

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ

LUCAS HENRIQUE BIUK

**DESENVOLVIMENTO DE SOFTWARE DE OTIMIZAÇÃO BASEADO EM
PROGRAMAÇÃO LINEAR PARA REDUÇÃO DE CUSTOS RELATIVOS A
CADEIA DE SUPRIMENTOS DE BIOMASSA PARA GERAÇÃO DE ENERGIA
ELÉTRICA**

PONTA GROSSA

2024

LUCAS HENRIQUE BIUK

**DESENVOLVIMENTO DE SOFTWARE DE OTIMIZAÇÃO BASEADO EM
PROGRAMAÇÃO LINEAR PARA REDUÇÃO DE CUSTOS RELATIVOS A
CADEIA DE SUPRIMENTOS DE BIOMASSA PARA GERAÇÃO DE ENERGIA
ELÉTRICA**

**Development of linear programming-based optimization software for cost
reduction in the biomass supply chain for electricity generation**

Trabalho de Conclusão de Curso de Mestrado
apresentado como requisito para obtenção do
título de Mestre em Engenharia Elétrica do
Programa de Pós-graduação em Engenharia
Elétrica da Universidade Tecnológica Federal do
Paraná.

Orientador: Prof. Dr. Hugo Valadares Siqueira

Coorientador: Prof^a. Dr^a. Fernanda Cristina
Correa

PONTA GROSSA

2024



[4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

Esta licença permite remixe, adaptação e criação a partir do trabalho, para fins não comerciais, desde que sejam atribuídos créditos ao(s) autor(es). Conteúdos elaborados por terceiros, citados e referenciados nesta obra não são cobertos pela licença.



LUCAS HENRIQUE BIUK

**DESENVOLVIMENTO DE SOFTWARE DE OTIMIZAÇÃO BASEADO EM PROGRAMAÇÃO LINEAR PARA
REDUÇÃO DE CUSTOS RELATIVOS A CADEIA DE SUPRIMENTOS DE BIOMASSA PARA GERAÇÃO DE
ENERGIA ELÉTRICA**

Trabalho de pesquisa de mestrado apresentado como requisito para obtenção do título de Mestre Em Engenharia Elétrica da Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR). Área de concentração: Controle E Processamento De Energia.

Data de aprovação: 13 de Agosto de 2024

Dr. Hugo Valadares Siqueira, Doutorado - Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Dr. Sergio Luiz Stevan Junior, Doutorado - Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Dr. Juliano Rodrigues Pappalardo, Doutorado - Instituto Avancado de Tecnologia e Inovacao-Iati

Documento gerado pelo Sistema Acadêmico da UTFPR a partir dos dados da Ata de Defesa em 13/08/2024.

Dedico este trabalho à minha esposa, Viviane.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, pois deu-me força para enfrentar todos os desafios.

Ao Instituto Avançado de Tecnologia e Inovação - Recife (IATI), à Brasil Biofuels (BBF) e à Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) pelo suporte e financiamento prestado à pesquisa, através de projetos de Pesquisa e Desenvolvimento.

À minha esposa Viviane, que não me deixou desistir, esteve ao meu lado e me deu todo suporte.

Aos meus pais, Carlos e Maria Isabel, e meus irmãos Jessica e Thiago, por todo apoio.

Ao meu sogro Pedro, minha sogra Patrícia e minha cunhada Ana Vitória.

À Ranielly Monteiro, pelo seu excelente trabalho de pesquisa e companheirismo durante o projeto.

Ao Juliano Pappalardo, pela orientação, suporte e toda ajuda que fez o sucesso deste trabalho.

Ao meu amigo Jônatas, sempre com ótimos conselhos em todos os momentos.

Aos meus amigos do grupo Nerdarada Brotherhood, que estão ao meu lado desde a graduação.

Ao meu amigo Erickson Puchta, por me incentivar a fazer o mestrado.

Aos meus colegas de trabalho que por vezes cobriram minha parte para eu poder estudar.

Ao professor Hugo, que sempre me fortalece com seu otimismo.

Enfim, a todos que de alguma forma contribuíram para a realização deste trabalho.

“O futuro não pode ser previsto, mas pode ser inventado” (GABOR, Dennis, 1963)

RESUMO

A busca por energias renováveis é impulsionada pela necessidade de mitigar os efeitos das mudanças climáticas, reduzir a dependência de combustíveis fósseis e criar um sistema energético mais sustentável. Essas fontes - como solar, eólica, hidrelétrica, biomassa e geotérmica - oferecem alternativas viáveis, pois são inesgotáveis e de baixo impacto ambiental. Investimentos em pesquisa, inovação e infraestrutura são essenciais para expandir a utilização dessas energias, impulsionando a transição para um futuro mais limpo e resiliente. Buscou-se desenvolver um algoritmo capaz de realizar a otimização de custos relativos à cadeia de suprimentos na geração de energia em termelétrica com uso de uma mistura de biomassas, fazendo desta uma opção mais eficiente e atrativa comercialmente. Embasado na cadeia de suprimentos da biomassa, levantou-se os dados logísticos, de transporte e estocagem de insumos e suas respectivas limitações, de características intrínsecas à termelétrica, e características físico-químicas das biomassas a serem utilizadas, sendo estas capim-elefante, resíduos florestais e resíduos de dendê. Os dados obtidos foram moldados em forma de parâmetros de um problema de programação linear, e juntamente com a modelagem matemática, foram definidas as restrições, variáveis de decisão e a função objetivo do problema. O algoritmo foi desenvolvido em linguagem Python, com principal apoio da biblioteca Pyomo, que realiza a estruturação de problemas de programação linear, e o *GNU Linear Programming Kit* (GLPK), resolvidor que busca encontrar uma solução ótima para o problema. O algoritmo ainda foi convertido em um *software* executável no sistema operacional Windows. O *software* obtido apresentou os resultados esperados, sendo estes as quantidades a serem compradas, tratadas, estocadas e queimadas de cada uma das biomassas, em cada período considerado, juntamente com o valor do custo de operação da usina termelétrica do estudo de caso.

Palavras-chave: cadeia de suprimentos; programação linear; otimização; pyomo; biomassa.

ABSTRACT

The search for renewable energy is driven by the need to mitigate the effects of climate change, reduce dependence on fossil fuels, and create a more sustainable energy system. Renewable sources — such as solar, wind, hydroelectric, biomass, and geothermal — offer viable alternatives because they are inexhaustible and have a low environmental impact. Investments in research, innovation, and infrastructure are crucial for expanding the use of these energy sources, driving the transition toward a cleaner and more resilient future. The goal was to develop an algorithm capable of optimizing the costs related to the supply chain in a thermoelectric plant's energy generation using a mixture of biomasses, making it a more efficient and commercially attractive option. Based on the biomass supply chain, logistical, transport, and storage data for inputs and their respective limitations, intrinsic characteristics of the thermoelectric plant, and the physicochemical characteristics of the biomasses to be used — namely elephant grass, forest residues, and palm residues — were gathered. The data obtained were shaped into parameters of a linear programming problem, and along with the mathematical modeling, the constraints, decision variables, and objective function of the problem were defined. The algorithm was developed in Python, with primary support from the Pyomo library, which structures linear programming problems, and the GNU Linear Programming Kit (GLPK), a solver seeking an optimal solution to the problem. The algorithm was also converted into executable software on the Windows operating system. The developed software produced the expected results, including the quantities of each biomass to be purchased, processed, stored, and burned in each considered period, as well as the operating costs of the thermoelectric plant in the case study.

Keywords: supply chain; linear programming; optimization; pyomo; biomass.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Exemplo de Funcionamento de uma Usina Termelétrica	21
Figura 2 – Resíduos de Dendê de Roraima	29
Figura 3 – Diagrama da Relação entre as Variáveis de Decisão com a Cadeia Pro- dutiva de Biomassas	35
Figura 4 – Função de Heaviside Degrau Negativo	41
Figura 5 – Função de Heaviside Degrau Negativo Deslocado	41
Figura 6 – Sequência de Passos do Algoritmo	46
Figura 7 – Planilha de Cadastro	47
Figura 8 – Funcionamento do Algoritmo	48
Figura 9 – Ferramenta Auto-Py-To-Exe	49

LISTA DE FOTOGRAFIAS

Fotografia 1 – Capim-Elefante tipo Cameroon	27
Fotografia 2 – Resíduo Florestal	28

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 – Matriz Elétrica Mundial de 2021	19
Gráfico 2 – Matriz Elétrica Brasileira de 2022	20
Gráfico 3 – Quantidades de Biomassa Compradas em cada Período - Cenário 1 . .	52
Gráfico 4 – Quantidades de Biomassa Pré-tratadas em cada Período - Cenário 1 .	53
Gráfico 5 – Quantidades de Biomassa Estocadas em cada Período - Cenário 1 . .	54
Gráfico 6 – Quantidades de Biomassa Queimada em cada Período - Cenário 1 . .	55
Gráfico 7 – Quantidades de Biomassa Compradas em cada Período - Cenário 2 . .	56
Gráfico 8 – Quantidades de Biomassa Pré-tratadas em cada Período - Cenário 2 .	57
Gráfico 9 – Quantidades de Biomassa Estocadas em cada Período - Cenário 2 . .	58
Gráfico 10 – Quantidades de Biomassa Queimada em cada Período - Cenário 2 . .	58
Gráfico 11 – Quantidades de Biomassa Compradas em cada Período - Cenário 3 . .	59
Gráfico 12 – Quantidades de Biomassa Pré-tratadas em cada Período - Cenário 3 .	60
Gráfico 13 – Quantidades de Biomassa Estocadas em cada Período - Cenário 3 . .	61
Gráfico 14 – Quantidades de Biomassa Queimada em cada Período - Cenário 3 . .	62
Gráfico 15 – Custo Semanal de Operação da UTE em 1 Ano	62

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	Objetivos	14
1.2	Estrutura do Trabalho	14
2	GERAÇÃO DE ENERGIA	16
2.1	Fontes de Energia	16
2.1.1	Energias Não-Renováveis	16
2.1.2	Energias Renováveis	17
2.2	Funcionamento de uma Usina termelétrica	20
3	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	22
3.1	Ciência da Tomada de Decisões	22
3.1.1	Pesquisa Operacional	22
3.1.1.1	<u>Técnicas mais comuns de pesquisa operacional</u>	23
3.1.2	Programação Linear	24
3.2	Otimização em Cadeia de Suprimentos de Biomassa	26
3.3	Biomassas do Estudo de Caso	27
3.3.1	Capim-Elefante	27
3.3.2	Resíduos Florestais	28
3.3.3	Fibra e Cacho de Dendê	29
3.4	Formulação do Problema	30
4	METODOLOGIA	32
4.1	Modelagem Matemática	32
4.1.1	Índices	33
4.1.2	Parâmetros	33
4.1.3	Variáveis de Decisão	35
4.1.4	Função Objetivo	36
4.1.5	Restrições	36
4.1.5.1	<u>Primeira restrição</u>	37
4.1.5.2	<u>Segunda restrição</u>	37
4.1.5.3	<u>Terceira restrição</u>	37
4.1.5.4	<u>Quarta restrição</u>	38

4.1.5.5	<u>Quinta restrição</u>	38
4.1.5.6	<u>Sexta restrição</u>	38
4.1.5.7	<u>Sétima restrição</u>	39
4.1.5.8	<u>Oitava restrição</u>	39
4.1.5.9	<u>Nona restrição</u>	40
4.1.5.10	<u>Décima restrição</u>	41
4.1.5.11	<u>Décima primeira restrição</u>	42
4.1.5.12	<u>Décima segunda restrição</u>	42
4.1.5.13	<u>Décima terceira restrição</u>	42
4.1.5.14	<u>Décima quarta restrição</u>	42
4.1.5.15	<u>Décima quinta Restrição</u>	43
4.1.5.16	<u>Décima sexta restrição</u>	43
4.1.5.17	<u>Décima sétima restrição</u>	43
4.2	Definições do Algoritmo	43
4.2.1	Linguagem Python	44
4.2.2	Jupyter Notebook	44
4.2.3	Biblioteca Pyomo	44
4.2.4	<i>GNU Linear Programming Kit</i>	45
4.3	Estrutura do Algoritmo	45
4.4	Transformando o Algoritmo em Software Executável	49
4.5	Parametrização e Testes	49
4.5.1	Planilha de Cadastros	50
4.5.2	Planilha de Parâmetros	50
4.5.3	Planilha de Variáveis de Decisão	51
5	RESULTADOS	52
5.1	Resultado Cenário 1	52
5.1.1	Quantidade Comprada - QC	52
5.1.2	Quantidade Pré-Tratada - QPT	53
5.1.3	Quantidade Estocada - QE	54
5.1.4	Quantidade Queimada - QQ	54
5.2	Resultado Cenário 2	56
5.2.1	Quantidade Comprada - QC	56

5.2.2	Quantidade Pré-Tratada - QPT	56
5.2.3	Quantidade Estocada - QE	57
5.2.4	Quantidade Queimada - QQ	57
5.3	Resultado Cenário 3	59
5.3.1	Quantidade Comprada - QC	59
5.4	Quantidade Pré-Tratada - QPT	59
5.5	Quantidade Estocada - QE	61
5.6	Quantidade Queimada - QQ	61
5.7	Resultado Custos	62
6	CONCLUSÃO	64
6.1	Perspectivas e Trabalhos Futuros	64
	REFERÊNCIAS	66

1 INTRODUÇÃO

A geração de energia a partir de biomassa desempenha um papel fundamental na busca por fontes de energia limpas e sustentáveis em um mundo cada vez mais preocupado com as mudanças climáticas e a redução das emissões de gases de efeito estufa (PANDEY *et al.*, 2018). A biomassa refere-se a qualquer material orgânico de origem vegetal ou animal que pode ser utilizado para produção de energia, como resíduos agrícolas, florestais, de alimentos e até mesmo dejetos animais (SAGHAEI; GHADERI; SOLEIMANI, 2020).

Uma parcela significativa dos custos de uma indústria está presente em sua cadeia de suprimentos (SIMCHI-LEVI; KAMINSKY; SIMCHI-LEVI, 2009). Segundo Ballou (2006), quanto ao gerenciamento de cadeia de suprimentos, o custo de manutenção de estoques pode representar até 40% do seu valor anualmente. Segundo Wu *et al.* (2022), o principal custo envolvido na cadeia de suprimentos é referente ao transporte, seguido pelo de custo de aquisição das biomassas. Em uma empresa, as operações da cadeia de suprimentos busca manter os custos o mais baixo possível, desde que estejam alinhados com os níveis de qualidade, rapidez, confiabilidade e flexibilidade exigidos pelos consumidores (SLACK *et al.*, 2009). Assim, destaca-se a importância de uma cadeia de suprimentos eficiente e bem estruturada, capaz de minimizar custos e otimizar o fluxo de materiais (FAGUNDES; FREIRES; MARQUES, 2016).

As cadeias de suprimentos de biomassa para geração de energia estão sujeitas a uma série de incertezas e instabilidades que podem surgir interna ou externamente ao processo produtivo, como por exemplo qualidade de safras, características físico-químicas das biomassas, quantidade ofertada pelos fornecedores, políticas ambientais, condições de transporte, mudanças climáticas, dentre outras (KAZEMZADEH; HU, 2013). Portanto, é de grande interesse projetá-las de forma robusta e que permaneçam resilientes diante de interrupções (SAGHAEI; GHADERI; SOLEIMANI, 2020).

Diversos métodos vêm sendo utilizados ao longo dos anos para otimização de cadeia de suprimentos, como o uso de metaheurísticas como Algoritmos Genéticos (GA) e Otimização por Enxame de Partículas (PSO) apresentado por Mattos *et al.* (2021). A utilização de Programação Dinâmica, uma técnica de desenvolvimento que resolve problemas complexos dividindo-os em subproblemas menores e resolvendo-os individualmente, como apresentado em Romano *et al.* (2022), utiliza de *Machine Learning* (ML) ganhando grande visibilidade nas últimas décadas (NI; XIAO; LIM, 2020). Porém, a Programação Linear Inteira Mista (MILP) continua sendo destaque em otimizações de cadeia de suprimentos (ZAHRAEE; SHIWAKOTI; STASINOPOULOS, 2020).

A Programação Linear (PL) é frequentemente utilizada para otimizar o planejamento da produção, o roteamento de transporte, o gerenciamento de estoques e outras atividades relacionadas à cadeia de suprimentos de bioenergia (BERTSIMAS; TSITSIKLIS, 1997). Estas técnicas de otimização permitem encontrar soluções ótimas para problemas complexos, levando em consideração várias restrições e objetivos, como minimização de custos, maximização da eficiência operacional e atendimento à demanda. Eles também são capazes de lidar com a incerteza e

a variabilidade inerentes à geração de energia a partir de biomassa, o que é fundamental para garantir a viabilidade e a eficácia desses sistemas (NUNES; CAUSER; CIOLKOSZ, 2020).

Este trabalho apresenta um estudo de caso sobre otimização dos custos relativos a cadeia de suprimentos da biomassa, usada para geração de energia em uma usina termelétrica inserida na região norte do Brasil, onde há grandes quantidades de resíduos florestais, resíduos de dendê, e que também possuirá plantios de capim-elefante. Embasado nisso, propõe-se a queima da mistura destas biomassas em diferentes proporções, de acordo com sua disponibilidade, poder calorífico em atendimento à demanda térmica da caldeira da usina termelétrica, e levando em consideração características físico-químicas das biomassas para minimizar corrosão que pode ser causada por determinados elementos químicos, como cloro e enxofre, presentes nas biomassas. Somado a isto questões logísticas de transporte e armazenamento, além dos custos de pré-tratamentos as quais as biomassas podem ser submetidas como secagem, peletização, dentre outros, se apresenta um cenário da cadeia de suprimentos das biomassas, a qual apresenta custos de operação que deseja-se otimizar a partir da modelagem matemática em forma de um problema de programação linear.

1.1 Objetivos

O objetivo geral deste trabalho é desenvolver um algoritmo que possa ser utilizado para otimizar os custos relativos a cadeia de suprimentos de biomassas para sua utilização em termelétricas. Para alcançar o objetivo geral serão necessários atingir os seguintes objetivos específicos:

- Estudar a cadeia de suprimentos da biomassa;
- Levantar limitações e estrutura do processo de produção;
- Determinar qual o método de otimização melhor se encaixa para o estudo de caso;
- A partir das informações obtidas realizar a modelagem matemática do processo;
- Desenvolver a programação do algoritmo de otimização;
- Testar o algoritmo desenvolvido com cenários diversos para fins de comparação;
- Apresentar graficamente os resultados obtidos para análise, os quais devem apresentar quantidades de biomassas envolvidas no processo de produção de energia, bem como o custo operacional da termelétrica;

1.2 Estrutura do Trabalho

A composição deste trabalho parte da abordagem sobre geração de energia elétrica a partir de fontes limpas e renováveis e a sua importância no contexto global das mudanças climá-

ticas no Capítulo 2, seguido por uma introdução sobre ciência da tomada de decisões, pesquisa operacional, programação linear e como esta é usada em otimização de cadeia de suprimentos, apresentação das biomassas e formulação do problema no Capítulo 3; no Capítulo 4 é apresentado o estudo de caso e a modelagem matemática do problema de programação linear, juntamente com o desenvolvimento do algoritmo de otimização para solução do problema apresentado, foco principal deste trabalho; no Capítulo 5 é apresentado e discutido os resultados obtidos; por fim, no Capítulo 6 é apresentado conclusões e perspectivas de trabalhos futuros.

2 GERAÇÃO DE ENERGIA

Neste capítulo é apresentado o apelo pela geração de energia limpa e renovável para diminuição do impacto ambiental do consumo de combustíveis fósseis, a busca por garantia de futuras fontes energéticas, e juntamente apresenta-se o funcionamento da geração de energia elétrica em termelétricas a partir da queima de biomassa.

2.1 Fontes de Energia

A separação entre energias renováveis e não-renováveis é baseada na capacidade de reposição dos recursos utilizados para gerar energia. As energias renováveis são obtidas de fontes que são naturalmente reabastecidas em um curto período de tempo, o que as torna sustentáveis a longo prazo. Essas fontes de energia estão disponíveis de forma contínua ou se regeneram em uma escala de tempo compatível com o consumo humano. As energias não-renováveis são obtidas de fontes que existem em quantidades limitadas e não podem ser repostas em uma escala de tempo humana, quando esses recursos são esgotados, não podem ser regenerados rapidamente, tornando-os finitos (MIRANDA; OLIVEIRA; RAMALHO, 2022).

2.1.1 Energias Não-Renováveis

Ao longo das últimas décadas tem-se observado um crescente desestímulo ao uso de combustíveis fósseis na geração de energia. Esse movimento está intrinsecamente ligado às preocupações ambientais e à busca por fontes mais limpas e sustentáveis de energia (POPP *et al.*, 2021).

A queima de combustíveis fósseis como carvão mineral, derivados do petróleo e gás natural, destaca-se como uma das principais fontes de emissões de gases de efeito estufa, contribuindo significativamente para as mudanças climáticas globais (WUEBBLES; JAIN, 2001).

