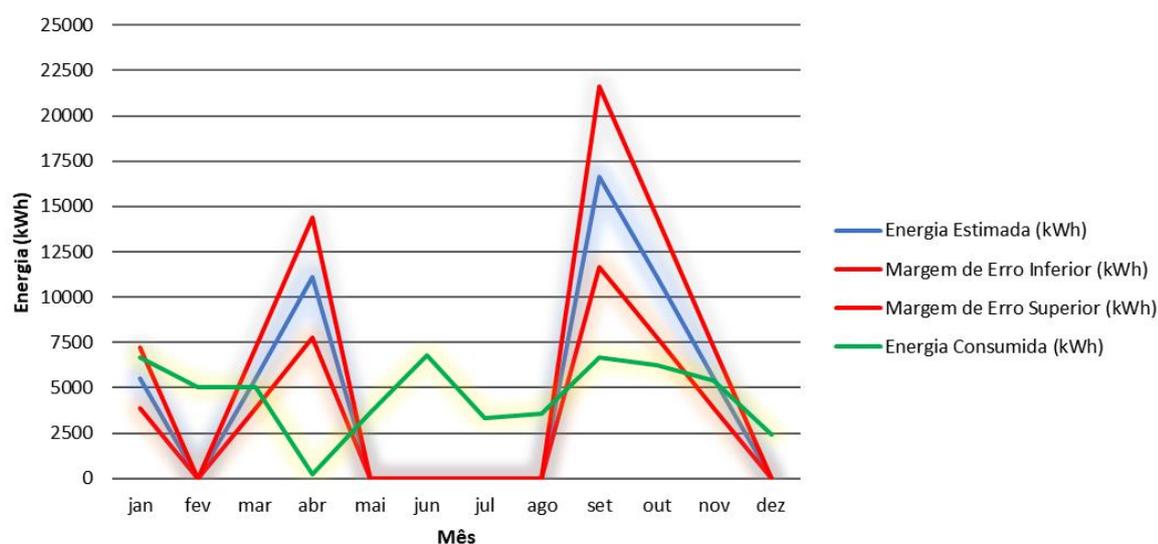
Os dados fenológicos de entrada do estudo de caso 7 são os dados da Tabela 4.10. O balanço hídrico de 2021, dado de entrada para estimar o consumo de energia elétrica do cluster, está ilustrado na Tabela 4.15.

Tabela 4.14 – Estimativa de consumo do cluster 90 no ano de 2020 considerando irrigação de salvamento.

Mês	Energia Estimada (kWh)	Margem de Erro Inferior (kWh)	Margem de Erro Superior (kWh)	Energia Consumida (kWh)	Indicador PNT
janeiro	5544	3881	7207	6666	NÃO
fevereiro	0	0	0	5024	NÃO
março	5544	3881	7207	5024	NÃO
abril	11088	7762	14414	200	SIM
maio	0	0	0	3617	NÃO
junho	0	0	0	6764	NÃO
julho	0	0	0	3347	NÃO
agosto	0	0	0	3556	NÃO
setembro	16632	11642	21622	6647	SIM
outubro	11088	7762	14414	6227	SIM
novembro	5544	3881	7207	5384	NÃO
dezembro	0	0	0	2446	NÃO

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 4.8 – Gráfico da estimativa de consumo do cluster 90 x energia consumida.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Tabela 4.15 – Balanço Hídrico para o cluster 90 – ano de 2021.

Mês	Déficit (mm)	Excedente (mm)
janeiro	0	111.04
fevereiro	0	0
março	13.79	
abril	28.79	0
maio	72.27	0
junho	64.04	0
julho	61.45	0
agosto	94.89	0
setembro	134.28	0
outubro	0	127.38
novembro	0	16.76
dezembro	0	56.04

Fonte: Elaborado pelo autor.

A estimativa de consumo do cluster, confrontando com o consumo real das UCs do cluster, considerando as margens de erro inferior e superior de 30% e já mostrando o indicador de perdas não técnicas, estão mostrados na Tabela 4.16 e na Figura 4.9.

- **Estudo de Caso 8 : Cluster 90 com os dados de consumo de 2021 e irrigação de salvamento**

O quarto estudo de caso é semelhante ao sexto estudo de caso, mudando os dados da lâmina bruta visto os dados de precipitação de 2021. As lâminas brutas a serem aplicadas em cada mês estão mostradas na Tabela 4.17.