Como apontado por Guena (2007), as usinas termelétricas movidas a carvão mineral são grandes emissoras de substâncias como ácido sulfúrico (H_2SO_4) e ácido nítrico (HNO_3), que são os principais responsáveis pela formação da chuva ácida. Esse fenômeno provoca desequilíbrios significativos nos ecossistemas, afetando diretamente a vegetação, além de causar a acidificação de lagos, o que resulta na redução drástica das populações de peixes. A chuva ácida também contribui para a corrosão de edificações e monumentos, e, em alguns casos, pode representar um risco à saúde humana devido à contaminação de recursos hídricos e ao agravamento da poluição do ar.

Spirandeli (2022) e Mariano (2001) apresentam a preocupação que gases como monóxido de carbono (CO), dióxido de carbono (CO_2), óxidos de nitrogênio (NO_x) e materiais particulados, todos estes resultantes da queima de combustíveis fósseis, são nocivos à saúde

do ser humano. Por exemplo, o monóxido de carbono tem um alto potencial para interferir no transporte de oxigênio no organismo, afetando a hemoglobina, mioglobina e as mitocôndrias. Isso reduz a concentração de oxigênio nos tecidos, o que pode causar sérios problemas de saúde humana, como hipóxia, levando a complicações respiratórias e cardiovasculares.

Além disso, estes gases são os principais causadores do efeito estufa, dos quais destacam-se o aumento da temperatura média global e derretimento das calotas polares, causando elevação dos níveis dos oceanos. Juntamente destes, observa-se alterações nos padrões de precipitação, aumento da frequência e a intensidade de eventos climáticos extremos, como furacões, tufões, tempestades, enchentes e secas (MASSON-DELMOTTE *et al.*, 2021).

Por fim, a dependência desses recursos não renováveis levanta preocupações sobre a segurança energética e a disponibilidade futura de energia. Como resultado, governos, empresas e organizações internacionais têm promovido ativamente a transição para fontes de energia limpas e renováveis (COZZI *et al.*, 2020).

2.1.2 Energias Renováveis

As energias renováveis são fontes de energia obtidas de recursos naturais que se regeneram de forma contínua. As principais formas de energia renovável incluem a solar, eólica, hidráulica, biomassa e geotérmica. Entre as vantagens destas fontes, destacam-se a redução de emissões de gases de efeito estufa, a menor dependência de combustíveis fósseis e a capacidade de promover a segurança energética. Além disso, contribuem para a diversificação da matriz energética, estimulam a economia local e reduzem os impactos ambientais associados à geração de energia (GOLDEMBERG; LUCON, 2007).

A geração de energia por meio da queima de biomassas em termelétricas é uma alternativa sustentável, pois os gases gerados durante a queima são absorvidos pelas plantas durante seu ciclo de crescimento. Isso significa que, ao contrário dos combustíveis fósseis, que liberam carbono previamente armazenado na terra, a queima de biomassa não contribui para o aumento líquido de dióxido de carbono na atmosfera (NIKOLINA, 2016).

Segundo Demirbas (2009) a importância dessa abordagem energética está relacionada a vários aspectos fundamentais:

1. **Sustentabilidade Ambiental:** A geração de energia a partir de biomassa é uma alternativa sustentável às fontes de energia fóssil, como o petróleo, carvão e gás natural. Enquanto estes contribuem para o aumento das concentrações de dióxido de carbono (CO_2) na atmosfera e o aquecimento global, a biomassa é uma fonte de energia neutra em carbono. Isso significa que a quantidade de CO_2 liberada durante a queima de biomassa é equivalente à quantidade de CO_2 que as plantas absorveram durante seu crescimento.

2. **Redução de Resíduos e Aproveitamento de Recursos:** A biomassa é frequentemente derivada de resíduos agrícolas, florestais e de processamento de alimentos que, de outra forma, seriam descartados e poderiam representar problemas ambientais. A geração de energia a partir desses resíduos permite a sua utilização eficiente, reduzindo a quantidade de lixo e mitigando impactos negativos no meio ambiente.
3. **Diversificação da Matriz Energética:** A biomassa oferece uma maneira valiosa de diversificar a matriz energética de um país. Dependendo exclusivamente de fontes de energia não renovável pode tornar uma nação vulnerável a flutuações de preços e disponibilidade destas. A biomassa, por outro lado, pode ser produzida de forma contínua e local, reduzindo a dependência de importações de combustíveis fósseis.
4. **Desenvolvimento Rural e Geração de Empregos:** A produção de biomassa muitas vezes envolve comunidades rurais, agricultores e pequenas empresas, criando oportunidades de emprego e renda nas áreas rurais. Além disso, o cultivo de culturas energéticas dedicadas para biomassa pode fornecer uma nova fonte de receita para agricultores.
5. **Energia Descentralizada:** A geração de energia a partir de biomassa pode ser implementada em pequena escala e descentralizada, o que significa que as comunidades podem gerar parte de sua própria energia localmente, reduzindo a necessidade de grandes infraestruturas de geração e distribuição.
6. **Estabilidade Energética:** A biomassa também pode ser armazenada para uso posterior, ajudando a garantir a estabilidade no fornecimento de energia, mesmo em momentos de alta demanda ou interrupções no fornecimento de outras fontes de energia.

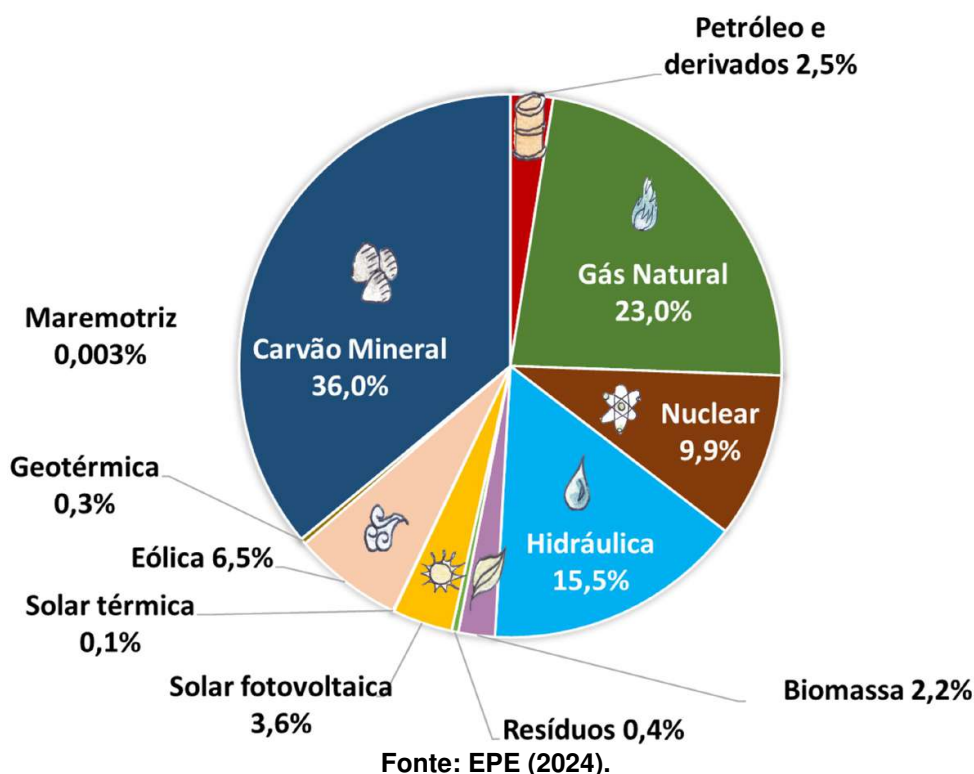
Dessa forma, é possível afirmar que é imprescindível que estudos científicos e investimentos tecnológicos sejam empregados quanto à geração de energia limpa, para que os benefícios acima citados possam ser colocados em prática. No Gráfico 1 é apresentado o quanto os combustíveis fósseis ainda são os mais consumidos mundialmente.

Observa-se que até recentemente, em âmbito mundial, pouco mais de 60% da energia elétrica produzida foi proveniente de combustíveis fósseis e cerca de apenas 30% a partir de fontes renováveis, uma vez que a energia nuclear não pode ser considerada renovável já que o seu principal combustível, urânio, não pode ser regenerado.

Já o cenário brasileiro se apresenta de forma diferente, por ser um país de proporções continentais, rico em recursos naturais e com clima favorável às produções de energias limpas (EPE, 2024). No Gráfico 2 podemos observar o gráfico da matriz de geração de energia elétrica no Brasil no ano de 2022.

O grande destaque ainda é a fonte hidráulica correspondendo a aproximadamente dois terços de toda a matriz elétrica. Nota-se ainda que a energia solar, eólica e bagaço de cana

Gráfico 1 – Matriz Elétrica Mundial de 2021

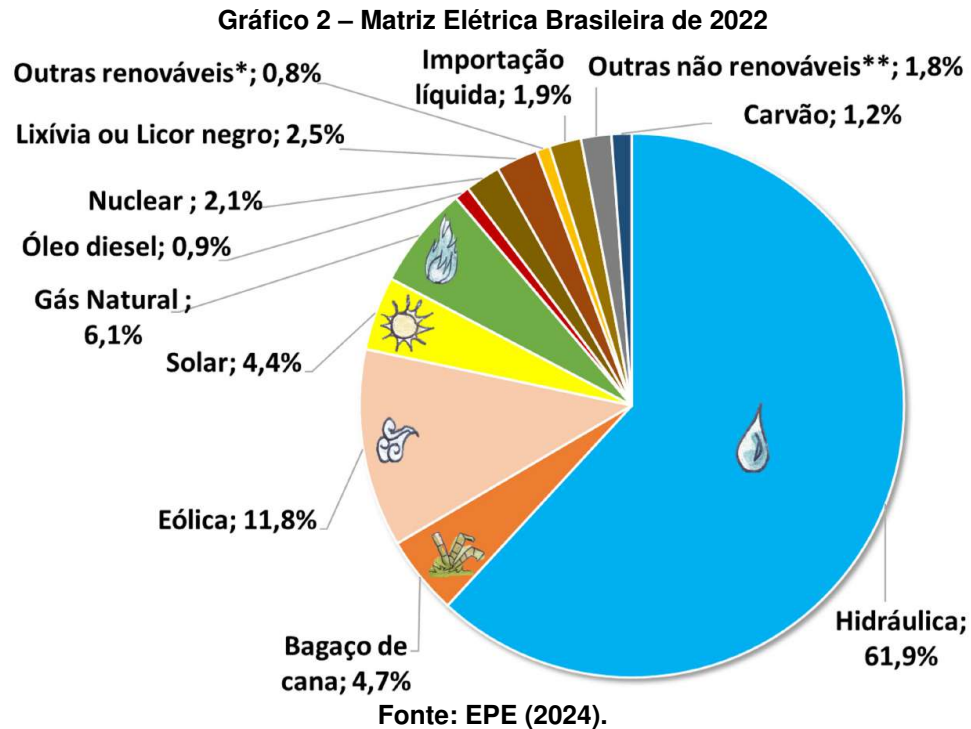


juntas representam pouco mais de 20%, assim totalizam-se mais de 80% de energias limpas e renováveis no cenário nacional, dentre as quais o bagaço de cana é única biomassa citada.

De acordo com Hesse *et al.* (2023), cerca de 24% de toda a produção de energia elétrica do Brasil é oriunda de termelétricas, das quais apenas 8% funcionam a partir de biomassa. Ainda, impulsiona a busca da utilização de casca de arroz como biomassa, um resíduo vegetal abundante na região de Santa Catarina e Rio Grande do Sul, visto suas enormes produções de arroz, que totalizaram, na safra 2022/2023, aproximadamente 8,37 milhões de toneladas.

Segundo o Ministério de Minas e Energia, a geração de energia a partir da biomassa bateu o recorde de contribuição ao Sistema Interligado Nacional (SIN) em 2023. Em 2024, espera-se um aumento de 1.155 MW na capacidade instalada de biomassa, o maior valor da série histórica (MME, 2024).

Em resumo, a geração de energia a partir de biomassa é uma abordagem ambientalmente responsável, sustentável e versátil que desempenha um papel significativo na transição para um futuro energético mais limpo e seguro. Ela oferece uma série de benefícios, desde a redução das emissões de gases de efeito estufa até o estímulo ao desenvolvimento econômico local, tornando-a uma parte crucial da solução para os desafios globais relacionados à energia e ao meio ambiente (DEMIRBAS, 2009).



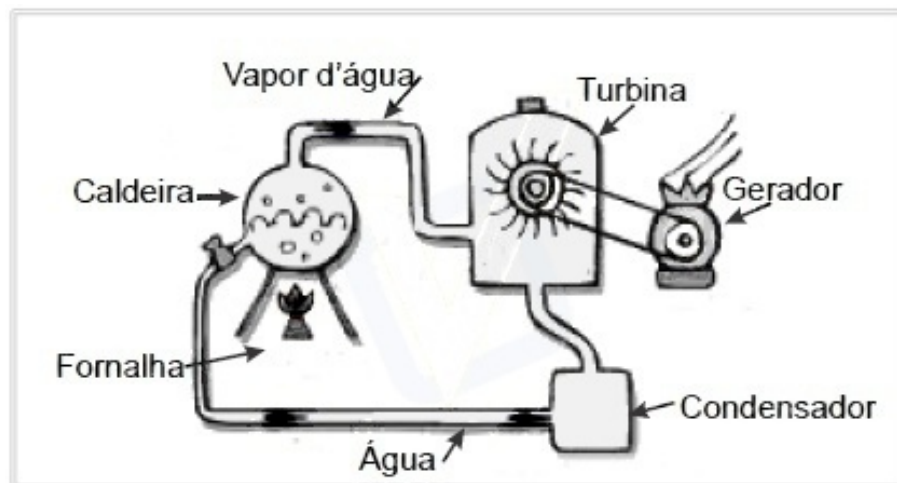
2.2 Funcionamento de uma Usina termelétrica

O funcionamento de uma usina termelétrica é baseado na conversão de energia térmica em energia mecânica, e em seguida em energia elétrica, usando um gerador elétrico. Em uma fornalha é realizada a queima de um combustível, comumente carvão mineral, gás natural e derivados do petróleo, gerando energia térmica para aquecimento de água em uma caldeira. O aquecimento dessa água gera uma grande quantidade de vapor pressurizado, o qual é direcionado para fazer girar uma turbina. Esta é então conectada a um gerador elétrico, e sua rotação é quem gera energia elétrica (PANDEY *et al.*, 2018). O vapor condensado em forma de água pode ser reutilizado, pois já possui maior temperatura e voltará se tornar vapor mais facilmente que a água gelada da fonte com a qual a caldeira é alimentada, dessa forma economizando combustível. A Figura 1 ilustra esse processo.

Uma usina termelétrica que utiliza biomassa como fonte de energia funciona de maneira semelhante a uma usina termelétrica convencional, porém, ao invés de utilizar combustíveis fósseis como carvão ou gás natural, usa biomassa, como bagaço de cana-de-açúcar, cavaco de madeira, dentre outras matérias orgânicas de origem vegetal ou animal.

Para que a produção do vapor seja eficiente na caldeira, as características da biomassa são de extrema importância, mais especificamente o seu poder calorífico, que é uma medida da quantidade de energia que pode ser obtida da combustão completa de uma unidade de massa dessa biomassa (BATISTA, 2023).

Figura 1 – Exemplo de Funcionamento de uma Usina Termelétrica



Fonte: AIO (2017).

3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

3.1 Ciência da Tomada de Decisões

A ciência da tomada de decisão é uma área interdisciplinar que se concentra em entender e aprimorar o processo de tomada de decisões em diferentes contextos. Ela envolve a aplicação de métodos, técnicas e teorias de diversas disciplinas, como economia, psicologia, estatística, matemática, ciência da computação e outras, para ajudar as pessoas e organizações a tomar decisões mais informadas e eficazes (EDWARDS; MILES; WINTERFELDT, 2007).

As decisões desempenham um papel fundamental em nossas vidas, desde escolhas cotidianas, como o que comer no almoço, até decisões de negócios complexas, como investimentos financeiros e estratégias de mercado (THALER; SUNSTEIN, 2009). A ciência da tomada de decisão explora diversos aspectos, segundo Baron (2023) inclui:

- **Modelagem de Decisões:** Envolve a criação de modelos matemáticos ou computacionais para representar problemas de decisão e suas soluções possíveis. Esses modelos podem ser usados para avaliar alternativas e escolher a melhor opção.
- **Psicologia da Tomada de Decisão:** Estuda como as pessoas percebem, processam informações e lidam com a incerteza ao tomar decisões. Isso ajuda a identificar os vieses cognitivos que podem levar a escolhas subótimas.
- **Economia Comportamental:** Examina como fatores psicológicos e emocionais afetam o comportamento econômico e as escolhas financeiras.
- **Análise de Dados e Estatísticas:** Utiliza dados para fornecer informações que orientam a tomada de decisões, identificando tendências e padrões.
- **Teoria da Decisão:** Desenvolve princípios e estratégias para tomar decisões racionais, levando em consideração preferências, riscos e objetivos.
- **Inteligência Artificial e Aprendizado de Máquina:** Aplica algoritmos avançados para automatizar a tomada de decisões em sistemas computacionais.

3.1.1 Pesquisa Operacional

A pesquisa operacional (PO) é uma grande área de investigação que fornece uma base quantitativa para a tomada de decisões, aplicável em uma ampla gama de tarefas de mundo real. As técnicas de PO oferecem uma abordagem lógica e sistemática para a formulação de problemas, permitindo a aplicação de ferramentas matemáticas na busca de soluções (REHFELDT, 2009).

A PO se diferencia da abordagem matemática em um aspecto importante: a matemática refere-se ao uso de métodos, técnicas e ferramentas para analisar, compreender e resolver problemas, o que pode incluir modelagem matemática, equações, algoritmos e outras estruturas. Por outro lado, a pesquisa operacional utiliza métodos analíticos avançados para tomar melhores decisões. A PO envolve além da aplicação de modelos matemáticos, análise estatística e técnicas de otimização para resolver problemas complexos de tomada de decisão. Em resumo, a abordagem matemática é um conceito geral relacionado ao uso da matemática na resolução de problemas, enquanto a PO é um campo específico que utiliza abordagens matemáticas para otimizar os processos de tomada de decisão (HILLIER; LIEBERMAN, 2013).

O cerne dos problemas enfrentados na pesquisa operacional está na alocação otimizada de recursos escassos. Nesse contexto, tais recursos abrangem matérias-primas, mão de obra, capital, energia e tempo de processamento. Por exemplo, um fabricante pode consultar um analista de PO para determinar a combinação ideal de técnicas de produção a serem empregadas, a fim de atender às demandas do mercado e minimizar os custos (KOLMAN; BECK, 1995).

3.1.1.1 Técnicas mais comuns de pesquisa operacional

Por ser uma disciplina com ampla aplicação e em rápida expansão, diversas técnicas foram desenvolvidas ao longo dos anos. Cada uma possui um objetivo específico, sendo elaborada para resolver determinados tipos de problemas. De acordo com RODRIGUES *et al.* (2014), abaixo estão relacionadas as mais difundidas:

- Programação linear: é uma técnica que pressupõe a relação linear entre as características do problema, buscando a solução ótima para o mesmo. Tais características são representadas e relacionadas por meio de uma série de equações lineares, utilizadas para otimizar a alocação de recursos limitados, como tempo, capital e mão-de-obra, para atingir um objetivo específico;
- Simulação computacional: é uma técnica que simula as características estudadas em um modelo de computador, considerando a variabilidade dos comportamentos do ambiente e seus participantes. Com base na simulação computacional é possível testar mudanças e conhecer com maior probabilidade de sucesso o impacto dessas mudanças no sistema;
- Teoria dos Jogos: é uma técnica matemática que busca antecipar as possíveis decisões de participantes de uma situação de competição. Essa teoria tem aplicação em muitas áreas, mas é usada principalmente em administração e economia;
- Teoria das Filas: é o estudo das esperas existentes nos mais diversos sistemas, tais como filas de banco, do caixa no supermercado e outras não tão corriqueiras como

as ordens de produção aguardando para serem liberadas ou os veículos que aguardam para serem descarregados e assim atrasam carregamentos posteriores. Sendo assim, é necessário o balanceamento adequado dos recursos visando um nível de atendimento satisfatório, o melhor custo-benefício entre as esperas e suas implicações, assim como o investimento para possibilitar o melhor atendimento possível;

- PERT/CPM: PERT é a sigla de *Program Evaluation and Review Technique* (Técnica de Avaliação e Revisão de Projetos) e CPM é a sigla de *Critical Path Method* (Método do Caminho Crítico), surgindo no final da década de 1950. Ambas envolvem modelos de redes visando a gestão de tempo de projetos. CPM é uma técnica utilizada para identificar o caminho crítico de um projeto, caminho este que não pode sofrer atrasos e precisa ser acompanhado constantemente para não comprometer o prazo de conclusão. PERT é uma técnica que agrega variabilidade a essa gestão do tempo. Geralmente ambas são utilizadas em conjunto.

3.1.2 Programação Linear

A programação linear é uma técnica da pesquisa operacional utilizada para resolver problemas de otimização em que o objetivo é encontrar a melhor combinação de variáveis de decisão para maximizar ou minimizar uma função linear sujeita a um conjunto de restrições lineares. Esta abordagem é amplamente aplicada em vários campos, como economia, engenharia, logística e planejamento, para tomar decisões eficientes quando os recursos são limitados (WINSTON, 1991).

O modelo matemático de programação linear (PL) é constituído de uma função objetivo sobre a grandeza que se deseja otimizar, em que as parcelas são formadas: de restrições, grupo de equações e inequações lineares que representam as limitações do problema; de variáveis de decisão, que são os resultados de saída do problema; e da restrição matemática de não negatividade. Deseja-se encontrar uma solução, isto é, uma resposta viável para a função objetivo, desde que esta solução respeite todas as condições impostas pelas restrições (TAHA, 2013).

Kolman e Beck (1995) traz as seguintes definições para cada um dos itens:

- Variáveis de decisão: as variáveis de decisão são as incógnitas que o modelo tenta determinar. Elas representam as escolhas ou decisões que devem ser feitas para resolver o problema e que representam uma alocação ótima dos recursos escassos apresentados pelo modelo. Por exemplo, as variáveis de decisão podem representar o tamanho do lote de compra, o número de horas para operar uma máquina ou qual das várias alternativas escolher.

- **Parâmetros:** esses são dados de entrada que podem ou não ser ajustáveis, mas são conhecidos exatamente ou aproximadamente. Eles não podem ser alterados durante o processo de otimização. Por exemplo, o preço de compra, a taxa de consumo e a quantidade de desperdício podem ser parâmetros.
- **Restrições:** estas são condições que limitam os valores que as variáveis de decisão podem assumir. Por exemplo, uma variável que mede unidades de produção não pode ser negativa; uma variável que mede a quantidade a ser armazenada não pode ter um valor maior que a capacidade disponível. Elas geralmente são expressas como desigualdades (ou igualdades) lineares que envolvem as variáveis de decisão.
- **Função Objetivo:** esta expressão mede a eficácia do sistema como uma função das variáveis de decisão. As variáveis de decisão devem ser determinadas de forma que a função objetivo seja otimizada. Às vezes, é difícil determinar uma medida quantitativa do desempenho de um sistema. Consequentemente, várias funções objetivo podem ser testadas antes de escolher uma que reflita os objetivos do cliente.

As variáveis de decisão são probabilisticamente independentes entre si, isto é, os resultados obtidos sobre uma delas não causa nenhuma interferência sobre outra. Conceitualmente se sabe que em álgebra linear, um conjunto de vetores diz-se linearmente independente se nenhum dos seus elementos for combinação linear dos outros. Sendo assim, a programação linear é assim chamada pois cada um de seus fatores é independente entre si (HILLIER; LIEBERMAN, 2013).

Os modelos programação linear inteira mista (*Mixed Integer Linear Programming – MILP*), que possuem a função objetivo de minimização de custos, têm sido usados para diferentes problemas, por exemplo, avaliar a produção de energia elétrica a partir de biomassa, projetar e planejar o processo da cadeia de suprimentos com a finalidade de produzir calor a partir de biomassa, projetar e avaliar os resíduos de cadeias de suprimentos sustentáveis de biomassa, planejamento estratégico do sistemas de cadeia de suprimentos de bioetanol, projetando de forma otimizada a cadeia de abastecimento e, ao mesmo tempo, especificar as taxas otimizadas de colheita e produção, e planejar estrategicamente cadeia de suprimentos da biomassa e alocar de forma otimizada a matéria-prima com decisões de localização incertas (SHABANI; AKHTARI; SOWLATI, 2013).

Para resolver problemas de programação linear são utilizados algoritmos específicos como o método *simplex*, que percorre um espaço de soluções viáveis para encontrar a ótima. A programação linear é baseada em conceitos matemáticos como vetores, matrizes, equações lineares e desigualdades, e requer a formulação apropriada do problema em termos de variáveis de decisão, função objetivo e restrições. É importante notar que a programação linear assume que as relações entre as variáveis são lineares, o que significa que as equações e desigualdades envolvidas devem ser de primeiro grau. Caso contrário, poderão ser necessárias técnicas mais avançadas, como programação não-linear (TAHA, 2013).

3.2 Otimização em Cadeia de Suprimentos de Biomassa

Uma cadeia de suprimentos de biomassa envolve decisões nos níveis estratégico, tático e operacional, e o grau de coordenação entre esses níveis é o que determina o sucesso geral do sistema. As cadeias de suprimentos de biomassa florestal compreendem várias instalações e atividades físicas, incluindo aquisição de biomassa, transporte, armazenamento, pré-processamento, conversão e distribuição (CAMBERO; SOWLATI, 2014).

Segundo Castillo-Villar (2014) as implicações da tomada de decisão em relação ao tamanho e localização das instalações, estratégias logísticas, métodos de armazenamento ou pré-processamento, tecnologias de conversão e políticas de distribuição permanecem uma questão complexa.

Cundiff, Dias e Sherali (1997) utilizaram programação linear em dois estágios para reduzir o problema de design da cadeia de suprimentos a um tamanho gerenciável com objetivo de maximização de lucro. Os parâmetros de maior incerteza foram utilizados em diferentes cenários, nos quais as decisões do primeiro estágio são as decisões de investimento de capital, incluindo o tamanho e a localização das plantas de processamento, e as decisões do segundo estágio impactam os fluxos de biomassas.

Similarmente, Kim, Realff e Lee (2011) desenvolveram um modelo de programação estocástica mista de dois estágios para o design otimizado de redes de cadeias de suprimentos de biomassa sob incerteza. Com o objetivo de maximizar o lucro total, o primeiro estágio de tomada de decisão adotou uma abordagem estratégica, abrangendo decisões de investimento de capital relacionadas ao tamanho e localização das instalações, enquanto o segundo estágio considerou decisões táticas, incluindo a alocação de recursos e o fluxo de produtos.

No trabalho de Giarola, Bezzo e Shah (2013) os pesquisadores desenvolveram um modelo de Programação Linear Inteira Mista (MILP) para auxiliar nas decisões estratégicas de uma cadeia de suprimentos de etanol, com foco em criar infraestruturas de energia sustentável.

Marufuzzaman, Eksioglu e Huang (2014) consideraram a incertezas no fornecimento de biomassa e o impacto de políticas regulatórias de emissão de carbono nas decisões da cadeia de suprimentos e utilizaram de MILP para otimizar custos e emissões de carbono na cadeia de produção de bioenergia.

Saghaei, Ghaderi e Soleimani (2020) apresentaram um estudo de caso tomando por base a otimização da cadeia de suprimentos de biomassas para geração de energia utilizando programação linear, levando em consideração a variabilidade de biomassas, localidades de estoques das biomassa, volume estocado, demanda e plano de distribuição de energia aos consumidores finais.

Wu *et al.* (2022) apresentaram recentemente uma aplicação de uso de MILP para otimização de custo de cadeia de suprimentos da biomassa.

Assim, pode-se afirmar que a programação linear é uma ferramenta consolidada quanto à otimização de cadeia de suprimentos com objetivo de minimização de custo.

3.3 Biomassas do Estudo de Caso

Dado a disponibilidade na região em que foi instalada a usina termelétrica do estudo, as biomassas consideradas foram capim-elefante, resíduos florestais, fibra de dendê e cacho de dendê.

3.3.1 Capim-Elefante

O capim-elefante é uma gramínea promissora para geração de energia devido à sua alta disponibilidade e crescimento rápido. Sua eficácia energética é atribuída a características como teores elevados de fibras e lignina, relacionados ao poder calorífico, mas requer manejo específico para esse fim, diferindo da finalidade de alimentação animal (ROSA *et al.*, 2019). A escolha da variante adequada é essencial. O tipo Cameroon, por exemplo, destaca-se na combustão devido à sua maior produtividade em relação ao tipo Napier. Embora ambos apresentem poderes caloríficos semelhantes ($18,16 MJ/kg$ para o Cameroon e $18,11 MJ/kg$ para o Napier), o Cameroon oferece um rendimento superior, com aproximadamente $24,13 Mg/ha$ (toneladas por hectare) de biomassa seca, comparado às $21,05 Mg/ha$ do Napier (MACHADO *et al.*, 2017; ALVES *et al.*, 2018).

Seu ciclo produtivo, permitindo dois cortes anuais, gera volumes expressivos de matéria seca. Contudo, seu plantio requer atenção à época chuvosa, condições de solo e clima. Apresenta competitividade com a cana-de-açúcar em conteúdo energético, tolerando cortes mais frequentes. O processo produtivo envolve custos extras, como mão-de-obra, controle de pragas e melhoramento genético (BATISTA, 2023). A Fotografia 1 mostra como se dispõe a plantação de capim-elefante do tipo Cameroon.

Fotografia 1 – Capim-Elefante tipo Cameroon



Fonte: ViverGrass (2020).

3.3.2 Resíduos Florestais

Na categoria de resíduos florestais estão incluídos resíduos provenientes do manejo e colheita florestal, assim como da transformação da madeira. Foram considerados os resíduos cavaco de madeira e o pó de serragem, podendo estes apresentarem variações e potencial contaminação por solo, plásticos ou químicos (BATISTA, 2023). A utilização destes resíduos das madeiras ao redor da usina contribui para evitar descartes inadequados, reduzindo a geração de metano na decomposição e minimizando riscos de incêndio, agregando-se à matriz energética da caldeira conforme a disponibilidade de outras biomassas varia para atender às otimizações necessárias (SOUZA, 1997).

Diferentes partes da árvore, como cascas, aparas e galhos, podem ser usadas como combustível, com estratégias específicas de armazenamento. São desejadas madeiras com maior teor de lignina e com abundância de extrativos (resinas, ceras) devido ao maior poder calorífico conferido: celulose e hemicelulose contêm apenas cerca de $17,5 MJ/kg$, enquanto a lignina tem cerca de $26,5 MJ/kg$, e extrativos podem chegar a $35 MJ/kg$, na base seca (SMIL, 2013). Os valores de umidade da madeira usualmente oscilam entre 22% e 67%, e é vantajoso seu baixo teor de cinzas e enxofre (BATISTA *et al.*, 2023). A Fotografia 2 mostra um exemplo de como se apresenta o cavaco de madeira.

Fotografia 2 – Resíduo Florestal



Fonte: HBJ-Biomassa (2023).

3.3.3 Fibra e Cacho de Dendê

A fibra de dendê e o cacho de dendê são partes distintas da palma de dendê e têm aplicações e composições diferentes. A fibra refere-se à parte fibrosa da palma de dendê, geralmente obtida após a extração do óleo de dendê dos frutos. É utilizada como biomassa para produção de energia em termelétricas e outras aplicações industriais. Sua composição pode variar, mas geralmente possui teor significativo de lignina e celulose, o que a torna uma fonte potencial de energia (QUEIROZ; FRANÇA; PONTE, 2012).

O cacho é a estrutura que contém os frutos do dendê. É colhido da palmeira e processado para a extração dos frutos. Após a extração, os resíduos restantes como cascas e caroços podem ser utilizados como biomassa para produção de energia em usinas termelétricas (MÜLLER, 1980).

Na Figura 2 pode-se observar na foto *a)* o fruto do dendê, em *b)* seu cacho e em *c)* sua casca vazia, que origina os resíduos: em *d)* cachos vazios, *e)* cascas secas e em *f)* fibras.

Figura 2 – Resíduos de Dendê de Roraima



Fonte: a), b) e c) fotos da própria usina (2021); d), e) e f) Ordoñez-Frías *et al.* (2020).

Esta biomassa consiste principalmente nas fibras residuais após a extração do óleo de dendê. Sua composição, geralmente rica em celulose e lignina, confere potencial energético significativo quando utilizada na geração de energia em termelétricas. Possui um teor de umidade relativamente baixo, o que a torna uma fonte eficiente para combustão. Diferentes partes do dendê apresentam diferentes poderes caloríficos. A parte chamada torta, resultado da extração do óleo da amêndoa do dendê apresenta poder calorífico de $18,67 \text{ MJ/kg}$, a fibra do mesocarpo, resultante do cacho, apresenta $10,89 \text{ MJ/kg}$, e a casca $18,43 \text{ MJ/kg}$ (OLIVEIRA, 2012).

Sua disponibilidade, especialmente em regiões onde o cultivo de dendê é significativo, como próximo à região da usina, promove uma fonte de biomassa local e de baixo custo (BATISTA, 2023).

No entanto, o uso da fibra de dendê como biomassa requer considerações específicas. É essencial um manejo adequado durante a coleta e armazenamento para preservar sua qualidade como combustível. Avaliações contínuas são necessárias para garantir que seu uso como biomassa não comprometa o cultivo sustentável, evitando impactos negativos no ecossistema e na biodiversidade. A aplicação da fibra de dendê como biomassa em termelétricas está em crescimento, impulsionada pela busca por fontes de energia renovável e sustentável. Seu potencial energético, aliado à sua disponibilidade e características de queima favoráveis, a torna uma opção atraente para contribuir na geração de energia elétrica, alinhada aos esforços globais de transição para fontes de energia mais limpas e renováveis (CORDEIRO; ALVES; MACIEL, 2009).

3.4 Formulação do Problema

Tomando o trabalho de Rocco e Morabito (2012) e Saghaei, Ghaderi e Soleimani (2020) como base de estudo, buscou-se desenvolver um problema de programação linear para otimizar o custo operacional da cadeia de suprimentos das biomassas supracitadas.

Nestes trabalhos é possível observar a forma como se elabora o problema de PL, iniciando pela definição da notação matemática utilizada. Em ambos trabalhos, se segue a seguinte ordem para desenvolver o problema de programação linear:

1. Define-se a configuração de índices/conjuntos a serem utilizados ao longo do desenvolvimento do problema de programação linear;
2. Realiza-se o levantamento de parâmetros do problema, sendo analisado as características pertinentes ao problema específico;
3. Define-se as respostas que devem ser encontradas ao ser solucionado o problema de PL, chamadas variáveis de decisão;
4. Busca-se relações entre os parâmetros (entradas) e as variáveis de decisão (saídas), principalmente quanto às limitações matemáticas, formando-se assim as restrições;
5. Utiliza-se as variáveis de decisão para encontrar a função objetivo sobre a grandeza que se deseja otimizar;

Em programação linear, as restrições são as condições ou limitações que um sistema deve obedecer. Elas são expressas como equações ou desigualdades lineares e definem as limitações dos recursos disponíveis ou os requisitos que devem ser atendidos. Por exemplo,

em um problema de otimização de produção, as restrições podem representar a disponibilidade de matéria-prima, horas de trabalho, capacidade de produção, entre outros. As soluções do problema devem satisfazer todas essas restrições para serem consideradas viáveis (HILLIER; LIEBERMAN, 2013).

Procura-se encontrar quantidades de biomassa a serem usadas na usina termelétrica, e a partir dessas quantidades determinar qual o custo operacional da cadeia da biomassa. Sabe-se da análise logística que a biomassa deve ser comprada e transportada, sendo essa uma das variáveis de decisão, a quantidade comprada.

A seguir, analisa-se a qualidade da biomassa adquirida, como sua umidade e teores de concentração de químicos para prevenção de corrosão da caldeira. Assim, propõe-se o pré-tratamento da biomassa adquirida para obter a biomassa final na sua melhor forma para queima, aumentando a eficiência de sua combustão. Para isso, as biomassas adquiridas podem passar por processos como secagem, para chegar a um nível aceitável de umidade, lixiviação que faz a remoção de elementos solúveis em água não desejáveis através de lavagem, peletização ou moagem permitindo melhor estocagem, dentre outros (LOO; KOPPEJAN, 2008). A segunda variável de decisão é a quantidade de biomassa a ser pré-tratada.

Os processos de pré-tratamento podem levar certo tempo para serem finalizados, e dentro deste contexto se faz necessário que uma quantidade seja mantida estocada a fim de atender as demandas da UTE. Têm-se então uma variável de decisão de quantidade estocada.

Deseja-se obter a quantidade de cada uma das biomassas que deve ser queimada a fim de atender o pleno funcionamento da caldeira. Dessa forma, têm-se uma variável de decisão de quantidade queimada.

Por fim, a relação entre as variáveis de decisão, com suas respectivas limitações e custos, irão ser somadas apresentando o custo total de operação da UTE em cada período.

4 METODOLOGIA

Este trabalho foi elaborado como parte do Projeto de Pesquisa e Desenvolvimento intitulado “Desenvolvimento De Modelo De Otimização E Estudos Técnicos Para Maximização Da Geração De Energia Elétrica Usando Diversas Fontes De Biomassa E Variáveis Exógenas” - PD-10982-0120/2020 ANEEL - realizado pelo Instituto Avançado de Tecnologia e Inovação - IATI - Recife/PE, juntamente do Instituto de Pesquisas Tecnológicas - IPT - São Paulo/SP, financiado pela empresa Brasil Biofuels - BBF, com apoio da Agência Nacional de Energia Elétrica - ANEEL.

O Projeto de Pesquisa proposto teve como objetivo a otimização dos custos relacionados à cadeia de suprimentos da biomassa para geração de energia em uma usina termelétrica que foi instalada pela BBF na região de São João da Baliza – RR (aproximadamente 325km da capital Boa Vista), de modo que todos custos de operação, desde o transporte da biomassa até a corrosão que sua queima causa caldeira foram considerados.

Uma das principais dificuldades enfrentadas por uma UTE situada em regiões remotas é a garantia da disponibilidade de biomassa local para manter o fornecimento constante de energia ao sistema elétrico, gerando assim a necessidade de manter certas quantidades de biomassa estocadas.

Ao mesmo tempo, encontrar a combinação ideal de diferentes tipos de biomassa para otimizar a eficiência energética, considerando suas propriedades químicas e energéticas individuais, representa um desafio crucial para evitar danos ou corrosão nas caldeiras. Dessa forma, levanta-se a necessidade de tratamentos a serem aplicados à estas biomassas para ter controle sobre a umidade e concentração de químicos.

Além disso, regiões remotas ou com infraestrutura inadequada, como estradas vicinais precárias, disponibilidade sazonal de biomassa e condições climáticas, são pontos de atenção na maximização da geração de energia. Assim, o uso de uma ferramenta, como a programação linear, capaz de otimizar os benefícios globais do sistema de geração de energia, incorporando diversas variáveis, incluindo condições climáticas sazonais e logística, é fundamental para uma visão abrangente que contribua para o benefício geral da geração de energia.

4.1 Modelagem Matemática

Nesta seção é apresentada a modelagem matemática, em forma de um Problema de Programação Linear, representativa da cadeia de suprimentos de biomassas para geração de energia elétrica, com o objetivo de otimizar o planejamento (decisões de nível tático) de uma usina termelétrica. A solução propõe encontrar, dentre todos os vetores pertencentes ao conjunto dos reais, aquele que minimize o valor da função objetivo (custo) e satisfaça um sistema de equações e inequações lineares (restrições) atendendo a demanda da usina. De acordo

com Belfiore e Fávero (2013) a solução factível que apresenta melhor valor da função objetivo é chamada de solução ótima.

Primeiramente, foi considerado para este trabalho que a caldeira em questão é apta a queimar misturas de diversas de biomassas. A seguir estão listados os índices utilizados, bem como os parâmetros de entrada, as variáveis de decisão do problema, a função objetivo e por fim as restrições do modelo na forma canônica.

4.1.1 Índices

A primeira definição foi sobre as dimensões que os diversos parâmetros poderiam apresentar, sendo estes em características físicas, químicas, temporais e logísticas. Sendo assim, os índices ficaram definidos da seguinte forma:

- c : número de combustíveis, isto é, número da diversidade de biomassas a serem utilizadas na mistura ($c = 1, 2, 3, \dots, C$, na qual C representa o número total de biomassas);
- f : quantidade de fornecedores, tal que cada biomassa pode ser entregue por vários fornecedores e cada um poderá também fornecer mais do que uma única biomassa ($f = 1, 2, 3, \dots, F$, onde F representa o número total de fornecedores);
- t : número de períodos ou a base temporal em que a função objetivo deve ser calculada, podendo ser definida em dias, semanas, meses, etc. ($t = 1, 2, 3, \dots, T$, onde T representa o último período do intervalo);
- g : quantidade de transportadores, tal que cada biomassa pode ser transportada por vários transportadores e cada um poderá também transportar mais do que uma única biomassa ($g = 1, 2, 3, \dots, G$);
- p : quantidade de pré-tratamentos ($p = 1, 2, 3, \dots, P$): processos aos quais podem ser submetidas as biomassas antes de sua queima, como secagem, uso “in natura”, lixiviação, dentre outros.