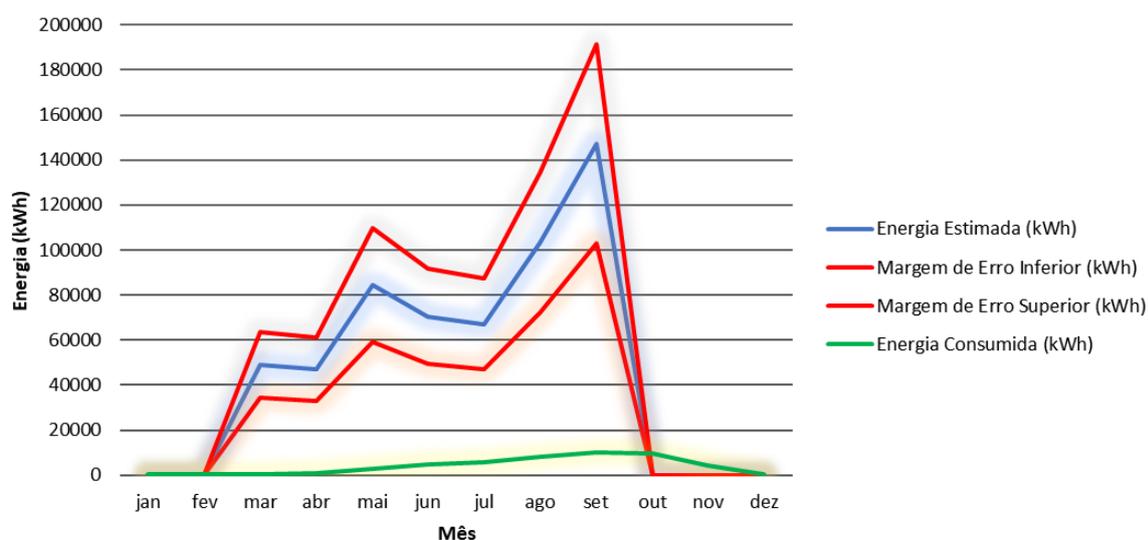
A estimativa de consumo do cluster 90, no ano de 2021, confrontando com o consumo real das UCs do cluster, considerando as margens de erro inferior e superior de 30% e já mostrando o indicador de perdas não técnicas, estão mostrados na Tabela 4.18 e na Figura 4.10.

Tabela 4.16 – Estimativa de consumo do cluster 90 no ano de 2020 considerando irrigação plena.

Mês	Energia Estimada (kWh)	Margem de Erro Inferior (kWh)	Margem de Erro Superior (kWh)	Energia Consumida (kWh)	Indicador PNT
janeiro	0	0	0	200	NÃO
fevereiro	0	0	0	200	NÃO
março	48821	34175	63467	200	SIM
abril	46895	32827	60964	634	SIM
maio	84402	59082	109723	3001	SIM
junho	70491	49344	91638	4574	SIM
julho	67085	46960	87211	5747	SIM
agosto	103379	72365	134392	8329	SIM
setembro	147326	103128	191524	10098	SIM
outubro	0	0	0	9548	NÃO
novembro	0	0	0	4240	NÃO
dezembro	0	0	0	200	NÃO

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 4.9 – Gráfico da estimativa de consumo do cluster 56 x energia consumida.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Tabela 4.17 – Lâmina bruta mensal – ano 2021.

Mês	Lâmina Bruta (mm)
janeiro	11,00
fevereiro	0,00
março	11,00
abril	11,00
maio	0,00
junho	0,00
julho	0,00
agosto	0,00
setembro	33,00
outubro	0,00
novembro	11,00
dezembro	0,00

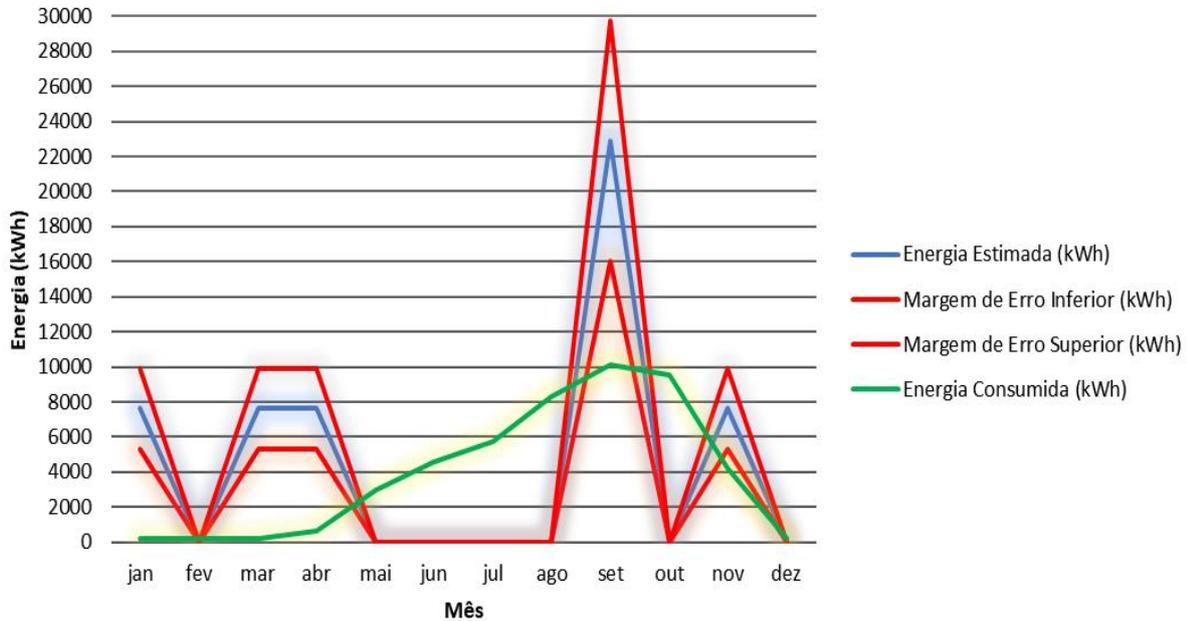
Fonte: Elaborado pelo autor.