4.1.2 Parâmetros

Os parâmetros apresentados são as grandezas de entrada do Problema de Programação Linear:

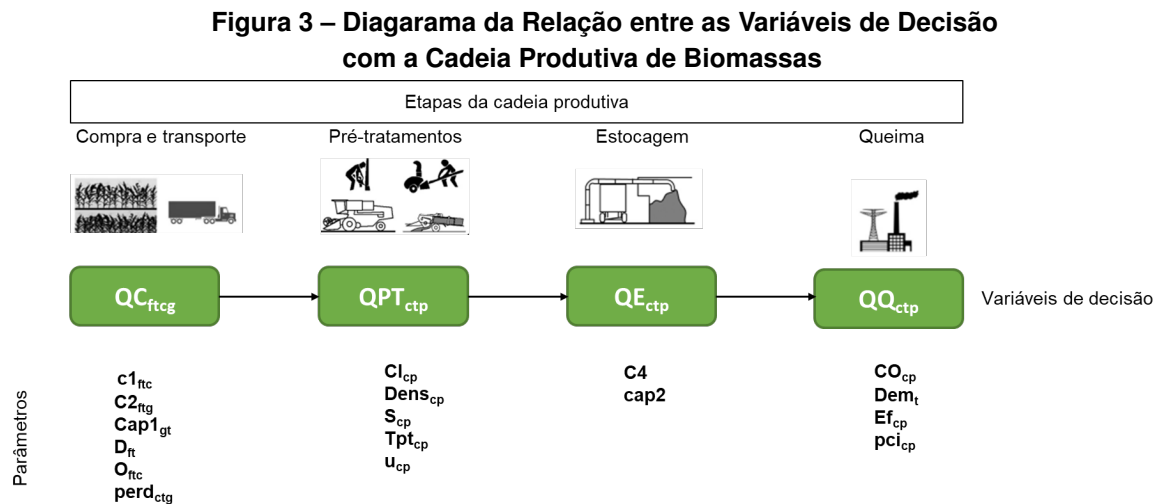
- $c1_{ftc}$ (R\$/kg): custo de aquisição de cada combustível de cada fornecedor em cada período;

- $c2_{ftg}$ (R\$/kg.km): custo de transporte de cada fornecedor ao estoque realizado por cada transportador em cada período, podendo incluir custos de manutenção, seguro e mão de obra;
- $c3_{cp}$ (R\$/kg): custo de cada pré-tratamento para cada combustível;
- $c4$ (R\$/m³): custo de estocagem;
- $cap1_{gt}$ (kg): capacidade de transporte de cada transportadora em cada período;
- $cap2$ (m³): capacidade nominal do estoque principal;
- Cl_{cp} (m/m): percentual de cloro final de cada combustível, na base seca, sujeito a cada pré-tratamento, na forma decimal;
- CO_{cp} (mg/Nm³): teor de monóxido de carbono após queima de cada combustível sujeito a cada pré-tratamento no período em mg/Nm³;
- d_{ft} : distância de cada fornecedor ao estoque em cada período;
- dem_t (kJ): demanda térmica média da caldeira em cada período;
- $dens_{cp}$ (kg/m³): densidade de cada combustível sujeito a cada pré-tratamento;
- ef_{cp} : eficiência de combustão de cada combustível sujeito a cada pré-tratamento na caldeira, na forma decimal;
- $estseg$: fração de estoque de segurança suficiente para atender a uma parcela da demanda térmica em qualquer período;
- of_{tc} (kg): oferta de cada combustível por cada fornecedor em cada período;
- pci_{cp} (kJ/kg): poder calorífico de cada combustível sujeito a cada pré-tratamento;
- $pcparam$: parâmetro binário (0,1) que indica ao modelo se a restrição de Previsão de Corrosão será usada (1) ou não (0);
- $perd_{ctg}$: fator de perda associada ao transporte de cada combustível por cada transportador em cada período, na forma decimal;
- S_{cp} (m/m): percentual de enxofre final de cada combustível, na base seca, sujeito a cada pré-tratamento, na forma decimal;
- tes_{cp} (semanas): limite de tempo de estocagem para cada combustível submetido a cada pré-tratamento para evitar apodrecimento;
- $tmcpam$: parâmetro binário (0,1) que indica ao modelo se o Teor de monóxido de carbono será usado (1) ou não (0) como restrição;

- tpt_{cp} (semanas): tempo de duração estimado para que ocorra pré-tratamento de cada combustível para cada pré-tratamento;
- u_{cp} (m/m): percentual de umidade final de cada combustível sujeito a cada pré-tratamento, na forma decimal;
- U_{lim} (m/m): parâmetro percentual do limite da umidade da carga de alimentação da caldeira, na forma decimal;
- S_{lim} (m/m): parâmetro percentual do limite de teor de enxofre, na forma decimal;
- Cl_{lim} (m/m): parâmetro percentual do limite de cloro, na forma decimal;
- $S : Cl_{min}$ (m/m): parâmetro de razão mínima entre percentual de enxofre e cloro, na forma decimal;

4.1.3 Variáveis de Decisão

As variáveis de decisão são os resultados de saída do modelo de otimização, isso é, os valores que foram escolhidos como os que apresentam o melhor resultado para a função objetivo. Se relacionam entre si através das etapas da cadeia produtiva da usina. Conforme ilustra a Figura 3, cada etapa apresenta sua respectiva Variável de Decisão e parâmetros relacionados.



Fonte: Adaptado de Batista (2023).

- QC_{ftcg} (kg): quantidade de cada combustível que cada transportador transportará de cada fornecedor ao estoque em cada período;
- QPT_{ctp} (kg): quantidade de cada combustível que será sujeita a cada pré-tratamento em cada período;

- QE_{ctp} (kg): quantidade de cada combustível sujeito a cada pré-tratamento presente no estoque principal em cada período;
- QQ_{ctp} (kg): quantidade de cada combustível sujeito a cada pré-tratamento que será disponibilizada ao estoque auxiliar para queima na caldeira durante cada período;
- C_t (R\$): custo de operação da usina em cada período, valor da função objetivo calculada em cada período.

4.1.4 Função Objetivo

A representação matemática da função objetivo do problema é apresentado na Equação 1. Ela visa minimizar os custos de compra, transporte, pré-tratamento e estocagem dos combustíveis. Custos relativos ao consumo de água, à partida e aquecimento da caldeira, limpezas periódicas, ou até mesmo operação futura de caldeiras suplementares, caso haja implementação, não foram inicialmente contemplados no modelo, pois independem da combinação de biomassas que resultará da otimização:

$$\begin{aligned}
 MinC = & \sum_{f=1}^F \sum_{t=1}^T \sum_{c=1}^C \left(c1_{ftc} \cdot \sum_{g=1}^G QC_{ftcg} \right) \\
 & + \sum_{f=1}^F \sum_{t=1}^T \left[d_{ft} \cdot \left[\sum_{g=1}^G \left(c2_{ftg} \cdot \sum_{c=1}^C QC_{ftcg} \right) \right] \right] \\
 & + \sum_{c=1}^C \sum_{p=1}^P \left(c3_{cp} \cdot \sum_{t=1}^T QPT_{ctp} \right) \\
 & + c4 \cdot \sum_{c=1}^C \sum_{t=1}^T \sum_{p=1}^P \cdot \frac{QE_{ctp}}{dens_{cp}}
 \end{aligned} \tag{1}$$

4.1.5 Restrições

Foram realizados levantamentos sobre as limitações e necessidades de caráter financeiro, físico-químicos, logísticos, e de funcionamento da UTE que seriam aplicadas ao sistema.

A primeira restrição diz respeito a uma condição intrínseca e específica de cada caldeira, atendimento à demanda térmica mínima para seu funcionamento. Na sequência as restrições 2 à 7 trazem limitações de características químicas das biomassas a serem utilizadas. As restrições 8 à 13 dizem respeito ao funcionamento cotidiano da usina, trazendo limitações quanto a balanços de estoque, quantidades pré-tratadas de biomassa, atendimento aos limites de tempo de estocagem para evitar perdas e quantidades queimadas. As restrições 14 e 15 implicam limitações logísticas, como capacidade de transporte da biomassa e limite de compra

pela quantidade ofertada. Ainda é colocado aqui o custo como uma variável de decisão a fim de se impor uma limitação de custo por período, se necessário.

Foram construídas um total de 16 restrições lineares, e a estas foi adicionada a restrição da não-negatividade das variáveis de decisão, totalizando assim 17 restrições, abaixo listadas em ordem, apresentando seu conceito e forma matemática.

4.1.5.1 Primeira restrição

Em virtude da complexidade e variabilidade de composição das biomassas, um dos maiores desafios para simulação e otimização de rotas termoquímicas como gaseificação e pirólise de biomassas é a obtenção de dados termodinâmicos como entalpia de formação, entropia, capacidade calorífica, exergia, etc. (ZHANG; JI; QIAN, 2021). Analogamente, no que compete à combustão, o desafio do modelo consiste em prever uma restrição de demanda térmica mínima que contemple a realidade, com dados termodinâmicos de fácil obtenção.

Na restrição adotada para a demanda térmica mínima, a energia líquida conferida pela queima das biomassas é calculada em termos mais reais, isto é, a partir do poder calorífico inferior (PCI). Dessa forma, esta restrição considera a demanda térmica da caldeira mínima a ser atendida através da quantidade de energia disponibilizada pela queima das biomassas. Para isso multiplica-se a massa de combustível pelo poder calorífico observando-se tanto a umidade presente quanto a eficiência da caldeira. A primeira restrição é apresentada na Equação 2:

$$\sum_{c=1}^C \sum_{p=1}^P QQ_{ctp} [pci_{cp}(1 - u_{cp})] ef_{cp} \geq dem_t, \forall t \quad (2)$$

4.1.5.2 Segunda restrição

Nesta restrição é considerada a limitação de umidade da carga de alimentação da caldeira através da média ponderada de umidade das biomassas, sendo a umidade utilizada a umidade final, isto é, após os pré-tratamentos. A segunda restrição é apresentada na Equação 3:

$$\frac{\sum_{c=1}^C \sum_{p=1}^P (u_{ctp} \cdot QQ_{ctp})}{\sum_{c=1}^C \sum_{p=1}^P QQ_{ctp}} < U_{lim}, \forall t \quad (3)$$

4.1.5.3 Terceira restrição

Em atendimento à prevenção de corrosão, a mistura de biomassas deve ponderar teor de enxofre, teor de cloro e teor de previsão de corrosão. O modelo vislumbra ainda contemplar o teor de álcali que tem por função evitar a formação de incrustações, considerando o teor de óxidos alcalinos por unidade de energia de combustível (PCS). Entretanto sua restrição recai em

uma condição não linear da variável de decisão QQ_{ctp} , tendo sido desconsiderado. A terceira restrição apresentada na Equação 4 apresenta a limitação do Teor de Enxofre.

$$\frac{\sum_{c=1}^C \sum_{p=1}^P S_{cp} \cdot QQ_{cpt}}{\sum_{c=1}^C \sum_{p=1}^P QQ_{ctp}} < S_{lim}, \forall t \quad (4)$$

4.1.5.4 Quarta restrição

O modelo limita também a média ponderada de cloro das biomassas. A quarta restrição apresentada na Equação 5 apresenta a limitação do Teor de Cloro.

$$\frac{\sum_{c=1}^C \sum_{p=1}^P Cl_{cp} \cdot QQ_{ctp}}{\sum_{c=1}^C \sum_{p=1}^P QQ_{ctp}} < Cl_{lim}, \forall t \quad (5)$$

4.1.5.5 Quinta restrição

Há risco de corrosão a quente quando a razão molar de $S:Cl$ atinge determinado limite. Considerando que o modelo trabalha na base mássica e não molar, tem-se uma restrição de previsão de corrosão que precisa em termos mássicos atender uma razão mínima. Em atendimento à prevenção de corrosão, a quinta restrição apresentada na Equação 6 pondera essa relação.

$$\frac{\sum_{c=1}^C \sum_{p=1}^P S_{cp} \cdot QQ_{ctp}}{\sum_{c=1}^C \sum_{p=1}^P Cl_{cp} \cdot QQ_{ctp}} > S : Cl_{min}, \forall t \quad (6)$$

4.1.5.6 Sexta restrição

De acordo com Paes *et al.* (2022), há duas maneiras de se incluir emissões no planejamento de um modelo: uma estabelece o limite máximo de emissões por meio de restrições, enquanto a outra aplica uma penalidade monetária, o que implicaria em um custo de poluição ambiental. A legislação brasileira não contempla um limite de gases de efeito estufa (kgCO₂/kWh), considerando outros aspectos locais e regionais em virtude das emissões serem responsáveis pela baixa qualidade do ar, problemas respiratórios, *smog* (nevoeiro composto por substâncias poluentes), atrelados a materiais particulados, monóxido de carbono, hidrocarbonetos, óxidos de nitrogênio e de enxofre (MANDØ, 2013), compostos orgânicos voláteis, amônia e sulfeto de hidrogênio (SPEIGHT, 2022).

No Brasil, as especificações de emissões são reguladas pela Resolução CONAMA nº 382, de 26/12/2006, que é complementada pela Resolução nº 436/2011 e alterada pela Resolução nº 501/2021. Ela estabelece limites máximos de emissão de poluentes atmosféricos para fontes fixas instaladas a partir da sua vigência, ou seja, 2007. A Resolução CONAMA nº 436,

de 26/12/2011 diz respeito a fontes fixas instaladas antes de 2007. São estabelecidos limites máximos de poluentes atmosféricos (material particulado, CO, NOx e SOx) provenientes de processos de geração de calor a partir da combustão externa de bagaço de cana-de-açúcar e derivados de madeira, enquanto biomassas, tendo em vista a capacidade nominal da unidade (BRASIL *et al.*, 1997). No que compete às biomassas de interesse, capim-elefante, resíduos de dendê e suas misturas com resíduos florestais, particularmente não constam limites nestas legislações.

Segundo a termelétrica, há medição online de CO, CO₂ e O₂ na chaminé. Considerando que o modelo pode adotar diversas combinações possíveis de misturas de biomassas a serem queimadas, este modelo preconizou o uso de restrição que levasse em consideração um limite através da média ponderada de emissão gerada por kg de biomassa. Partindo do pressuposto de que se tem uma capacidade nominal de até 9,8 MW, de acordo com o Conselho Nacional do Meio Ambiente (BRASIL *et al.*, 1997), caldeiras que queimam bagaço de cana podem emitir 280 mg/Nm³ de material particulado, enquanto as que queimam derivados de madeira têm limite de 730 mg/Nm³ (ambas na base seca, tendo como referência uma queima com 8% de excesso de oxigênio). No entanto, há permissão do órgão ambiental licenciador aceitar o monitoramento periódico apenas de monóxido de carbono para sistemas com potência de até 10 MW (limite de 1300 mg/Nm³ de CO com capacidades entre 1 e 10 MW). Logo, a média ponderada dos teores de monóxido de carbono emitidos pela queima da mistura na caldeira não deve exceder este limite estabelecido, como mostra a sexta restrição na Equação 7.

$$\frac{\sum_{c=1}^C \sum_{p=1}^P (CO_{cp} \cdot QQ_{ctp} \cdot tmcparam)}{\sum_{c=1}^C \sum_{p=1}^P QQ_{ctp}} \leq 1300 mg/Nm^3, \forall t \quad (7)$$

4.1.5.7 Sétima restrição

Esta restrição refere-se à obrigatoriedade de pré-tratamento das biomassas compradas. A Equação 8 leva em conta o fator de perda associada ao transporte, tratando a quantidade de biomassa comprada e transportada que efetivamente chega à usina.

$$\sum_{f=1}^F \sum_{g=1}^G (1 - perd_{ctg}) QC_{ftcg} = \sum_{p=1}^P QPT_{ctp}, \forall t, c \quad (8)$$

4.1.5.8 Oitava restrição

A oitava restrição, representada na Equação 9, habilita a queima de biomassas somente após o tempo de pré-tratamento estabelecido ser concluído, observando também um limite de tempo de estocagem, de forma que as biomassas pré-tratadas e armazenadas sejam queimadas neste limite de tempo máximo estabelecido para que não sofram degradação, evitando perdas mássicas ou energéticas.

Através da função degrau unitário, para períodos menores que o tempo de pré-tratamento, ou seja, início do ano corrente, a quantidade de biomassa pré-tratada a ser contabilizada é a disponibilizada em períodos finais do ano anterior. Tal estratégia está alinhada com a similaridade de produtividade observada entre meses próximos ao longo da cadeia produtiva de biomassas, em virtude da sazonalidade, por exemplo, a combinação de biomassas usadas em Dezembro deve ser muito similar ao que será usado em Janeiro do ano seguinte.

$$QPT_{c\{[-H(t-tpt_{cp})+1]T+t-tpt_{cp}\}p} \leq B, \forall c, p, t \quad (9)$$

em que H é a Função de Heaviside. Em matemática e estatística, a função de Heaviside é uma função singular e descontínua com valor zero quando o seu argumento é negativo e valor unitário quando o argumento é positivo (ABRAMOWITZ; STEGUN; ROMER, 1988).

O índice t resulta em:

$$\begin{cases} QPT_{c(T+t-tpt_{cp})p} & \text{se } t \leq tpt_c \\ QPT_{c(t-tpt_{cp})p} & \text{se } t > tpt_c \end{cases} \quad (10)$$

em que B pode assumir:

$$\begin{cases} \sum_t^{t+tes_{cp}-1} QQ_{ctp} & \text{se } t + tes_{cp} \leq T \\ \sum_t^T QQ_{ctp} + \sum_1^{t+tes_{cp}-T-1} QQ_{ctp} & \text{se } t + tes_{cp} > T \end{cases} \quad (11)$$

4.1.5.9 Nona restrição

A nona restrição, Equação 12 relaciona o balanço de massa de biomassas com a capacidade de estoque, através da conversão para volume: a quantidade de biomassas que são destinadas para pré-tratamento somado ao montante de biomassas estocadas que sobraram do período anterior nas estocagens principal e extraordinária subtraído a quantidade de biomassas pré-tratada disponibilizada para queima não deve exceder a capacidade de estocagem.

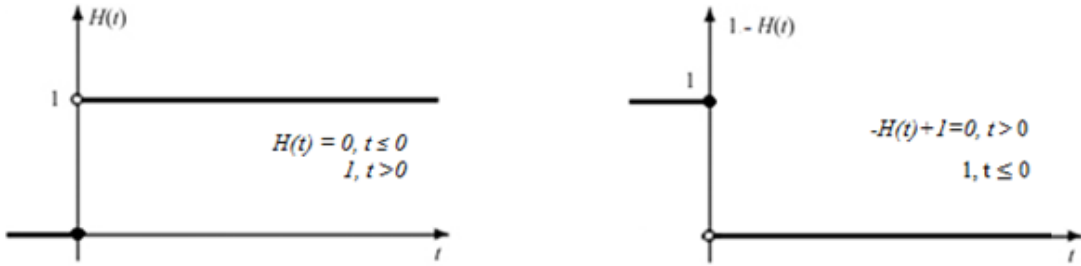
Nesta restrição utilizou-se novamente a função degrau unitário de Heaviside nos termos que envolvem o período t , porém do tipo degrau negativo $f(t) = 1 - H(t)$, apresentado nas Figuras 4 e 5. Isso veio da necessidade de considerar na primeira parcela o tempo necessário para pré-tratar as biomassas, e os volumes estocados previamente no primeiro período em que o modelo é executado ($t = 1$), na segunda parcela.

$$\begin{aligned} \sum_{c=1}^C \sum_{p=1}^P \frac{QPT_{ctp}}{dens_{cp}} + \sum_{c=1}^C \sum_{p=1}^P \frac{QE_{c\{[-H(t-1)+1]T+t-1\}p}}{dens_{cp}} + \\ - \sum_{c=1}^C \sum_{p=1}^P \frac{QQ_{ctp}}{dens_{cp}} \leq cap2 \forall t = 1, \dots, T \end{aligned} \quad (12)$$

Isso resulta em:

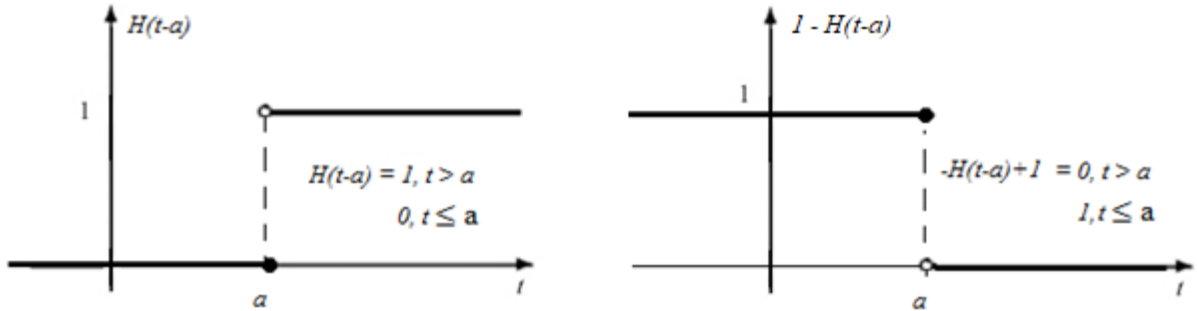
$$\begin{cases} \sum_{c=1}^C \sum_{p=1}^P \left(\frac{QE_{ctp}}{dens_{cp}} \right) \text{ se } t = 1 \\ \sum_{c=1}^C \sum_{p=1}^P \left(\frac{QE_{c(t-1)p}}{dens_{cp}} \right) \text{ se } t = 2, \dots, T \end{cases} \quad (13)$$

Figura 4 – Função de Heaviside Degrau Negativo



Fonte: Adaptado de Weisstein (2002).

Figura 5 – Função de Heaviside Degrau Negativo Deslocado



Fonte: Adaptado de Weisstein (2002).

4.1.5.10 Décima restrição

Tal restrição implementa um balanço instantâneo, vinculando o estoque de um período com o período anterior. A quantidade pré-tratada somada da quantidade remanescente no estoque do período anterior subtraído da quantidade queimada no período atual deve corresponder a quantidade ainda armazenada no estoque no período atual (que será passado para o período seguinte). Logo, a Equação 14 apresenta essa condição:

$$\begin{aligned} \sum_{c=1}^C \sum_{p=1}^P \frac{QP_{Tctp}}{dens_{cp}} + \sum_{c=1}^C \sum_{p=1}^P \left(\frac{QE_{c\{[-H(t-1)+1]T+t-1\}p}}{dens_{cp}} \right) \\ - \sum_{c=1}^C \sum_{p=1}^P \frac{QQ_{ctp}}{dens_{cp}} = \sum_{c=1}^C \sum_{p=1}^P QE_{ctp} \forall t = 1, \dots, T \end{aligned} \quad (14)$$

4.1.5.11 Décima primeira restrição

O balanço de massa de biomassas convertido para volume também deve atender a uma fração denominada estoque de segurança de modo a garantir a continuidade operacional da caldeira, como mostra a Equação 15.

$$\begin{aligned} \sum_{c=1}^C \sum_{p=1}^P QPT_{ctp} + \sum_{c=1}^C \sum_{p=1}^P QE_{c\{[-H(t-1)+1]T+t-1\}p} \\ - \sum_{c=1}^C \sum_{p=1}^P QQ_{ctp} pci_{cp} \geq estseg \cdot dem_t, \forall t \end{aligned} \quad (15)$$

4.1.5.12 Décima segunda restrição

A quantidade estocada em um ano pode ser superior à quantidade queimada de modo a prover que sobras garantam a existência do referido estoque de segurança. Assim a décima segunda restrição obedece a Equação 16.

$$\sum_{t=1}^T QE_{ctp} \geq \sum_{t=1}^T QQ_{ctp}, \forall c, p \quad (16)$$

4.1.5.13 Décima terceira restrição

Essa restrição, Equação 17, iguala as quantidades estocadas no ano com as quantidades pré-tratadas, para cada combustível e cada pré-tratamento.

$$\sum_{t=1}^T QE_{ctp} = \sum_{t=1}^T QPT_{ctp}, \forall c, p \quad (17)$$

4.1.5.14 Décima quarta restrição

A décima quarta restrição, Equação 18, diz respeito ao limite de capacidade de transporte, limitando a quantidade de combustível a ser transportada de acordo com a capacidade disponibilizada pela transportadora.

$$\sum_{c=1}^C \sum_{f=1}^F QC_{ftcg} \leq cap1_{gt}, \forall g, t \quad (18)$$

4.1.5.15 Décima quinta Restrição

A décima quinta restrição, Equação 19, limita a quantidade máxima de cada combustível a ser comprada em cada período respeitando as ofertas dos combustíveis disponibilizadas pelos fornecedores.

$$\sum_{g=1}^G QC_{ftcg} \leq o_{ftc}, \forall t, f, c \quad (19)$$

4.1.5.16 Décima sexta restrição

Na décima sexta restrição, Equação 20, computa-se o custo da usina período a período, de acordo com a necessidade.

$$\begin{aligned} C_t = & \sum_{f=1}^F \sum_{c=1}^C \left(c1_{ftc} \cdot \sum_{g=1}^G QC_{ftcg} \right) + \sum_{f=1}^F \left[d_{ft} \cdot \left[\sum_{g=1}^G \left(c2_{ftg} \cdot \sum_{c=1}^C QC_{ftcg} \right) \right] \right] \\ & + \sum_{c=1}^C \sum_{p=1}^P \left(c3_{cp} \cdot QPT_{ctp} \right) + \sum_{c=1}^C \sum_{t=1}^T \sum_{p=1}^P c4 \cdot \frac{QE_{ctp}}{dens_{cp}} \end{aligned} \quad (20)$$

4.1.5.17 Décima sétima restrição

A décima sétima restrição diz respeito a uma condição trivial da programação linear, a não negatividade das variáveis de decisão, apresentada na Equação 21.

$$QC_{ftcg}, QPT_{ctp}, QE_{ctp}, QEx_{ctp}, QQ_{ctp} \geq 0 \quad (21)$$

4.2 Definições do Algoritmo

Para desenvolvimento do algoritmo foi escolhida a linguagem de programação Python (MCKINNEY, 2012), utilizando a interface de programação e formatação *Jupyter Notebook* dentro do editor de código-fonte gratuito Visual Studio Code (VSCode). Uma vez definida a linguagem, ressalta-se a utilização da biblioteca Pyomo, específica para construção e solução de problemas de programação linear, utilizada como base para o desenvolvimento do algoritmo, e do GNU Linear Programming Kit, resolvidor de problemas de programação linear de grande escala (SANTOS, 2019).

4.2.1 Linguagem Python

Python é uma linguagem de programação de alto nível orientada a objetos, funcional, de tipagem dinâmica e forte. Foi lançada por Guido van Rossum em 1991. Atualmente, possui um modelo de desenvolvimento comunitário, aberto e gerenciado pela organização sem fins lucrativos *Python Software Foundation*. Apesar de várias partes da linguagem possuírem padrões e especificações formais, a linguagem como um todo não é formalmente especificada (ROSSUM; DRAKE *et al.*, 1995).

A linguagem foi projetada com a filosofia de enfatizar a importância do esforço do programador sobre o esforço computacional. Prioriza a legibilidade do código sobre a velocidade ou expressividade, isto é, tem foco na facilidade do entendimento do que está escrito. Combina uma sintaxe concisa e clara com os recursos poderosos de sua biblioteca padrão e por módulos e *frameworks* desenvolvidos por terceiros. Devido às suas características, ela é utilizada principalmente para processamento de textos, dados científicos e criação de *CGIs* para páginas dinâmicas para a web (ROSSUM; DRAKE *et al.*, 1995).

4.2.2 Jupyter Notebook

Jupyter Notebook é uma ferramenta para desenvolvimento interativo de código, permitindo a criação e compartilhamento de documentos que contenham tanto código executável quanto elementos visuais, como gráficos, texto formatado e equações matemáticas. É versátil e facilita a exploração de dados, a prototipagem rápida, a análise interativa e a criação de documentos ricos em conteúdo, tornando-o uma escolha popular para muitos profissionais em diferentes áreas (PEREZ; GRANGER, 2015).

4.2.3 Biblioteca Pyomo

O Pyomo é uma biblioteca de software de código aberto baseado em Python que oferece suporte a um conjunto diversificado de recursos de otimização para formular, resolver e analisar modelos de otimização.

Um recurso central do Pyomo é modelar aplicativos de otimização estruturados. Pode ser usado para definir problemas simbólicos gerais, criar instâncias de problemas específicos e resolver essas instâncias usando solucionadores comerciais e de código aberto. Os objetos de modelagem do Pyomo são incorporados em uma linguagem de programação de alto nível completa, fornecendo um conjunto de bibliotecas de suporte, que o distingue de outras linguagens de modelagem algébrica como AMPL, AIMMS e GAMS (BYNUM *et al.*, 2021).

O Pyomo suporta uma ampla variedade de tipos de problemas, incluindo: Programação linear, Programação quadrática, Programação não linear, Programação linear inteira mista,

Programação quadrática de inteiro misto, Programação não linear inteira mista, Programação estocástica, Programação disjuntiva generalizada, Equações algébricas diferenciais, Programação de dois níveis, Programas matemáticos com restrições de equilíbrio.

Suporta análise iterativa e recursos de *script* em uma linguagem de programação completa. Além disso, o Pyomo também provou ser uma estrutura eficaz para o desenvolvimento de ferramentas de otimização e análise de alto nível. Por exemplo, o pacote *PySP* fornece solucionadores genéricos para programação estocástica. Aproveita o fato de que os objetos de modelagem do Pyomo são incorporados em uma linguagem de programação de alto nível com todos os recursos, que permite paralelização transparente de subproblemas usando bibliotecas de comunicação paralela (HART; WATSON; WOODRUFF, 2011).

4.2.4 GNU Linear Programming Kit

O *GNU Linear Programming Kit* - GLPK é um pacote de software de código aberto projetado para resolver problemas de programação linear em grande escala, programação mista de inteiros (MIP) e outros problemas relacionados de otimização matemática. Ele oferece um conjunto de ferramentas e algoritmos para modelagem e resolução de problemas nos quais existe uma função objetivo e um conjunto de restrições lineares.

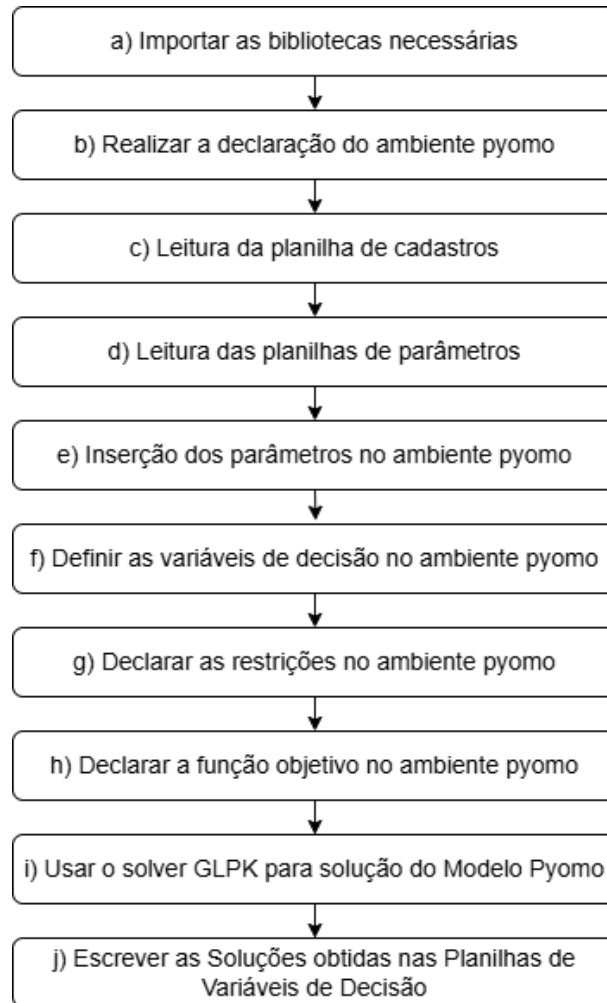
O GLPK fornece um ambiente flexível e eficiente para os usuários definirem seus modelos de otimização usando uma linguagem de alto nível e de fácil compreensão. É amplamente utilizado em diversas indústrias e pesquisa acadêmica para lidar com alocação de recursos, cronogramas, logística e outros desafios de tomada de decisão, encontrando as soluções ótimas dentro de restrições definidas (MAKHORIN, 2012).

4.3 Estrutura do Algoritmo

A figura 6 apresenta um fluxograma da sequência de passos executados pelo algoritmo, em ordem:

a) Importar as Bibliotecas necessárias: passo comum em códigos que utilizam a linguagem Python. Bibliotecas Python são pacotes de códigos prontos que podem ser exportados para utilização em diferentes projetos, o que evita que um desenvolvedor precise criar todo o código do zero. Para este trabalho foram usadas as seguintes bibliotecas:

- sympy: manipulação simbólica e cálculos matemáticos;
- numpy: computação numérica;
- os: para uso de funcionalidades do sistema operacional;
- glob: para navegação em diretórios do sistema operacional;
- pandas: tratamento e análise de dados;

Figura 6 – Sequência de Passos do Algoritmo

Fonte: Autoria própria (2024).

- openpyxl: leitura e escrita de planilhas;
- pyomo: formulação de problemas de otimização;
- ctypes: interação com bibliotecas em linguagem C;
- GLPK: resolvidor de problemas de programação linear.

- b) Realizar a declaração do ambiente Pyomo: este trecho de código é responsável por criar o ambiente Pyomo onde a biblioteca irá estruturar o problema de programação linear. Aqui também é definido se o modelo irá ser modo concreto ou abstrato, onde o primeiro irá trabalhar com soluções numéricas e o segundo com simbólicas. Para este trabalho utilizou-se o modo concreto, pois se possui os valores numéricos dos parâmetros de entrada do sistema.
- c) Leitura da planilha de cadastro: a planilha de cadastro é a planilha mestra, em que os índices Períodos (índice t), Fornecedores (índice f), Combustíveis (índice c), Transportadores (índice g) e Pré-Tratamentos (índice p) são cadastrados. Na Figura 7 é

exemplificado o formato da planilha, em que cada *sheet* apresenta o cadastro de um dos índices (na figura mostrando o formato do índice de Período t , separado em semanas). A partir da leitura dessa planilha o código irá determinar as dimensões de cada um dos índices para realizar a sua execução e otimizar o resultado.

Figura 7 – Planilha de Cadastro



	A	B	C	D	E
1	ID	Período (t)			
2	1	Semana_01			
3	2	Semana_02			
4	3	Semana_03			
5	4	Semana_04			
6	5	Semana_05			
7	6	Semana_06			
8	7	Semana_07			
9	8	Semana_08			
10	9	Semana_09			
11	10	Semana_10			

Período Fornecedor Combustível Transportador Pre-tratamento

Fonte: Autoria própria (2024).

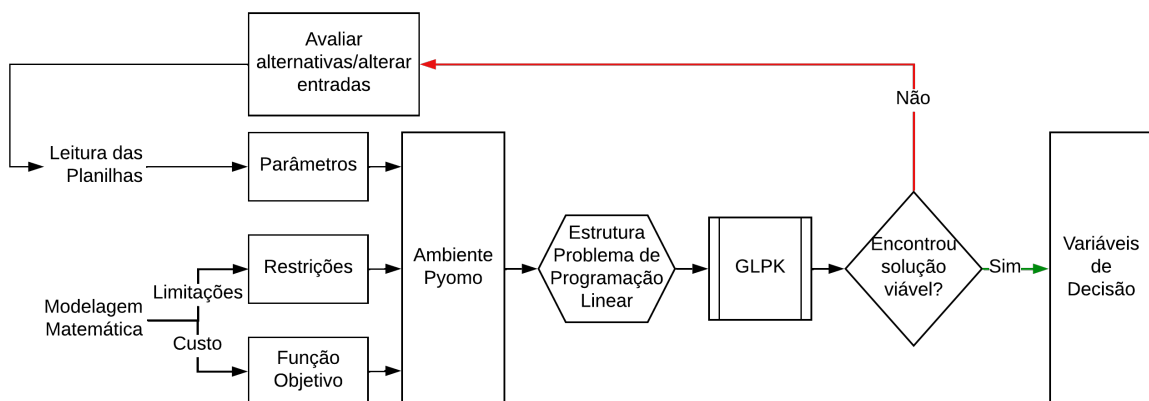
A importância dessa planilha é a possibilidade de, apenas com sua edição, por exemplo, o cadastro de mais uma nova Biomassa na página “Combustível”, atualizar as condições do problema de programação linear, em que ao executar novamente o software as dimensões dos índices serão atualizadas e há a possibilidade de um novo resultado.

- d) Leitura das planilhas de parâmetros: a leitura das planilhas com os valores de parâmetros foram realizadas utilizando a biblioteca pandas e armazenadas em vetores internos ao programa;
- e) Inserção dos parâmetros no ambiente pyomo: os dados armazenados no item d) são manipulados e formatados para serem inseridos no ambiente Pyomo criados no item a);
- f) Definir as variáveis de decisão do ambiente pyomo: são os valores que deseja-se obter como resposta para o problema de PL. Neste trabalho, deseja-se obter como resposta as quantidades de biomassa a serem compradas, pré-tratadas, armazenadas e queimadas, como mostrado na subseção 4.1.3. Esse trecho mostra ao ambiente Pyomo a estrutura da resposta que ele deve apresentar;

- g) Declarar as restrições no ambiente pyomo: faz a inserção das restrições apresentadas na seção 4.1.5 para que o ambiente pyomo interprete as limitações que devem ser consideradas;
- h) Declarar a função objetivo no ambiente pyomo: insere no ambiente a forma matemática apresentada pela Equação 1, mostrando que deve-se procurar o menor valor do custo;
- i) Usar o resolvidor GLPK para solução: o ambiente pyomo foi estruturado nos itens e) a h). Essa estrutura é passada para o pacote GLPK realizar a busca por solução ótima, isto é, o menor valor possível para a função objetivo;
- j) Escrever as soluções obtidas nas planilhas de variáveis de decisão: ao finalizar a execução do resolvidor GLPK apresentando uma resposta viável, os valores encontrados para as variáveis de decisão são escritas nas planilhas para acesso e visualização.

Para melhor elucidar como o algoritmo é executado, a Figura 8 traz um fluxograma de seu funcionamento.

Figura 8 – Funcionamento do Algoritmo



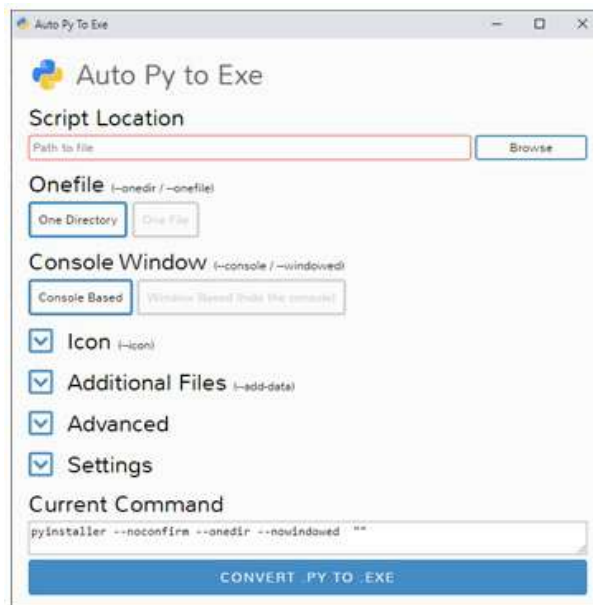
Fonte: Autoria própria (2024).

Temos os parâmetros como entradas vindas da leitura de dados das planilhas, e a partir da modelagem matemática as entradas de limitações que montam as restrições, e o custo que é a função objetivo. O ambiente pyomo monta o problema de programação linear, o resolvidor GLPK busca uma solução para o problema, caso ele não encontre uma solução viável (indicado com uma seta vermelha no fluxograma), isso significa que não é possível obter uma resposta ótima para valor mínimo da função objetivo. Sendo assim é necessário realizar ajustes nos valores de entrada de parâmetros para que o problema tenha solução, não sendo alterada a modelagem matemática. Quando o GLPK encontra uma solução (indicado com a seta verde no fluxograma), então os resultados obtidos para as variáveis de decisão (quantidades de biomassas e custos) são gravados nas planilhas.

4.4 Transformando o Algoritmo em Software Executável

O algoritmo foi transformado em um software executável (.exe) do sistema operacional Microsoft Windows®, de forma que o código não precise ser aberto em nenhum editor de código-fonte para ser executado. Para realizar essa conversão, utilizou-se a ferramenta “auto-py-to-exe”. O “auto-py-to-exe” está disponível gratuitamente em Foundation (2023), e basta seguir os passos descritos no tutorial de uso presente no site oficial para obter o arquivo executável. Para fins de referência, a Figura 9 apresenta a interface de usuário do “auto-py-to-exe”.

Figura 9 – Ferramenta Auto-Py-To-Exe



Fonte: Foundation (2023).

4.5 Parametrização e Testes

Para execução do *software* e obtenção dos resultados foram definidos os valores dos parâmetros e suas respectivas dimensões, realizando o preenchimento das planilhas de cadastros e planilhas de parâmetros, criando três cenários distintos para fins de comparação. Escolheu-se realizar variações nos dois parâmetros que podem causar maior impacto nas quantidades apresentadas na resposta e que mais se aproximam às variações de mundo real: a demanda e custo de aquisição.