Tabela 4.18 – Estimativa de consumo do cluster 90 no ano de 2021 considerando irrigação de salvamento.

Mês	Energia Estimada (kWh)	Margem de Erro Inferior (kWh)	Margem de Erro Superior (kWh)	Energia Consumida (kWh)	Indicador PNT
janeiro	7623	5336	9910	200	SIM
fevereiro	0	0	0	200	NÃO
março	7623	5336	9910	200	SIM
abril	7623	5336	9910	634	SIM
maio	0	0	0	3001	NÃO
junho	0	0	0	4574	NÃO
julho	0	0	0	5747	NÃO
agosto	0	0	0	8329	NÃO
setembro	22869	16008	29730	10098	SIM
outubro	0	0	0	9548	NÃO
novembro	7623	5336	9910	4240	SIM
dezembro	0	0	0	200	NÃO

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 4.10 – Gráfico da estimativa de consumo do cluster 90 x energia consumida.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Os resultados dos 8 estudos de casos mostram, de certa forma, algo já esperado: a irrigação plena praticamente não é adotada para irrigação da cana-de-açúcar, conforme já demonstrado por ANA (2017). Os estudos de casos que utilizaram o manejo de irrigação como sendo a de salvamento (2º, 4º, 6º e 8º estudos de casos) obtiveram resultados mais próximos aos consumos faturados nos meses em que a irrigação é esperada, apesar de em alguns meses o indicador de PNT estar ativo. Possivelmente, nestes casos, os consumos faturados abaixo do esperado se devem pelo fato dos produtores que plantam cana-de-açúcar irrigada não adotarem manejos de irrigação calculados, irrigando menos que 80 mm por ano em alguns casos. Além disso, a literatura aponta que as fases fenológicas da cana-de-açúcar variam bastante conforme a variedade do cultivar, contando também o fato que a cana pode ser rebrotada diversas vezes.

5. CONCLUSÃO

O presente trabalho trouxe uma abordagem sobre a estimativa de consumo de energia elétrica em unidades consumidoras irrigantes de cana-de-açúcar do estado de São Paulo, onde o município piloto escolhido foi Barretos, em virtude da sua relevância no cenário Brasileiro nas plantações de cana-de-açúcar. Preponderantemente ressalta-se a alternativa que este trabalho trouxe para a identificação de perdas não técnicas, visto o escasso número de trabalhos que abordam este tipo de perda em áreas rurais na literatura.

Neste sentido, a metodologia construída neste trabalho foi desenvolver uma técnica, através da utilização do algoritmo DBSCAN, em gerar clusters dos centroides das áreas de plantio de cana-de-açúcar, previamente identificados, para a posterior estimativa de consumo das UCs dos clusters e confronto com os seus consumos reais, obtidos através do banco de dados comerciais disponibilizado pela distribuidora.

A escolha do algoritmo DBSCAN se deu em virtude da sua precisão na geração de clusters de pontos que são coordenadas geográficas, na facilidade em definir um raio máximo de agrupamento, além da alta qualidade nos agrupamentos definidos. Já a métrica escolhida para o cálculo da distância entre os centroides foi a de *Haversine*, visto ser a que mais aproxima a distância entre duas coordenadas.

Previamente, através do estudo de processamento das imagens de satélite, foram identificados 367 centroides das áreas de plantio de cana-de-açúcar no município de Barretos. Com a aplicação do algoritmo DBSCAN, através da definição da distância máxima entre clusters como sendo de 1.10 km, foram gerados 246 clusters destes centroides.

Para a aplicação da metodologia desenvolvida, foram escolhidos 2 clusters, com base nos filtros aplicados e em virtude destes clusters terem UCs próximas e que realmente são irrigantes de cana-de-açúcar. Nestes clusters escolhidos, foram realizados 8 estudos de casos, estimando e confrontando os consumos nos anos de 2020 e 2021 e com base em 2 manejos de irrigação: irrigação plena e de salvamento.

Os resultados obtidos da estimativa de consumo de energia elétrica mostraram-se satisfatórios e confirmam a baixíssima aplicação da irrigação plena, mas também mostram que, mesmo a irrigação de salvamento, onde a aplicação da lâmina é baixa, as lavouras de cana-de-açúcar ainda são pouco irrigadas, muito em virtude da sua resistência ao estresse hídrico em alguns momentos do seu ciclo fenológico e também pelos custos envolvidos na irrigação.

Mesmo assim, indicadores de uma possível ocorrência de Perdas Não Técnicas foram gerados nos estudos de caso, cuja verificação em campo é recomendada.

5.1 TRABALHOS FUTUROS

Com o intuito de dar continuidade ao trabalho desenvolvido, são sugeridos os seguintes pontos:

- Otimizar o processo de obtenção dos dados de entrada, considerando utilizar dados com maior precisão e de real aplicação nas lavouras de cana-de-açúcar;
- Melhorar a relação da distância máxima entre clusters, através de pesquisas e testes;
- Utilizar outros métodos para agrupamentos em clusters e comparar suas eficiências, visando escolher o que trará os resultados mais precisos;
- Automatizar o processo de balanço hídrico;
- Aplicação da metodologia em mais municípios do estado de São Paulo;
- Aprofundar e testar as estimativas de consumo com lâminas de irrigação de salvamento maiores/menores.

5.2 PUBLICAÇÕES

Durante o desenvolvimento deste trabalho, os seguintes artigos científicos que tem relação com o tema foram publicados:

- EICHKOFF, H. S.; BERNARDON, D. P.; SOUZA, N. B.; MARCOLIN, P.; MADALUZ, J.; KÖPP, L. M.; CHIARA, L. M.; SILVA, J. A. **Classificação de Unidades Consumidoras Irrigantes de Arroz para Análise de Perdas Não Técnicas utilizando o Método de *Random Forest***. 14th Seminar on Power Electronics and Control (SEPOC 2021). **Anais...**Santa Maria, Brasil, 2021.
- MARCOLIN, P.; BERNARDON, D. P.; EICHKOFF, H. S.; SOUZA, N. B.; MADALUZ, J.; KÖPP, L. M.; CHIARA, L. M.; SILVA, J. A. **Metodologia para Detecção de Perdas Não Técnicas de Unidades Consumidoras Irrigantes de Arroz**. XIV Conferência Brasileira sobre Qualidade de Energia Elétrica (CBQEE 2021). **Anais...**Foz do Iguaçu, Brasil, 2021.
- SOUZA, N. B.; BERNARDON, D. P.; EICHKOFF, H. S.; MARCOLIN, P.; MADALUZ, J.; CHIARA, L. M.; SILVA, J. A. **Agrupamento e Classificação de**

Consumidores de Energia Rural utilizando *Random Forest* e *K-Nearest Neighbors*. XXIII Congresso Brasileiro de Automática (CBA 2020). **Anais...**Porto Alegre, Brasil, 2020.

REFERÊNCIAS

- AMATORI, R. **A safra brasileira de cana de açúcar e suas perspectivas**. Disponível em: <https://reinaconsultoria.com/2021/05/12/a-safra-brasileira-de-cana-de-acucar-e-suas-perspectivas/>. Acesso em: 18/09/2022.
- ALCALDE, A. M; POLONI, N. M; GABRIEL, O. S. P. **Irrigação na cultura da cana**. Disponível em: https://www2.feis.unesp.br/irrigacao/pdf/irrigacao_cana_2012.pdf. Acesso em: 18/09/2022.
- ALLEN, R. G. et. al. **FAO Irrigation and Drainage Paper**. Disponível em: <https://www.fao.org/3/x0490e/x0490e00.htm>. Acesso em: 18/09/2022.
- ANA. **Avaliação de Equipamentos de Irrigação**. Disponível em: https://capacitacao.ana.gov.br/conhecerh/bitstream/ana/2131/1/Avaliacao_de Equipamentos.pdf. Acesso em: 18/09/2022.
- ANA. **Levantamento da cana-de-açúcar irrigada na região centro-sul do Brasil**. Disponível em: <https://www.ana.gov.br/arquivos/institucional/sge/CEDOC/Catalogo/2017/LevantamentoDaCanaDeAcucarIrigadaNaRegiaoCentroSulDoBrasil.pdf>. Acesso em: 18:09/2022.
- ANEEL. **Por dentro da conta de luz**. Disponível em: <https://cergral.com.br/wp-content/uploads/2020/07/20140825152005.pdf>. Acesso em: 18/09/2022.
- ANEEL. **Perdas de Energia Elétrica na Distribuição**. Brasília, Brasil: Agência Nacional de Energia Elétrica, Ed. 1, 2021. 17 p.
- AUDE, M. I. S. **Estádios de desenvolvimento da cana-de-açúcar e suas relações com a produtividade**. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/cr/a/FPRy8vW7pSYcpQFB934qn8F/?lang=pt#>. Acesso em: 18/09/2022.
- AVILEZ, A, M. A. **Necessidade hídrica da cana-de-açúcar no noroeste paulista**. 2018. 78 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Estadual de São Paulo, São Paulo, SP, 2018.
- BERNARDO, S.; SOARES, A. A.; MANTOVANI, E. C. **Manual de irrigação**. 7. ed. Viçosa: UFV, 2005. 611 p.