- Cenário 1: Demanda fixa em $32.000.000 kJ$, considerando um período de parada de 10 semanas para manutenção da UTE;
- Cenário 2: Demanda fixa em $42.000.000 kJ$, aumento de $10 MJ$ em relação ao cenário 1, operando continuamente durante todos os períodos, com a finalidade de obrigar a compra e queima de maior quantidade de biomassa e comparar a variação obtida;

- Cenário 3: Demanda fixada em $32.000.000kJ$, operando continuamente durante todos os períodos, com os custos das biomassas reduzidos, com a finalidade de verificar variação na escolha da biomassa com maior influência pelo seu preço do que seu poder calorífico;

Os resultados obtidos são gravados nas planilhas de variáveis de decisão, sendo estas formatadas previamente para receber os dados de saída do *software*.

4.5.1 Planilha de Cadastros

A planilha de cadastro deve ser a primeira a ser preenchida, pois dita as dimensões dos parâmetros do problema. Para todos os cenários foi definido a quantidade de períodos como $T = 52$ semanas, tal que o tempo de abrangência será de 1 ano.

Foram cadastradas quatro biomassas, $C = 4$, tal como o foi apresentado no estudo de caso.

- $c = 1$: Capim-elefante, representado nos resultados gráficos pela cor verde;
- $c = 2$: Cacho de Dendê, representado nos resultados gráficos pela cor laranja;
- $c = 3$: Fibra de Dendê, representado nos resultados gráficos pela cor cinza;
- $c = 4$: Cavaco de Madeira, representado nos resultados gráficos pela cor azul.

Foi escolhido $F = 4$, isto é, um fornecedor para cada uma das biomassas, e $G = 2$, isto é, apenas 2 transportadores. Por fim, $P = 3$ representando três tipos de pré-tratamento, sendo eles *in natura*, secagem e lixiviação.

4.5.2 Planilha de Parâmetros

Para o custo $c1_{ftc}$ foi definido os seguintes valores, fixos durante todos os períodos e único para cada fornecedor:

- para o Capim-elefante no cenário 1 $c1_{1t1} = 0,065$, para o cenário 3 fez-se uma redução para $c1_{1t1} = 0,010$;
- para o Cacho de Dendê $c1_{2t2} = 0,020$, para ambos cenários;
- para a Fibra de Dendê $c1_{3t3} = 0,020$, com redução para $c1_{3t3} = 0,015$ no cenário 3;
- para o Cavaco de Madeira $c1_{4t4} = 0,040$, com redução para $c1_{4t4} = 0,020$ no cenário 3.

Para o custo $c2$ utilizou-se um valor próximo ao nulo para o custo de transporte das três primeiras biomassas e um valor alto para a quarta para o transportador $g = 1$, e o inverso para o transportador $g = 2$, fazendo com que cada um dos transportadores só transportem uma das biomassas. Para os custos de pré-tratamento $c3$ adotou-se um valor fixo para cada tipo de pré-tratamento para todas biomassas. Para o custo $c4$ adotou-se valor nulo.

Para o parâmetro de capacidade de transporte $cap1_{gt}$ optou-se por usar valores fixos durante todos os períodos para todos os transportadores iguais a $4.000.000kg$, e para a capacidade de estoque o valor de $cap2 = 32000m^3$.

Para os parâmetros químicos utilizou-se os valores fornecidos pelo IPT-SP, sobre as biomassas do estudo de caso, tal que o teor de cloro $Cl < 0.002$ e teor de enxofre $S < 0.001$. Os valores de poder calorífico pci foram usados os encontrados na literatura. O limite de umidade $u < 52\%$, foi obtido a partir do memorial descritivo de funcionamento da caldeira da UTE do estudo de caso.

Parâmetro de distância d foi colocado como fixo para cada fornecedor considerando todos os períodos. Parâmetro de eficiência $ef = 1$. Parâmetro de estoque de segurança $estseg = 0,25$. Os parâmetros de oferta o foram mantidos fixos durante todos os períodos e único para cada fornecedor.

Os parâmetros binários foram setados iguais a 1, isto é, habilitando as restrições de previsão de corrosão e teor de monóxido de carbono. O tempo limite de estocagem foi setado como $tes = 16semanas$ para o pré-tratamento de lixiviação e $tes = 20semanas$ para secagem, e o tempo de pré-tratamento como $tpt = 1semana$.

4.5.3 Planilha de Variáveis de Decisão

Após o cadastro de valores finalizado, realiza-se a execução do software. Caso os valores inseridos não possam apresentar um resultado viável, isto é, não conseguem alcançar valores que satisfaçam todas as restrições, as planilhas permanecem vazias e é possível verificar mensagem de erro ao final da execução do código. Caso contrário, os valores inseridos apresentam resultados viáveis, e o software mostrará uma mensagem de êxito de execução. Os resultados obtidos são armazenados nas planilhas de variáveis de decisão.

5 RESULTADOS

Para cada um dos cenários obteve-se uma planilha de resultados com as variáveis de decisão. Para melhor visualização, os resultados são apresentados em forma gráfica. Para todos índices que não estão presentes nos resultados, significa que o resultado foi nulo para aquela quantidade.

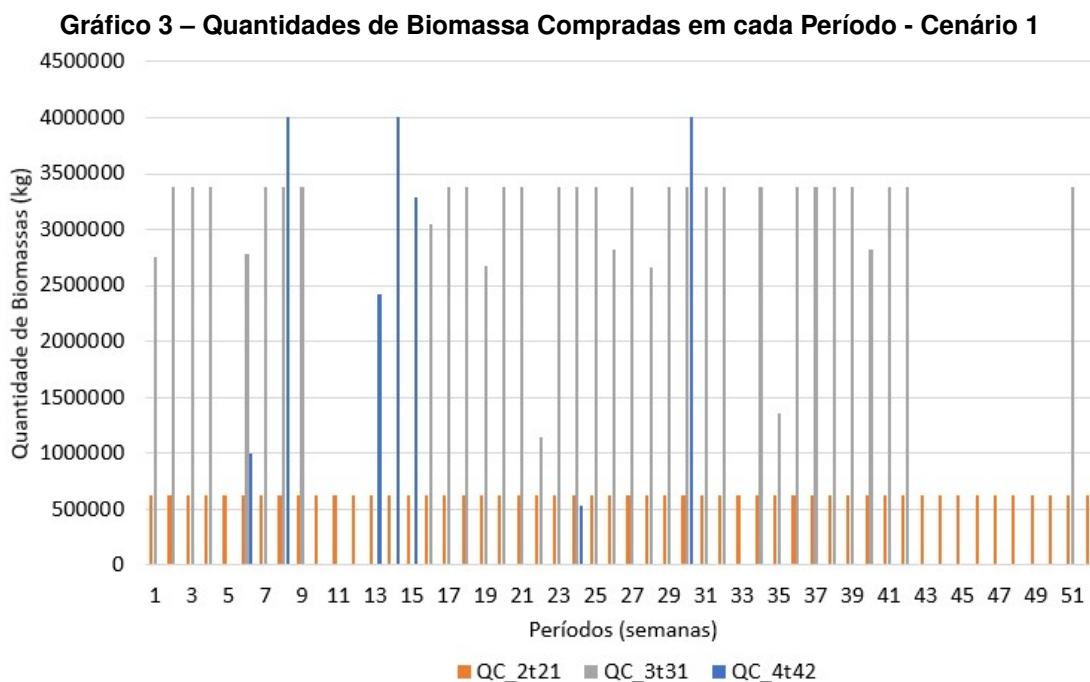
Os índices de períodos estão todos representados pela letra t , uma vez que todos os períodos foram utilizados. Para os demais índices, apresenta-se o número correspondente. Por exemplo, a quantidade comprada QC_{2t21} lê-se: quantidade de biomassa 2 (cacho de dendê), comprada em cada período t do fornecedor 2 e transportada pelo transportador 1.

5.1 Resultado Cenário 1

O resultado do cenário 1 apresentou como resposta as biomassas cacho e fibra de dendê, e cavaco de madeira como as biomassas a serem utilizadas. Neste cenário, o custo médio mensal da operação da UTE seria de R\$96.411,10 semanalmente, com custo anual total de R\$5.013.377,29.

5.1.1 Quantidade Comprada - QC

O Gráfico 3 apresenta o resultado encontrado para as quantidades a serem compradas no cenário 1.

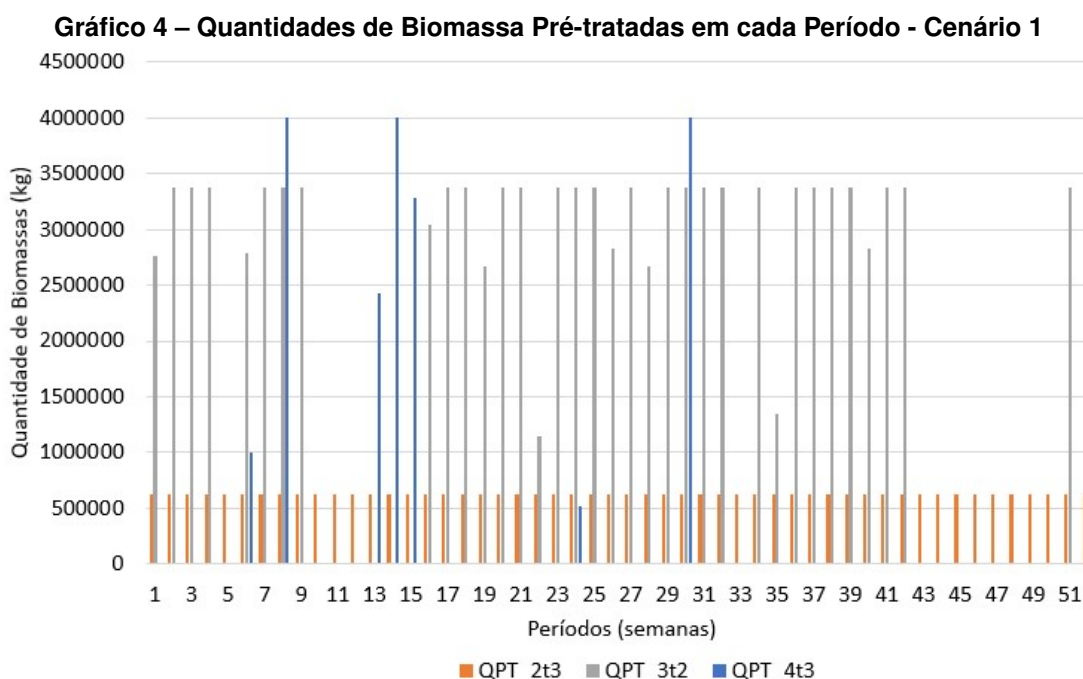


Fonte: Autoria própria (2024).

Para o primeiro cenário as biomassas encontradas como proposta para melhor custo, isto é, melhor resposta encontrada pelo problema de programação linear, foram de índice 2, 3 e 4, isto é, cacho e fibra de dendê e cavaco de madeira. Este resultado corrobora com o custo mais alto que foi implementado para a biomassa de índice 1, capim-elefante, fazendo com que esta não aparecesse nos resultados. Ainda, pode-se afirmar que o cavaco de madeira, representado pela cor azul, foi sugerido em apenas 7 períodos, enquanto o cacho de dendê (laranja) esteve presente em todos os períodos. Este comportamento sugere fortemente que o custo de aquisição e transporte tiveram grande peso no cenário 1, onde as biomassas de menor preço foram as mais recorrentes, mas também que devido a oferta variável das biomassas ao longo do ano fez com que a falta de resíduos de dendê fosse compensada com grandes aquisições de resíduos florestais.

5.1.2 Quantidade Pré-Tratada - QPT

O Gráfico 4 apresenta para cada um dos períodos a quantidade de cada biomassa a ser pré-tratada.

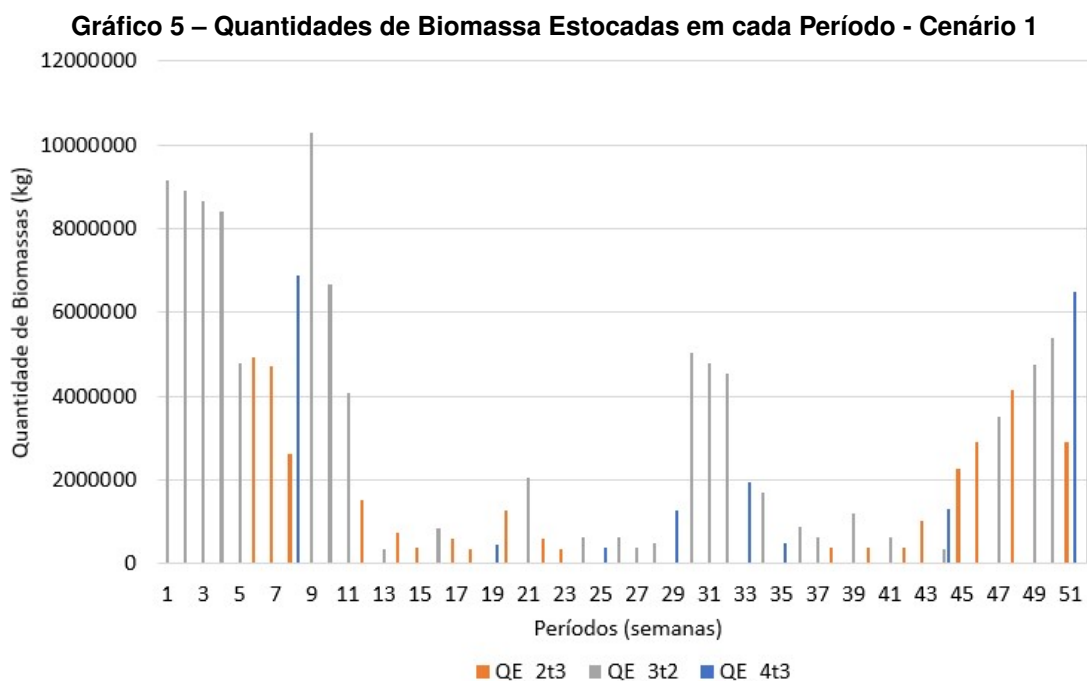


Fonte: Autoria própria (2024).

Neste cenário, o pré-tratamento 1, uso *in natura*, não foi utilizado. Neste ponto é importante destacar que as características químicas de cada uma das biomassas submetidas aos pré-tratamentos apresentam valores de concentração de cloro, enxofre e umidade consideravelmente inferiores às biomassas *in natura*, fazendo com que o uso em sua forma natural seja descartada. Outro ponto interessante de notar é que o gráfico apresentado no Gráfico 4 é exatamente igual ao gráfico apresentado no Gráfico 3, ou seja, toda a biomassa comprada neste cenário deve ser, obrigatoriamente, pré-tratada.

5.1.3 Quantidade Estocada - QE

O Gráfico 5 apresenta para cada um dos períodos a quantidade de cada biomassa a ser estocada.



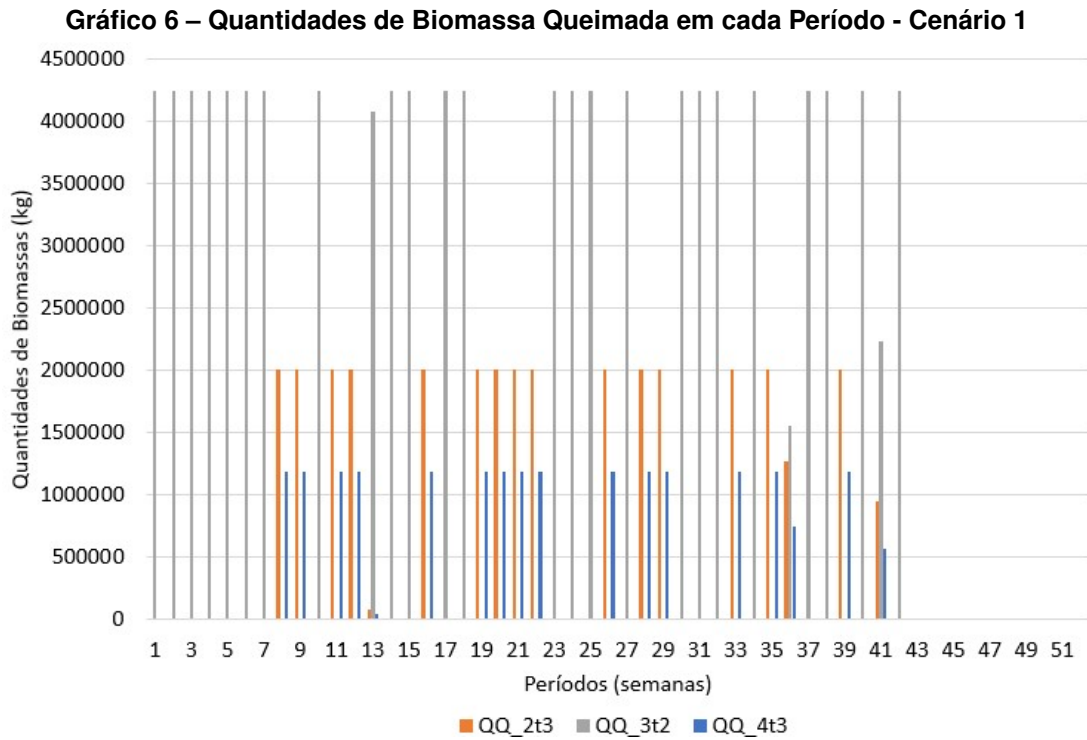
Fonte: Autoria própria (2024).

A quantidade estocada tem como objetivo garantir a continuidade do funcionamento da UTE durante todos os períodos de forma ininterrupta. O modelo prevê o mantimento de estoque de biomassas pré-tratadas de um ciclo de períodos para o ano subsequente, e tem dependência principal da capacidade do estoque, estoque de segurança e tempo máximo de estocagem. Dessa forma, pode-se observar a necessidade de maior estoque de biomassas para os períodos de menor oferta, e principalmente, maior quantidade estocada da biomassa que passou pelo processo de lixiviação, tendo limite de estoque de 16 períodos, enquanto os demais que passaram pelo processo de secagem podem ficar armazenados por mais tempo, justificando a menor necessidade de ser adicionado ao estoque.

5.1.4 Quantidade Queimada - QQ

O Gráfico 6 apresenta para cada um dos períodos a quantidade de cada biomassa a ser queimada para atender a demanda da caldeira.

O grande destaque do cenário 1 se apresenta justamente na quantidade queimada, onde se observa claramente que não há quantidades queimadas nos períodos 42 à 52, como formulado, este período não haveria produção de energia para manutenção na UTE. Outra observação interessante foi obter a questão da mistura da biomassa para atender a demanda. Em grande parte dos períodos apenas fibra de dendê foi utilizada sozinha, porém em diversos



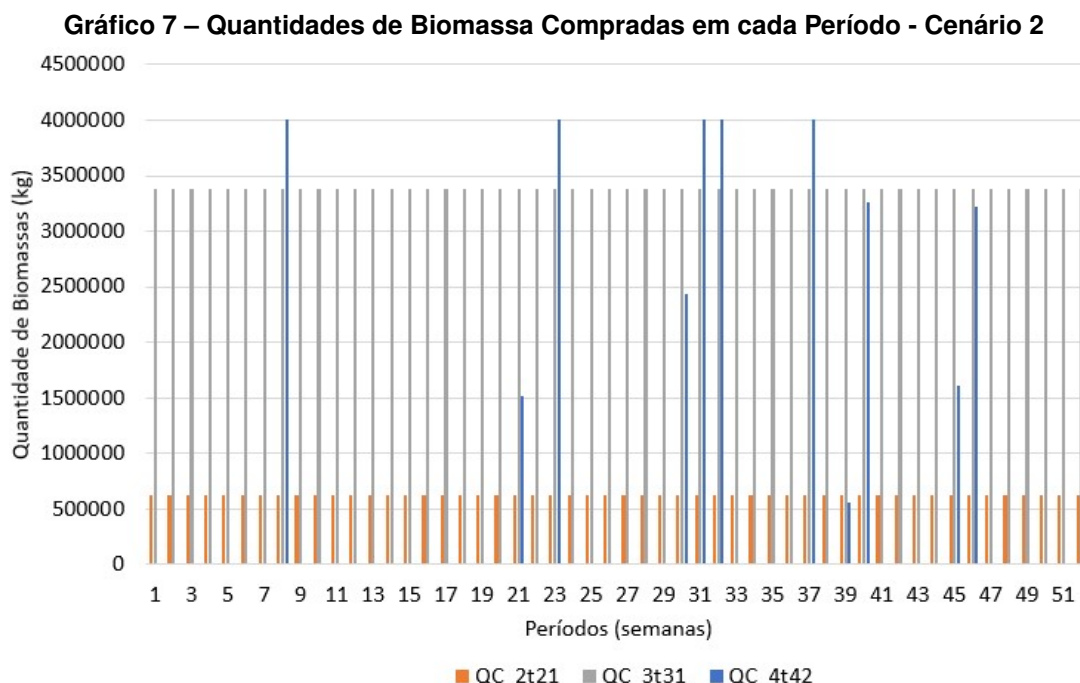
períodos houve a queima simultânea de cacho de dendê e cavaco de madeira, sendo que nos períodos 13, 36 e 41 todas as 3 biomassas foram utilizadas em conjunto.