- CALILI, R. F. **Desenvolvimento de sistema para detecção de perdas comerciais em redes de distribuição de energia elétrica**. 2005. 157p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Pontífica Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, RJ, 2005.
- CASTIONI, G. A. F et. al. **Sistema radicular da cana-de-açúcar em diferentes configurações de plantio submetido ao controle de tráfego agrícola**. Disponível em: <https://www.eventosolos.org.br/cbcs2015/arearestrita/arquivos/2087.pdf>. Acesso em: 01/10/2022.
- CASTRO, N; MIRANDA, M; GUERRA, M. **Perdas não técnicas: origens e possíveis soluções – o Caso Light**. Agência Canal Energia. Rio de Janeiro, 2019.
- CRUSCIOL, C. A. C. et. al. **Tópicos em Ecofisiologia da Cana-de-açúcar**. Fundação de Estudos e Pesquisas Agrícolas e Florestais. Botucatu, 2010.
- DANIEL, G. P. **Otimização de algoritmos de agrupamento espacial baseado em densidade aplicados em grandes conjuntos de dados**. 2016, 74. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) – Universidade Estadual Paulista, São José do Rio Preto, SP, 2016.
- DECCACHE, E. **Modelagem baseada em agentes da decisão de consumo de um cliente num mercado elétrico regulado em que há furto de energia**. 2019. 89p. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, MG, 2019.
- DA SILVA, T. G. F. et. al. **Requerimento hídrico e coeficiente de cultura da cana-de-açúcar irrigada no semiárido brasileiro**. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/rbeaa/a/KCBBGMfFXPpctD87BRV6vrb/?lang=pt>. Acesso em: 18/09/2022.
- DE ALBUQUERQUE, E. M. **Modelagem da produtividade da cana-de-açúcar na Região de Barretos e Morro Agudo, São Paulo**. 2014, 73. Dissertação (Mestrado em Meteorologia) – Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, PB, 2014.
- DE OLIVEIRA, L. E. C. **Método para caracterização e análise de perdas em sistemas de média e baixa tensão da distribuição de energia elétrica**. 2020. 75p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, RN, 2020.
- DIAS, H. B. **Intercomparação de modelos de simulação da cana-de-açúcar e seu uso na avaliação da quebra de produtividade e dos impactos da irrigação em diferentes regiões do Brasil**. 2016. 167p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade de São Paulo, Piracicaba, SP, 2016.

DO COUTO, J. L. V. **Irrigação por Autopropelido**. Disponível em: <https://agronomos.ning.com/profiles/blogs/irriga-o-por-autopropelido>. Acesso em: 18/09/2022.

EICKHOFF, H. S. **Metodologia para identificação de perdas não técnicas em unidades consumidoras localizadas em áreas rurais com cultivo de arroz irrigado**. 2021. 173 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal De Santa Maria, Santa Maria, RS, 2021.

ESTEVES, B. S. et. al. **Coefficiente de cultivo da cana-de-açúcar utilizando a razão de Bowen**. Irriga, Botucatu, v. 19, n.3, p. 441-452, 2014.

EVALDT, M. C. et. al. **Sistema Neural Artificial para Identificação de Perdas Não Técnicas em Consumidores Rurais**. Brazilian Applied Science Review, Curitiba, v.5, n.2, p. 639-656. 2021.

EVALDT, M. C. **Uma Metodologia para a Identificação de Perdas Não Técnicas em Grandes Consumidores Rurais**. 2014. 118 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica)- Universidade Federal De Santa Maria, Santa Maria, RS, 2014.

FILIPI, D. **Irrigação do solo: conheça os principais métodos e sistemas**. Disponível em: <https://raks.com.br/conheca-os-principais-metodos-e-sistemas-de-irrigacao/>. Acesso em: 18/09/2022.

GAVA, E. M. et. al. **O Algoritmo Density-Based Spatial Clustering of Applications With Noise (DBSCAN) na Clusterização dos Indicadores de Dados Ambientais**. Open Journal Systems, v. 6 (2012): Anais SULCOMP. 2013.

GLAUNER, P. et. al. **Large-Scale Detection of Non-Technical Losses In Imbalanced Data Sets**. 2016 IEEE Power & Energy Society Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT), Anais... Minneapolis, MN, USA, IEEE, 2016.

GUERRERO, J. I. et. al. **Non-Technical Losses Reduction by Improving the Inspections Accuracy in a Power Utility**. IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 33, No. 2, 2018.

HUBACK, V. B. DA S. **Medidas ao Combate a Perdas Elétricas Não Técnicas em Áreas com Severas Restrições à Operação de Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica**. 2018. 180 p. Dissertação (Mestrado em Planejamento Energético)-Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, RJ, 2018.

JUNIOR, R. A. F. et. al. **Cana-de-açúcar com irrigação por gotejamento em dois**

espaçamentos entrelinhas de plantio. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental, v.18, n.8, p.798–804, 2014.

LICKS, E. B. **Viabilidade de irrigação para a produção de cana-de-açúcar nos municípios de Araçatuba e de Piracicaba.** 2020. 125p. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Universidade de São Paulo, São Paulo, SP, 2020.

LIMA, J. F. L; LIMA, J. C. **Uniformidade e eficiência de um sistema de irrigação por pivô central na região de Ulianópolis-PA.** 2019. 49p. Trabalho de Conclusão de Curso – Universidade Federal Rural da Amazonia, Paragominas, AM, 2019.

MARTINS, C. C. **Metodologia de alocação das perdas não técnicas a partir da localização de consumidores irregulares em redes de distribuição.** 2021. 176p. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, RS, 2021.

MADRIGAL, M; RICO, J. J; UZCATEGUI, L. **Estimation of Non-Technical Energy Losses in Electrical Distribution Systems.** IEEE Latin America Transactions, Vol. 15, Issue: 8, 2017.

MONTEIRO, M. D; MACIEL, R. S. **Detection of commercial losses in electric power distribution systems using data mining techniques.** 2018 Simposio Brasileiro de Sistemas Eletricos (SBSE), Niteroi, Brasil, 2018.

MUSSI, R. F. **Evapotranspiração máxima da cana-de-açúcar estimada pelo algoritmo Safer.** 2017. 76 p. Dissertação (Mestrado em Agronomia) - Universidade Federal de Goiás, Goiânia, GO, 2017.

PENIN, C. A. S. **Combate, Prevenção e Otimização das Perdas Comerciais de Energia Elétrica.** 2008. 227p. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Universidade de São Paulo, São Paulo, SP, 2008.

PEREIRA, J; SARAIVA, F. A **Comparative Analysis of Unbalanced Data Handling Techniques for Machine Learning Algorithms to Electricity Theft Detection.** 2020 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), Glasgow, UK, 2020.

PIRES, R. C. M.; ARRUDA, F. B.; SAKAY, E. Irrigação e drenagem. In: DINARDOMIRANDA, L. L.; VASCONCELOS, A. C. M. de; LANDELL, M. G. de A. (ed.). Cana-de-açúcar. Campinas: Instituto Agrônômico, 2008. p. 631-970.

QUINDE, S; RENGIFO, J; URBANO, F. V. **Non-technical loss detection using data mining algorithms.** 2021 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference - Latin America (ISGT Latin America). Lima, Peru, 2021.

SILVA, I. R. S; DA SILVA, R. O. **Linguagem de programação Python**. Disponível em: <http://revista.faculdadeprojecao.edu.br/index.php/Projecao4/article/view/1359/1064>. Acesso em: 18/09/2022.

SOBRINHO, O. P. L. et. al. **A CULTURA DA CANA-DE-AÇÚCAR (*Saccharum officinarum*) E O MANEJO DA IRRIGAÇÃO**. Revista em Agronegócio e Meio Ambiente, v. 12, n.4, p. 1605-1625, 2019

SUGUITANI, C. **Fenologia da Cana-de-açúcar sob efeito do fósforo**. 2001. 94 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade de São Paulo, São Paulo, SP, 2001.

TOMA, R. N. et. al. **Electricity Theft Detection to Reduce Non-Technical Loss using Support Vector Machine in Smart Grid**. 2019 1st International Conference on Advances in Science, Engineering and Robotics Technology (ICASERT). Dhaka, Bangladesh, 2019.

TREVISAN, R. D. **Deteção e identificação de perdas comerciais em sistemas de distribuição: metodologia baseada em floresta de caminhos ótimos**. 2014. 90 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, RS, 2014.

UMAR, H. A; PRASAD, R; FONKAM, M. **Assessing Severity of Non-technical Losses in Power using Clustering Algorithms**. 15th International Conference on Electronics Computer and Computation (ICECCO), Abuja, Nigeria, 2019.

VENTORIM, I. M. **BIRCHSCAN: Um método de aproximação do DBSCAN para grandes conjuntos de dados**. 2021. 85 p. Dissertação (Mestrado em Informática) - Universidade Federal do Espírito Santo, Vitória, ES, 2021.

YAN, K; ZHAO, J; YOUANG, R. **Electricity Theft Identification Algorithm Based on Auto-Encoder Neural Network and Random Forest**. IEEE 5th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC). Chongqing, China, 2021.

APÊNDICE A – CÓDIGO DO MODELO PROPOSTO PARA IDENTIFICAÇÃO DE PERDAS NÃO TÉCNICAS EM UNIDADES CONSUMIDORAS IRRIGANTES DE CANA-DE-AÇÚCAR

Figura A.1 – Bibliotecas de importação do código da metodologia em *Python*.

```
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
from pandas import ExcelWriter
from shapely.geometry import Point, Polygon
import itertools
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from matplotlib.ticker import NullFormatter
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.ticker as ticker
from sklearn import preprocessing
import seaborn as sns
from geopy.geocoders import Nominatim
import folium
import pandas as pd
import shapefile as shp
from shapely.ops import cascaded_union
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
import statistics
from statistics import mean
import geopandas
import math
import matplotlib.patches as patches
```