5.2 Resultado Cenário 2

O resultado do cenário 2 apresentou como resposta as biomassas cacho e fibra de dendê, e cavaco de madeira como as biomassas a serem utilizadas, bem como no cenário anterior. Neste cenário, o custo médio mensal da operação da UTE seria de R\$160.825,19 semanalmente, com custo anual total de R\$8.362.909,81.

5.2.1 Quantidade Comprada - QC

O Gráfico 7 apresenta o resultado encontrado para as quantidades a serem compradas no Cenário 2.

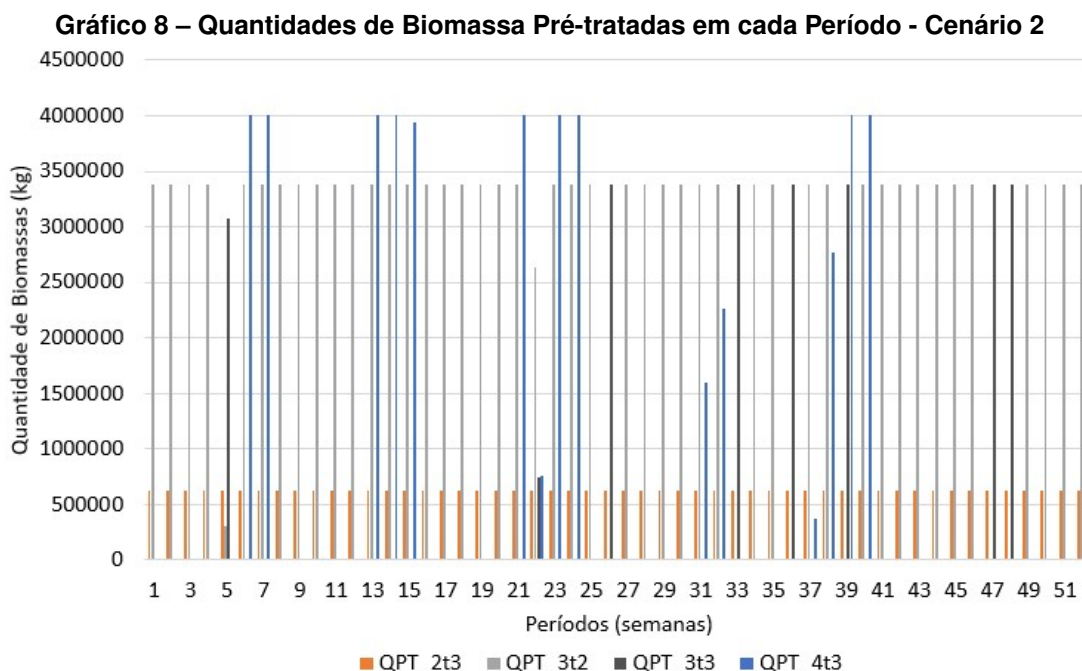


Fonte: Autoria própria (2024).

No cenário 2 pode-se observar um comportamento esperado na resposta quanto à quantidade comprada. Ao aumentar significativamente a demanda, a quantidade dos resíduos de dendê foram levados até o limite da possibilidade de compra (respeitando demais restrições), e a quantidade e o número de vezes que o cavaco de madeira foi sugerido para manter o atendimento à demanda também aumentou. Porém, mesmo com o aumento da demanda, o capim-elefante continuou não sendo considerado para este cenário.

5.2.2 Quantidade Pré-Tratada - QPT

O Gráfico 8 apresenta para cada um dos períodos a quantidade de cada biomassa a ser pré-tratada.



Fonte: Autoria própria (2024).

Neste cenário podemos observar outras mudanças de resposta comparado ao cenário 1. Por conta da alta demanda, além do fato de que toda a biomassa comprada deve ser pré-tratada, a fibra de dendê aqui passa por dois pré-tratamentos. Isto se deve à necessidade de maior quantidade de biomassa, mantendo menor custo e respeitando os limites de concentração de químicos, fazendo assim com que o custo de secagem para a fibra de dendê compense a necessidade de atendimento à demanda, sem a compra de outra biomassa.

5.2.3 Quantidade Estocada - QE

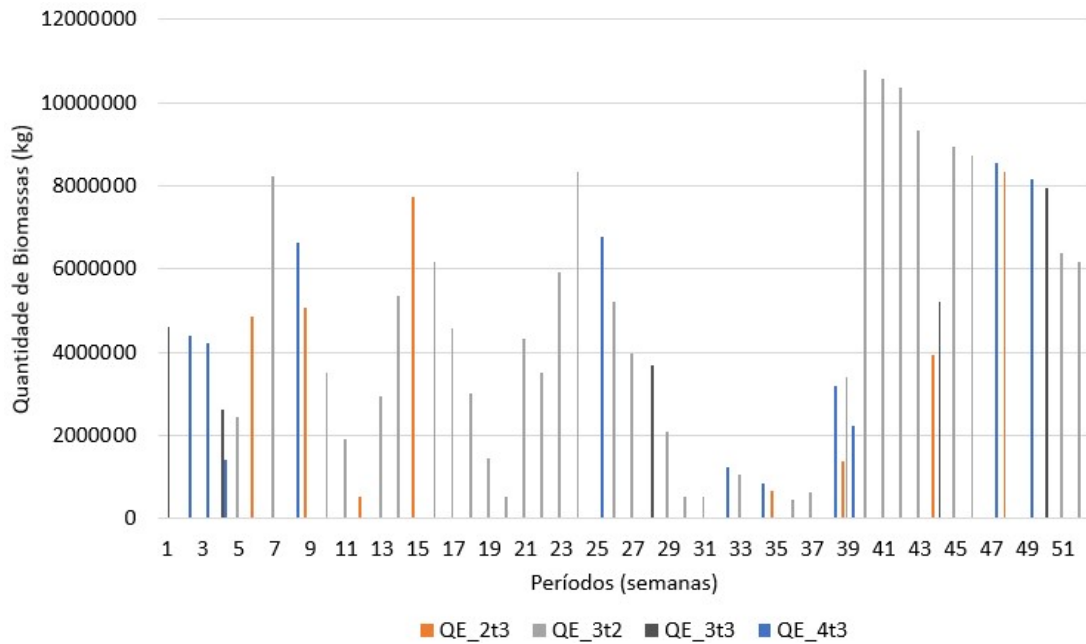
O Gráfico 9 apresenta para cada um dos períodos a quantidade de cada biomassa a ser estocada.

Aqui a quantidade estocada se apresenta de forma similar ao cenário anterior, apenas com maiores quantidades e diferentes nas formas resultantes dos pré-tratamentos.

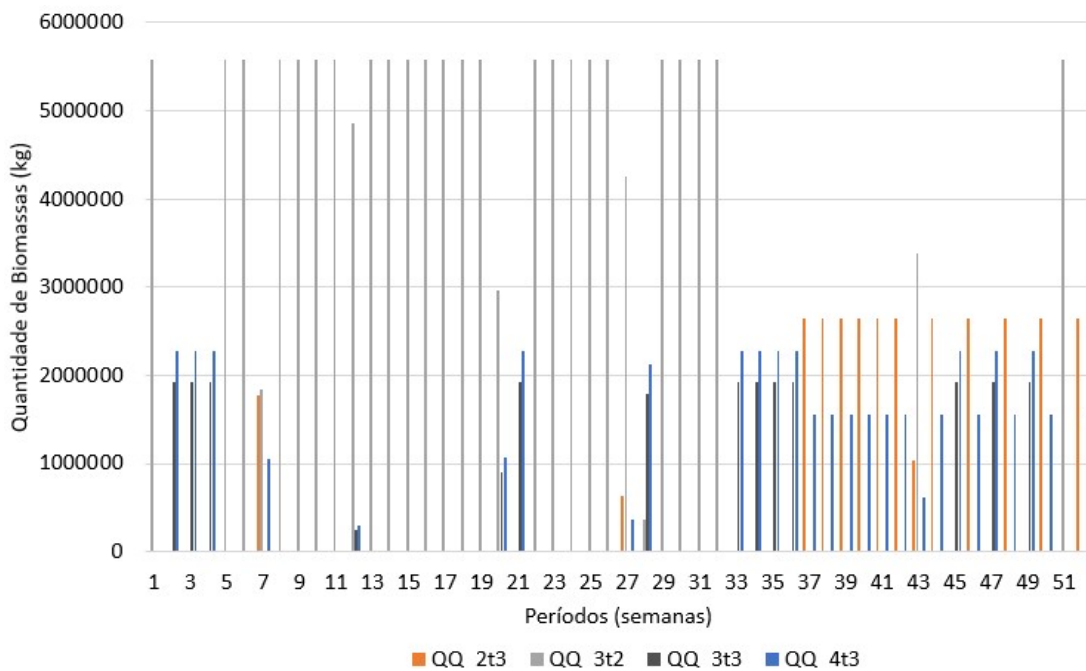
5.2.4 Quantidade Queimada - QQ

O Gráfico 10 apresenta para cada um dos períodos a quantidade de cada biomassa a ser queimada para atender a demanda da caldeira.

O comportamento dos resultados para a quantidade queimada é similar ao cenário anterior, onde a maior parte dos períodos a fibra do dendê é utilizada sozinha e em grandes quantidades. Porém apresenta maior ocorrência de períodos onde a mistura de biomassas se faz necessária para cobrir a alta na demanda. Destaque para os períodos em que a fibra de

Gráfico 9 – Quantidades de Biomassa Estocadas em cada Período - Cenário 2

Fonte: Autoria própria (2024).

Gráfico 10 – Quantidades de Biomassa Queimada em cada Período - Cenário 2

Fonte: Autoria própria (2024).

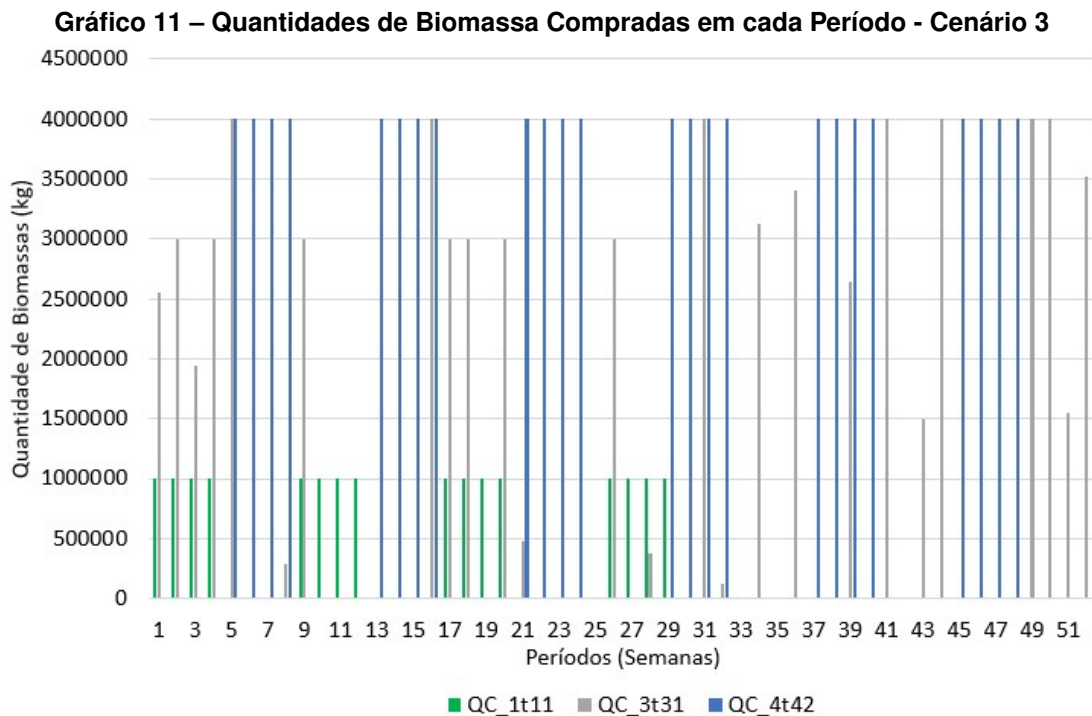
dendê e cavaco de madeira foram usados em conjunto, ambos submetidos à secagem, garantindo maior tempo em estocagem para uso quando necessário.

5.3 Resultado Cenário 3

O cenário 3 surgiu com uma proposta de barateamento no custo de aquisição das biomassas para comparar os diferentes comportamentos do modelo de otimização. Realizando esse procedimento, o capim-elefante assumiu, aproximadamente, o papel do cacho do dendê, tal que este deixou de ser considerado como resultado. Neste cenário, o custo médio mensal da operação da UTE seria de *R\$*76.231,09 semanalmente, com custo anual total de *R\$*3.964.016,89.

5.3.1 Quantidade Comprada - QC

O Gráfico 11 apresenta o resultado encontrado para as quantidades a serem compradas no Cenário 3.

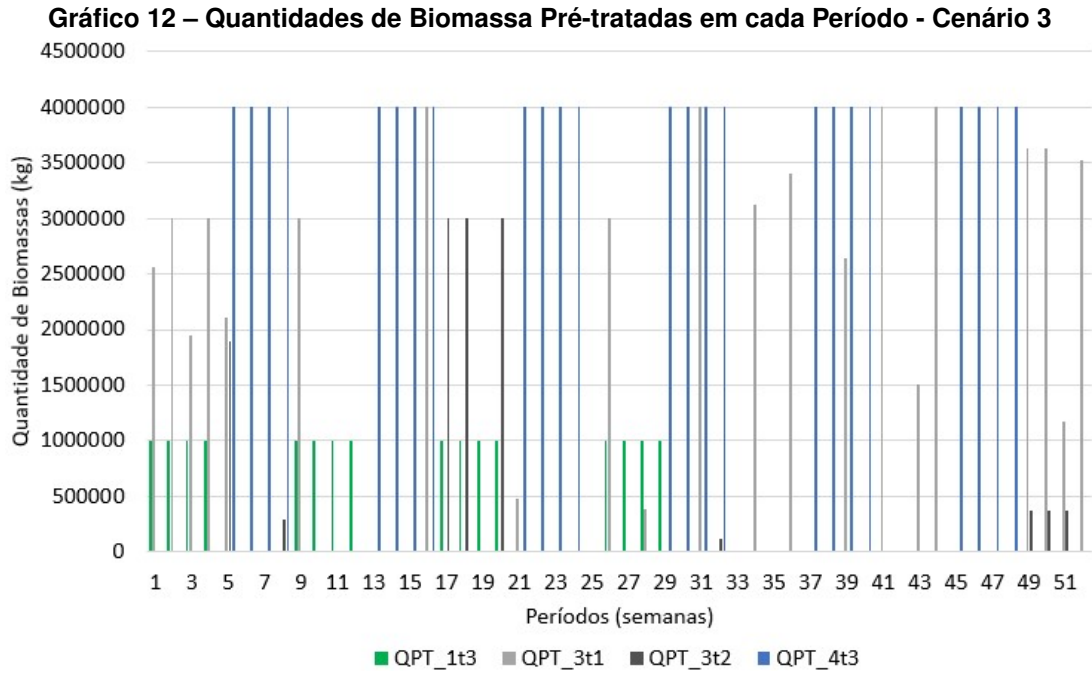


Fonte: Autoria própria (2024).

As principais características que podem ser observadas em relação aos demais cenários é que o cavaco de madeira assume a posição de biomassa mais comprada, bem como o aparecimento do capim-elefante, ambas configuradas mais baratas neste cenário.

5.4 Quantidade Pré-Tratada - QPT

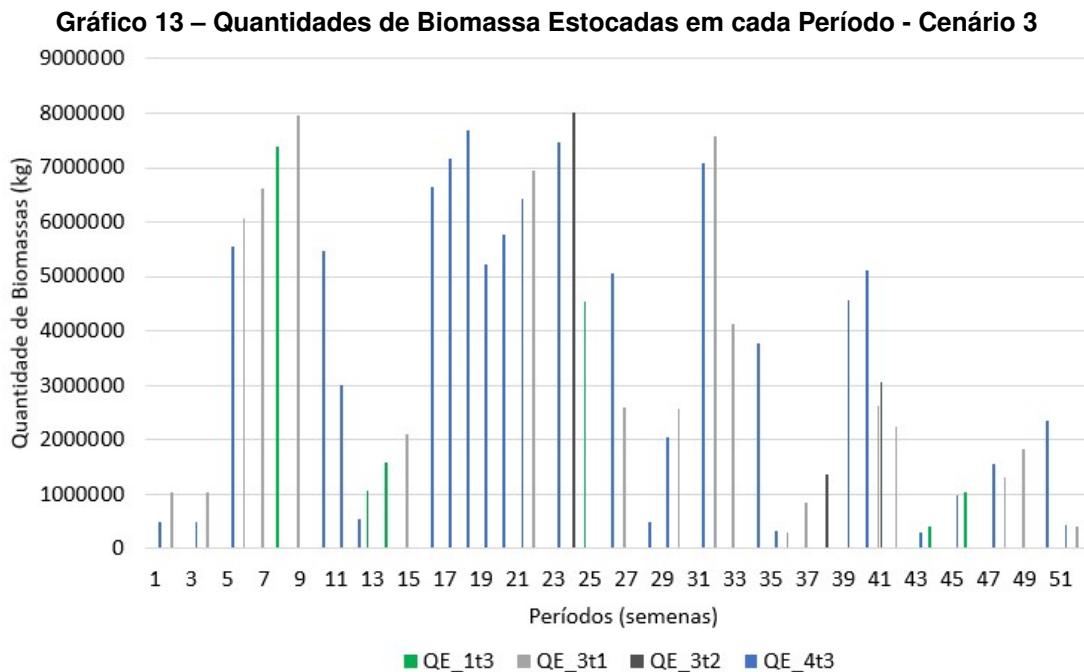
O Gráfico 12 apresenta para cada um dos períodos a quantidade de cada biomassa a ser pré-tratada.



Diferente dos cenários anteriores, aqui a utilização de biomassa *in natura* aparece, sendo sugerido o uso de fibra de dendê em sua forma natural e passando por processo de lixiviação. O capim-elefante e o cavaco de madeira passam pelo pré-tratamento de secagem.

5.5 Quantidade Estocada - QE

O Gráfico 13 apresenta para cada um dos períodos a quantidade de cada biomassa a ser estocada.



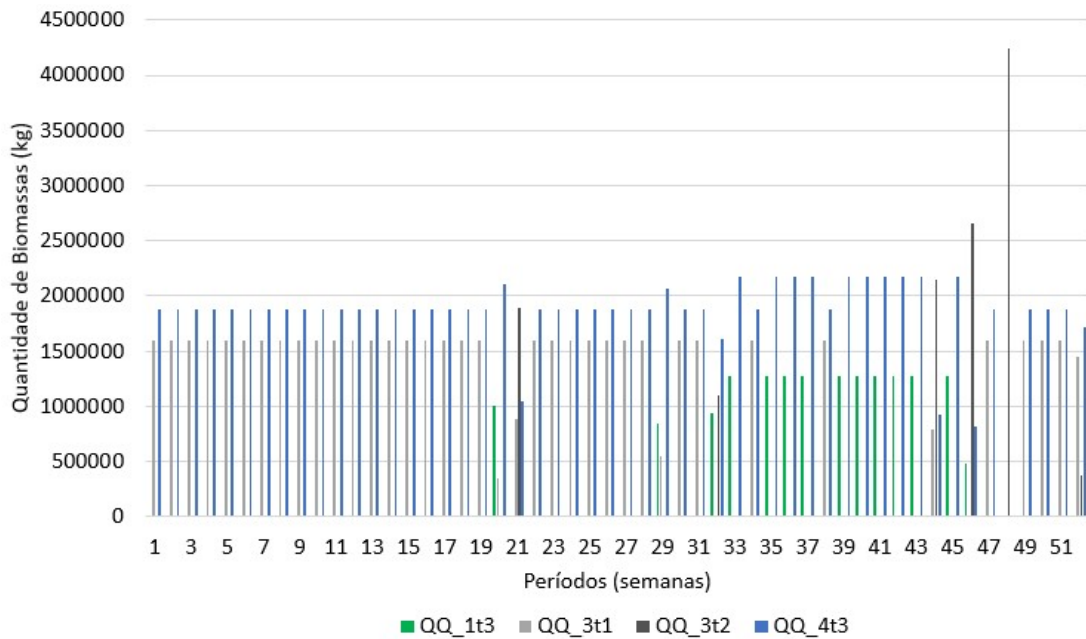
Fonte: Autoria própria (2024).

As quantidades estocadas em cada período apresentam maior variabilidade quando comparado aos outros cenários, tanto em relação as quantidades quanto a qual biomassa deve ser estocada em cada período. Este comportamento se deve aos menores preços e diferentes ofertas ao longo do ano.