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura A.2 – Código da leitura dos dados de entrada agrometeorológicos da cana-de-açúcar e dos dados cadastrais de consumo

```
Dados_Fenologia = pd.read_excel('C:/Users/Pedro/python/Dados_Fenologia_Cana.xlsx')

Dados_CAD = pd.read_excel('C:/Users/Pedro/python/CAD_AWC_media_municipal2.xlsx')

Dados_Consumo_GRA = pd.read_csv('C:/Users/Pedro/python/110_GRUPO_A_CONSUMOS_CONSULTA_IRRIG_NOTURNA_COMPLETO_090221.txt', delimiter="|")

Dados_Consumo_GRB = pd.read_csv('C:/Users/Pedro/python/109_GRUPO_B_CONSUMOS_CONSULTA_IRRIG_NOTURNA_COMPLETO_090221.txt', delimiter="|")

file = pd.read_excel('C:/Users/Pedro/python/2381_PNT_IRRIGACAO_SAO_PAULO_CADASTRO_050422.xlsx')

data_2021 = pd.read_excel('C:/Users/Pedro/python/2341_1085_CADASTRO_MED_071221.xlsx')

Dados_Areas = pd.read_excel('C:/Users/Pedro/python/output_22KGC_Cana.xlsx')

Dados_Areas_Cana = Dados_Areas[Dados_Areas['DESC_MUNICIPIO'].isin(['Barretos'])]

coordenadas_centroides = Dados_Areas_Cana[['Lat', 'Long', 'UC_1']]

dados_SP = pd.read_excel('C:/Users/Pedro/python/UCs_Cana.xlsx')

dados_SP_2 = dados_SP[dados_SP['DESC_MUNICIPIO'].isin(['BARRETOS'])]

crs = {'init': 'epsg:4326'}

municipios_SP = file[file['DESC_MUNICIPIO'].value_counts().reset_index()]

Arquivo_cana = file[file['DESC_MUNICIPIO'].isin(['GUAIRA', 'BARRETOS', 'ITUVERAVA'])]

Arquivo_cana_2 = Arquivo_cana[['COD_INSTALACAO', 'COD_GRUPO_TENSAO', 'DESC_MUNICIPIO', 'NUM_COORDENADA_GIS_X', 'NUM_COORDENADA_GIS_Y', 'COD_ALIMENTADOR']]
```

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura A.3 – Código de preparação dos dados das áreas de plantio

```
Dados_Areas_Barretos = Dados_Areas.copy()

Dados_Areas_Barretos_2 = Dados_Areas_Barretos[Dados_Areas_Barretos['DESC_MUNICIPIO'].isin(['Barretos'])]

Dados_Areas_Barretos_2['Área'] = Dados_Areas_Barretos_2['Área']/10000

Dados_UCs_Barretos = geopandas.GeoDataFrame(data_SP_todas_2, geometry=geopandas.points_from_xy(Dados_Areas_Barretos.Long, Dados_Areas_Barretos_2.Lat))

Dados_UCs_Barretos = Dados_UCs_Barretos.rename(columns = {"UC_1": "COD_INSTALACAO"})

Prep_UCs_Barretos = pd.merge(cod_instalacao, Dados_UCs_Barretos, on = 'COD_INSTALACAO', how='inner')

Prep_UCs_Barretos = Prep_UCs_Barretos[['COD_INSTALACAO', 'Número', 'Imagem_Base', 'Data', 'Dimensão',
'Comparação_Círculo', 'Distância_UC1_km', 'Lat', 'Long',
'DESC_MUNICIPIO', 'Área', 'Cultivar', 'Distância_Corpo_Hídrico_km',
'geometry']]
```

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura A.4 – Código da aplicação do algoritmo DBSCAN para geração dos clusters.

```

prep_DBSCAN=coordenadas_centroides.fillna(0)

prep_DBSCAN_1 = prep_DBSCAN

kms_per_radian = 6371.0088

epsilon = 1.5 / kms_per_radian

db = DBSCAN(eps=epsilon, min_samples=1, algorithm='ball_tree', metric='haversine').fit(np.radians(preparep_DBSCAN_1))

cluster_labels = db.labels_

num_clusters = len(set(cluster_labels))

clusters = pd.Series([data[cluster_labels == n] for n in range(num_clusters)])

print('Number of clusters: {}'.format(num_clusters))

prep_DBSCAN_1['Cluster'] = cluster_labels

```

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura A.5 – Primeira parte do código dos estudos de casos realizados neste trabalho.

```

estudo_caso_1 = pd.read_excel('bhcana2020.xlsx')
MT_dados_2 = Dados_Fenologia[['CULTURA', 'Kc_Jan', 'Kc_Fev', 'Kc_Mar', 'Kc_Abr', 'Kc_Mai', 'Kc_Jun', 'Kc_Jul',
                              'Kc_Ago', 'Kc_Set', 'Kc_Out', 'Kc_Nov', 'Kc_Dez', 'Kc_Jan_1', 'Kc_Fev_1',
                              'Kc_Mar_1', 'Kc_Abr_1', 'Kc_Mai_1', 'Kc_Jun_1', 'Kc_Jul_1', 'Kc_Ago_1',
                              'Kc_Set_1', 'Kc_Out_1', 'Kc_Nov_1', 'Kc_Dez_1', 'Profundidade', 'Tipo_Irrigacao',
                              'Tempo_Irrigacao', 'EFICIENCIA', 'Pressão_De_Servico', 'LAMINA', 'VAZAO']]

estudo_1= Arquivo_cana[['COD_INSTALACAO', 'CAD[%]', 'DN']]
estudo_1 = pd.merge(estudo_1, Prep_UCs_Barretos, on = 'COD_INSTALACAO', how='inner')
estudo_1 = pd.merge(estudo_1, MT_dados_2, on = 'CULTURA', how='inner')
estudo_1 = estudo_1[estudo_1['DESC_MUNICIPIO'].isin(['Barretos'])]
estudo_1 = estudo_1.loc[estudo_1['COD_INSTALACAO'] == 4002408054]
estudo_1 = estudo_1[['COD_INSTALACAO', 'CAD[%]', 'DN', 'Lat', 'Long', 'DESC_MUNICIPIO', 'AREA', 'Profundidade', 'Tipo_Irrigacao',
                    'EFICIENCIA', 'Pressão_De_Servico', 'L', 'Hg', 'AMT', 'LAMINA', 'CULTURA', 'Kc_Jan', 'Kc_Fev',
                    'Kc_Mar', 'Kc_Abr', 'Kc_Mai', 'Kc_Jun', 'Kc_Jul', 'Kc_Ago',
                    'Kc_Set', 'Kc_Out', 'Kc_Nov', 'Kc_Dez']]

estudo_1['L'] = 1400
estudo_1['Hg'] = (estudo_1.L * estudo_1.DN)/100
estudo_1['AMT'] = estudo_1.Hg + (Destudo_1.Hg *0.1) + estudo_1.Pressão_De_Servico
estudo_1['LAMINA'] = estudo_1['Profundidade'] * estudo_1['CAD[%]']
estudo_1['AREA'] = 2230
ETc = estudo_caso_1['ETo'].values * estudo_1[['Kc_Jan', 'Kc_Fev', 'Kc_Mar', 'Kc_Abr', 'Kc_Mai', 'Kc_Jun', 'Kc_Jul',
                                              'Kc_Ago', 'Kc_Set', 'Kc_Out', 'Kc_Nov', 'Kc_Dez']].T.values
estudo_caso_1['ETc'] = ETc.T
CAD = estudo_1['Profundidade'] *estudo_1['CAD[%]']
estudo_caso_1['P-ETc'] = estudo_caso_1['PRECIPITACAO'].values - estudo_caso_1['ETc'].values
estudo_caso_1['ETc-P'] = estudo_caso_1['ETc'].values - estudo_caso_1['PRECIPITACAO'].values

```

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura A.6 – Segunda parte dos estudos de casos realizados neste trabalho.

```

for i in range(len(estudo_caso_1)):
    if estudo_caso_1['ETC-P'][i]<0:
        estudo_caso_1['Lamina_bruta'][i] = 0
    if estudo_caso_1['ETC-P'][i]>0:
        estudo_caso_1['Lamina_bruta'][i] = estudo_caso_1['ETC-P'][i]/(70/100)
for i in range(len(estudo_caso_1)):
    if estudo_caso_1['Lamina_bruta'][i]<0:
        estudo_caso_1['Tempo_Irrigacao'][i] = 0
    if estudo_caso_1['Lamina_bruta'][i]>0:
        estudo_caso_1['Tempo_Irrigacao'][i] = estudo_caso_1['Lamina_bruta'][i]/CAD
for i in range(len(estudo_caso_1)):
    if estudo_caso_1['ETC-P'][i]<0:
        estudo_caso_1['Vazao'][i] = 0
    if estudo_caso_1['ETC-P'][i]>0:
        estudo_caso_1['Vazao'][i] = (estudo_caso_1['Lamina_bruta'][i]*10*Dados_SP_caso3['AREA'])/(estudo_caso_1['Tempo_Irrigacao'][i]*3600)
for i in range(len(estudo_caso_1)):
    if estudo_caso_1['ETC-P'][i]<0:
        estudo_caso_1['Vazao'][i] = 0
    if estudo_caso_1['ETC-P'][i]>0:
        estudo_caso_1['Potencia'][i] = (estudo_caso_1['Vazao'][i]*Dados_SP_caso3['AMT'] *9.8)/0.70
for i in range(len(estudo_caso_1)):
    if estudo_caso_1['ETC-P'][i]<0:
        estudo_caso_1['Vazao'][i] = 0
    if estudo_caso_1['ETC-P'][i]>0:
        estudo_caso_1['Energia'][i] = estudo_caso_1['Potencia'][i]*estudo_caso_1['Tempo_Irrigacao'][i]

```

Fonte: Elaborado pelo autor.

NUP: 23081.006565/2023-48

Prioridade: Normal

Ato de entrega de dissertação/tese

134.334 - Dissertação e tese

COMPONENTE

Ordem	Descrição	Nome do arquivo
3	Dissertação de mestrado (134.334)	Dissertação_Pedro_Marcolin v8.pdf

Assinaturas

18/01/2023 22:22:09

DANIEL PINHEIRO BERNARDON (PROFESSOR DO MAGISTÉRIO SUPERIOR)

01.01.24.00.0.0 - AGÊNCIA DE INOVAÇÃO E TRANSFERÊNCIA DE TECNOLOGIA - AGITTEC



Código Verificador: 2277279

Código CRC: 3db667d8

Consulte em: <https://portal.ufsm.br/documentos/publico/autenticacao/assinaturas.html>