5.6 Quantidade Queimada - QQ

O Gráfico 14 apresenta para cada um dos períodos a quantidade de cada biomassa a ser queimada para atender a demanda da caldeira.

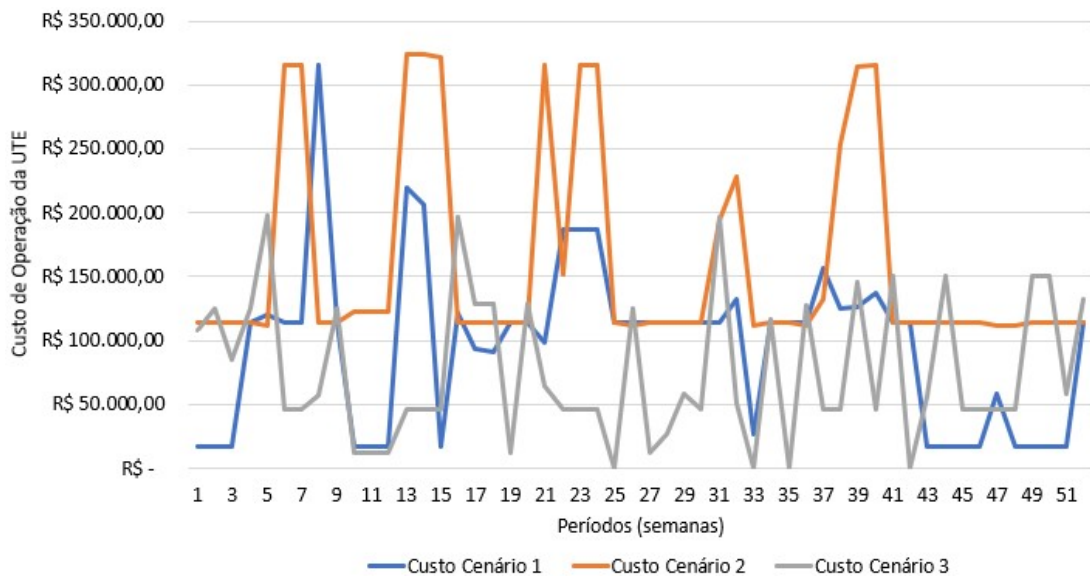
A quantidade queimada é a que apresenta maior diferença em comparação aos demais cenários. Em todos períodos, exceto no período 48, é realizada a mistura de biomassas para atingir a demanda da caldeira atendendo todas as restrições. Isso sinaliza que, a depender da oferta e custo de aquisição, quanto maior a variedade de biomassas

Gráfico 14 – Quantidades de Biomassa Queimada em cada Período - Cenário 3

Fonte: Autoria própria (2024).

5.7 Resultado Custos

O Gráfico 15 apresenta o custo monetário de operação da caldeira para cada um dos períodos, isto é, a cada semana do ano, para cada um dos três cenários.

Gráfico 15 – Custo Semanal de Operação da UTE em 1 Ano

Fonte: Autoria própria (2024).

Observa-se que os custos apresentam variações ao longo dos períodos, e isto se deve à todas as variações que foram apresentadas sobre as quantidades compradas (custo de aquisição e transporte), pré-tratadas (custos de pré-tratamento), estocadas (custo de estocagem), e quantidades queimadas para atendimento à demanda.

Como esperado, o custo anual do cenário 2 foi o maior dentre os cenários (R\$8.362.909,81), seguido pelo custo do cenário 1 (R\$5.013.377,29) e por fim o cenário 3 (R\$3.964.016,89). Isso demonstra como variações nos parâmetros de entrada podem causar impactos na saída do modelo, e que pode-se realizar os ajustes necessários, dentro das possibilidades e respeitando as restrições, para se obter o melhor cenário para operação da UTE.

6 CONCLUSÃO

Este trabalho apresentou a elaboração de um software para otimização de custos relativos a cadeia de suprimentos de biomassa para geração de energia elétrica.

Foi apresentada a importância da busca por fontes de energia renováveis, mostrando como o uso de biomassa é uma alternativa viável aos combustíveis fósseis. Realizado os estudos sobre as biomassas do estudo de caso, resíduos do dendê, resíduos florestais e capim-elefante, foi possível fazer o levantamento do funcionamento da cadeia de suprimentos dessas biomassas e obter assim os dados necessários para a formulação matemática.

A programação linear se mostrou uma ferramenta interessante para a solução de problemas que tratam recursos escassos. O estudo proporcionou a estruturação do algoritmo de otimização, com a elaboração do problema de programação linear, apresentando assim seus índices, parâmetros, restrições, variáveis de decisão e função objetivo. A utilização de Python e suas bibliotecas facilitaram a elaboração do algoritmo, mostrando sua robustez como linguagem de programação.

A modelagem matemática do sistema em forma de programação linear obteve sucesso, de forma que o desenvolvimento do algoritmo conseguiu apresentar as quantidades de cada uma das biomassas para cada uma das situações em todos os cenários propostos para o estudo de caso apresentado, e junto a isto, avaliar o custo de operação da UTE.

Com os gráficos apresentados pode-se verificar o comportamento de cada uma das quantidades de biomassas com as alterações realizadas, sendo este um indicativo de que a construção de diversos cenários, para estudo de qual melhor se adéqua à realidade, pode ser uma prática que leve a melhorias dos resultados obtidos. Ainda, pode-se realizar a aplicação do modelo em contextos e cenários que não pertencentes ao norte do Brasil, utilizando-se outras biomassas e outros cenários, fazendo com que adaptações do algoritmo sejam necessárias para melhorar a ferramenta.

6.1 Perspectivas e Trabalhos Futuros

A principal perspectiva é a visualização dos resultados financeiros obtidos pela BBF com o uso da ferramenta desenvolvida, uma vez até o momento da publicação deste trabalho, a usina termelétrica ainda não está em pleno funcionamento.

Deixa-se como sugestão de trabalhos futuros incorporar variabilidade no modelo a partir da implementação de programação robusta, que realiza a otimização sob incertezas, tratando os parâmetros de forma discreta em diversos cenários, e a implementação utilizando programação estocástica, na qual será considerada a variabilidade dos parâmetros e da demanda ao longo do tempo.

A pesquisa realizada mostrou a importância das fontes de energia limpa e renováveis, e pôde-se perceber ao longo do trabalho o quanto o avanço das tecnologias pode auxiliar nesse

quesito, não somente no caráter financeiro, mas também ambiental e social. Ferramentas como a desenvolvida podem ajudar a construir um futuro mais limpo.

REFERÊNCIAS

- ABRAMOWITZ, M.; STEGUN, I. A.; ROMER, R. H. **Handbook of mathematical functions with formulas, graphs, and mathematical tables**. [S.l.]: American Association of Physics Teachers, 1988.
- AIO. **AIO | A Biomassa E Uma Das Principais Fontes De Energia**. 2017. <https://www.aio.com.br/questions/content/a-biomassa-e-uma-das-principais-fontes-de-energia-renovavel-e-portanto>. (Accessed on 11/21/2023).
- ALVES, F. G. da S. *et al.* Capim-elefante: Um recurso bioenergético. **Nucleus Animalium**, Fundação Educacional Ituverava, v. 10, n. 2, p. 117–130, 2018.
- BALLOU, R. H. **Gerenciamento da cadeia de suprimentos/logística empresarial/Ronald H. Ballou; tradução Raul Rubenich**.— [S.l.]: Porto Alegre: Bookman, 2006.
- BARON, J. **Thinking and deciding**. [S.l.]: Cambridge University Press, 2023.
- BATISTA, R. M. **Estudo da cadeia produtiva de biomassas para fins de otimização da geração de energia elétrica**. 2023. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Pernambuco, 2023.
- BATISTA, R. M. *et al.* Tools for optimization of biomass-to-energy conversion processes. **Processes**, MDPI, v. 11, n. 3, p. 854, 2023.
- BELFIORE, P.; FÁVERO, L. P. **Pesquisa Operacional para cursos de Engenharia**. [S.l.]: Elsevier Brasil, 2013. v. 1.
- BERTSIMAS, D.; TSITSIKLIS, J. N. **Introduction to linear optimization**. [S.l.]: Athena Scientific Belmont, MA, 1997. v. 6.
- BRASIL, C. *et al.* Conselho nacional do meio ambiente. **Resolução Conama**, v. 237, p. 97, 1997.
- BYNUM, M. L. *et al.* **Pyomo—optimization modeling in python**. Third. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2021. v. 67.
- CAMBERO, C.; SOWLATI, T. Assessment and optimization of forest biomass supply chains from economic, social and environmental perspectives—a review of literature. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, Elsevier, v. 36, p. 62–73, 2014.
- CASTILLO-VILLAR, K. K. Metaheuristic algorithms applied to bioenergy supply chain problems: theory, review, challenges, and future. **Energies**, MDPI, v. 7, n. 11, p. 7640–7672, 2014.
- CORDEIRO, A.; ALVES, A.; MACIEL, C. Informações técnicas para a implantação de lavoura de dendê em roraima. Boa Vista, RR: Embrapa Roraima, 2009., 2009.
- COZZI, L. *et al.* World energy outlook 2020. **International Energy Agency: Paris, France**, v. 2050, 2020.
- CUNDIFF, J. S.; DIAS, N.; SHERALI, H. D. A linear programming approach for designing a herbaceous biomass delivery system. **Bioresource technology**, Elsevier, v. 59, n. 1, p. 47–55, 1997.

DEMIRBAS, A. Biofuels securing the planet's future energy needs. **Energy conversion and management**, Elsevier, v. 50, n. 9, p. 2239–2249, 2009.

EDWARDS, W.; MILES, R. F.; WINTERFELDT, D. V. Advances in decision analysis. **Cambridge, New York**, Citeseer, 2007.

EPE. **Matriz Energética e Elétrica**. 2024. <https://www.epe.gov.br/pt/abcdenergia/matriz-energetica-e-eletrica>. Accessed: 23/05/2024.

FAGUNDES, M. V. C.; FREIRES, F. G. M.; MARQUES, R. S. Gestão da cadeia de suprimentos para sistemas de energias renováveis: conceitos e reflexões sobre a realidade brasileira. *In*: **XXXVI Encontro Nacional de Engenharia de Produção**. João Pessoa/PB, Brasil: [s.n.], 2016.

FOUNDATION, P. S. **auto-py-to-exe · PyPI**. 2023. <https://pypi.org/project/auto-py-to-exe/>. (Accessed on 11/22/2023).

GABOR, D. Inventing the future. 1963.

GIAROLA, S.; BEZZO, F.; SHAH, N. A risk management approach to the economic and environmental strategic design of ethanol supply chains. **Biomass and bioenergy**, Elsevier, v. 58, p. 31–51, 2013.

GOLDEMBERG, J.; LUCON, O. Energia e meio ambiente no brasil. **Estudos avançados**, SciELO Brasil, v. 21, p. 7–20, 2007.

GUENA, A. M. d. O. **Avaliação ambiental de diferentes formas de geração de energia elétrica**. 2007. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2007.

HART, W. E.; WATSON, J.-P.; WOODRUFF, D. L. Pyomo: modeling and solving mathematical programs in python. **Mathematical Programming Computation**, Springer, v. 3, n. 3, p. 219–260, 2011.

HBJ-BIOMASSA. **Cavaco Florestal – HBJ Biomassa**. 2023. <https://www.hbjbiomassa.com.br/index.php/produtos/cavaco-florestal/>. (Accessed on 11/21/2023).

HESSE, H. M. *et al.* Usina termelétrica a base de biomassa. **Anais da Mostra de Ensino, Pesquisa, Extensão e Cidadania (MEPEC)-ISSN 2596-0954**, v. 5, 2023.

HILLIER, F. S.; LIEBERMAN, G. J. **Introdução à pesquisa operacional**. [S.l.]: McGraw Hill Brasil, 2013.

KAZEMZADEH, N.; HU, G. Optimization models for biorefinery supply chain network design under uncertainty. **Journal of Renewable and Sustainable Energy**, AIP Publishing, v. 5, n. 5, 2013.

KIM, J.; REALFF, M. J.; LEE, J. H. Optimal design and global sensitivity analysis of biomass supply chain networks for biofuels under uncertainty. **Computers & Chemical Engineering**, Elsevier, v. 35, n. 9, p. 1738–1751, 2011.

KOLMAN, B.; BECK, R. E. **Elementary linear programming with applications**. [S.l.]: Gulf Professional Publishing, 1995.

LOO, S. V.; KOPPEJAN, J. The handbook of biomass combustion & co-firing. earthscan, sterling, va, usa. 2008.

MACHADO, J. C. *et al.* Elephant grass ecotypes for bioenergy production via direct combustion of biomass. **Industrial crops and products**, Elsevier, v. 95, p. 27–32, 2017.

- MAKHORIN, A. **GLPK - GNU Project - Free Software Foundation (FSF)**. 2012. <https://www.gnu.org/software/glpk/>. (Accessed on 11/22/2023).
- MANDØ, M. Direct combustion of biomass. *In: Biomass combustion science, technology and engineering*. [S.l.]: Elsevier, 2013. p. 61–83.
- MARIANO, J. B. Impactos ambientais do refino de petróleo. **Rio de Janeiro**, 2001.
- MARUFUZZAMAN, M.; EKSIOGLU, S. D.; HUANG, Y. E. Two-stage stochastic programming supply chain model for biodiesel production via wastewater treatment. **Computers & Operations Research**, Elsevier, v. 49, p. 1–17, 2014.
- MASSON-DELMOTTE, V. *et al.* Climate change 2021: the physical science basis. **Contribution of working group I to the sixth assessment report of the intergovernmental panel on climate change**, Cambridge University Press Cambridge, UK, v. 2, n. 1, p. 2391, 2021.
- MATTOS, M. *et al.* Aplicação de algoritmos evolucionários na otimização de um recorte de uma cadeia de suprimentos de papel. **Exacta**, v. 19, n. 3, p. 706–727, 2021.
- MCKINNEY, W. **Python for data analysis: Data wrangling with Pandas, NumPy, and IPython**. [S.l.]: "O'Reilly Media, Inc.", 2012.
- MIRANDA, P. P. C.; OLIVEIRA, G. A. d.; RAMALHO, D. A. S. Tipos de energias renováveis e não renováveis. UBM-Centro Universitário de Barra Mansa, 2022.
- MME. **Biomassa quebra recorde de geração de energia em 2023 — Ministério de Minas e Energia**. 2024. <https://www.gov.br/mme/pt-br/assuntos/noticias/biomassa-quebra-recorde-de-geracao-de-energia-em-2023>. (Accessed on 10/03/2024).
- MÜLLER, A. A. A cultura do dendê. Belém, PA: EMBRAPA-CPATU, 1980., 1980.
- NI, D.; XIAO, Z.; LIM, M. K. A systematic review of the research trends of machine learning in supply chain management. **International Journal of Machine Learning and Cybernetics**, Springer, v. 11, p. 1463–1482, 2020.
- NIKOLINA, S. International renewable energy agency (irena). EPRS: European Parliamentary Research Service, 2016.
- NUNES, L.; CAUSER, T.; CIOLKOSZ, D. Biomass for energy: A review on supply chain management models. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, Elsevier, v. 120, p. 109658, 2020.
- OLIVEIRA, A. **Termoconversão da fibra do dendê (elaeis sp.) empregando etanol supercrítico**. [S.l.]: Dissertação de Mestrado, 2012.
- ORDOÑEZ-FRÍAS, E. *et al.* Bioenergy potential and technical feasibility assessment of residues from oil palm processing: A case study of jalapa, tabasco, mexico. **Biomass and Bioenergy**, Elsevier, v. 142, p. 105668, 2020.
- PAES, C. E. *et al.* The power generation expansion planning in brazil: Considering the impact of greenhouse gas emissions in an investment decision model. **Renewable Energy**, Elsevier, v. 184, p. 225–238, 2022.
- PANDEY, A. *et al.* **Biomass, Biofuels, Biochemicals: Biofuels from Algae**. [S.l.]: Elsevier, 2018.
- PEREZ, F.; GRANGER, B. E. Project jupyter: Computational narratives as the engine of collaborative data science. **Retrieved September**, v. 11, n. 207, p. 108, 2015.

- POPP, J. *et al.* Bioeconomy: Biomass and biomass-based energy supply and demand. **New biotechnology**, Elsevier, v. 60, p. 76–84, 2021.
- QUEIROZ, A.; FRANÇA, L.; PONTE, M. The life cycle assessment of biodiesel from palm oil (“dendê”) in the amazon. **Biomass and bioenergy**, Elsevier, v. 36, p. 50–59, 2012.
- REHFELDT, M. J. H. A aplicação de modelos matemáticos em situações-problema empresariais, com uso do software lindo. 2009.
- ROCCO, C. D.; MORABITO, R. Um modelo de otimização para as operações de produção de vapor em caldeiras industriais. **Gest. Prod**, SciELO Brasil, v. 19, n. 2, p. 273–286, 2012.
- RODRIGUES, L. H. *et al.* Pesquisa operacional: programação linear passo a passo: do entendimento do problema à interpretação da solução. **São Leopoldo: Unisinos**, 2014.
- ROMANO, B. H. *et al.* Aplicação de um método de programação dinâmica para gestão de estoques utilizando um algoritmo em linguagem c++. Joinville, SC, 2022.
- ROSA, P. P. da *et al.* Características do capim elefante pennisetum purpureum (schumach) e suas novas cultivares brs kurumi e brs capiaçu. **Pesquisa Agropecuária Gaúcha**, v. 25, n. 1/2, p. 70–84, 2019.
- ROSSUM, G. V.; DRAKE, F. L. *et al.* **Python reference manual**. [S.l.]: Centrum voor Wiskunde en Informatica Amsterdam, 1995. v. 111.
- SAGHAEI, M.; GHADERI, H.; SOLEIMANI, H. Design and optimization of biomass electricity supply chain with uncertainty in material quality, availability and market demand. **Energy**, Elsevier, v. 197, p. 117165, 2020.
- SANTOS, H. G. **Resolvedores de Programação Inteira**. 2019. <http://www.decom.ufop.br/haroldo/solvers.html>. (Accessed on 07/22/2024).
- SHABANI, N.; AKHTARI, S.; SOWLATI, T. Value chain optimization of forest biomass for bioenergy production: A review. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, Elsevier, v. 23, p. 299–311, 2013.
- SIMCHI-LEVI, D.; KAMINSKY, P.; SIMCHI-LEVI, E. **Cadeia de suprimentos projeto e gestão: conceitos, estratégias e estudos de caso**. [S.l.]: Bookman Editora, 2009.
- SLACK, N. *et al.* **Administração da produção**. [S.l.]: Atlas São Paulo, 2009. v. 2.
- SMIL, V. **Biomass energies: resources, links, constraints**. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2013.
- SOUZA, M. D. Tecnologias para uso alternativos de resíduos florestais. experiência do laboratório de produtos florestais-ibama na área de utilização de resíduos florestais e agrícolas. *In: Workshop Sul-Smericano sobre o Usos Alternativos de Resíduos de Origem Florestal e Urbana*. [S.l.: s.n.], 1997. p. 49–70.
- SPEIGHT, J. G. **Encyclopedia of Renewable Energy Hardcover**. [S.l.]: Beverly: Wiley-Scrivener, 2022.
- SPIRANDELI, V. d. B. Relações internacionais, tecnologias para redução dos impactos climáticos e soluções baseadas na natureza. Universidade Federal de Uberlândia, 2022.
- TAHA, H. A. **Operations research: an introduction**. [S.l.]: Pearson Education India, 2013.
- THALER, R. H.; SUNSTEIN, C. R. **Nudge: Improving decisions about health, wealth, and happiness**. [S.l.]: Penguin, 2009.

VIVERGRASS. **Mudas de Cameroon | Viver Grass - Licenciado Embrapa**. 2020.
<https://vivergrass.com/capim-cameroon/>. (Accessed on 10/09/2024).

WEISSTEIN, E. W. Heaviside step function. <https://mathworld.wolfram.com/>, Wolfram Research, Inc., 2002.

WINSTON, W. L. **Operations research: applications and algorithms**. [S.l.]: Brooks/Cole, 1991.

WU, J. *et al.* Agri-biomass supply chain optimization in north china: Model development and application. **Energy**, Elsevier, v. 239, p. 122374, 2022.

WUEBBLES, D. J.; JAIN, A. K. Concerns about climate change and the role of fossil fuel use. **Fuel processing technology**, Elsevier, v. 71, n. 1-3, p. 99–119, 2001.

ZAHRAEE, S. M.; SHIWAKOTI, N.; STASINOPOULOS, P. Biomass supply chain environmental and socio-economic analysis: 40-years comprehensive review of methods, decision issues, sustainability challenges, and the way forward. **Biomass and Bioenergy**, Elsevier, v. 142, p. 105777, 2020.

ZHANG, Y.; JI, Y.; QIAN, H. Progress in thermodynamic simulation and system optimization of pyrolysis and gasification of biomass. **Green Chemical Engineering**, Elsevier, v. 2, n. 3, p. 266–283, 2021.