

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
CURSO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

Josiane Abreu de Moraes

**Usinas Virtuais de Energia: uma abordagem através
de algoritmo genético**

Porto Alegre
2023

Josiane Abreu de Moraes

**Usinas Virtuais de Energia: uma abordagem através
de algoritmo genético**

Projeto de Diplomação apresentado do
Curso de Engenharia Elétrica, como parte
dos requisitos para graduação em
Engenharia Elétrica.

Orientadora: Prof.^a Dr.^a Gladis Bordin
Coorientador: Prof. Dr. Alexandre Balbinot

Porto Alegre
2023

Josiane Abreu de Moraes

**Usinas Virtuais de Energia: uma abordagem através
de algoritmo genético**

Projeto de Diplomação apresentado do
Curso de Engenharia Elétrica, como parte
dos requisitos para graduação em
Engenharia Elétrica.

Porto Alegre, 15 de Setembro de 2023

Prof^a. Dr^a. Gladis Bordin

Orientadora

UFRGS – Universidade Federal do Rio Grande do Sul

Prof. Dr. Roberto Petry Homrich

UFRGS – Universidade Federal do Rio Grande do Sul

Engenheiro Leandro Barbosa

CPFL Energia

RESUMO

A entrada da geração distribuída no sistema elétrico brasileiro introduz novas possibilidades, e desafia a efetiva gestão dos recursos energéticos. É necessário, avaliar uma forma eficiente e unificada de gerenciar e integrar a geração e o consumo de energia elétrica distribuída, impulsionando o incentivo da utilização de fontes renováveis. O conceito de Usina Virtual de Energia (VPP) surge como uma alternativa visando otimizar a operação do sistema e controlar a demanda, por meio da unificação e gerenciamento centralizado de diversas fontes energéticas. Este trabalho se propõe a explorar a viabilidade do Algoritmo Genético como ferramenta para desenvolver VPPs eficazes. O estudo busca, assim, contribuir para a compreensão da aplicação dos Algoritmos Genéticos no contexto das Usinas Virtuais de Energia, destacando seus benefícios potenciais e impacto na transição para um modelo energético sustentável. A avaliação do desempenho do algoritmo, considerando critérios de eficiência, escalabilidade e viabilidade prática, fornece *insights* para a compreensão do seu uso em Usinas Virtuais de Energia. Os resultados obtidos, com o modelo desenvolvido, são analisados visando maximizar a eficiência do sistema, e se mostram satisfatórios e com potencial de exploração.

Palavras-chave: Usinas Virtuais de Energia, Algoritmo Genético, Eficiência, Otimização.

ABSTRACT

The introduction of distributed generation into the Brazilian electrical system brings forth new possibilities and challenges the effective management of energy resources. It is necessary to assess an efficient and unified way to manage and integrate distributed electricity generation and consumption, promoting the use of renewable sources. The concept of a Virtual Power Plant (VPP) emerges as an alternative aiming to optimize system operation and control demand through the centralization and management of various energy sources. This work aims to explore the feasibility of Genetic Algorithms as a tool to develop effective VPPs. The study seeks to contribute to the understanding of Genetic Algorithms' application in the context of Virtual Power Plants, highlighting their potential benefits and impact on the transition to a sustainable energy model. Performance evaluation of the algorithm, considering criteria such as efficiency, scalability, and practical feasibility, provides insights into its use in Virtual Power Plants. The results obtained with the developed model are analyzed to maximize system efficiency and demonstrate satisfactory performance with potential for further exploration.

Keywords: Virtual Power Plants, Genetic Algorithm, Efficiency, Optimization.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Expansão da matriz energética Brasileira.....	1
Figura 2 - Projeção da capacidade instalada total por fonte	3
Figura 3 - Distribuição dos trabalhos encontrados por ano	5
Figura 4 - Distribuição de trabalhos por autor	6
Figura 5 - Mapa de palavras-chave.....	8
Figura 6 - Estrutura tarifaria Brasileira.....	10
Figura 7 - Usinas tradicionais e usinas virtuais de energia	12
Figura 8 - Representação de Sistemas elétricos: presente e futuro.....	13
Figura 9 - Representação das conexões de uma VPP	16
Figura 10 - Rotina de funcionamento do algoritmo genético	19
Figura 11 - Estrutura da metodologia.....	21
Figura 12 - Modelo proposto	22
Figura 13 - Curva de carga estimada.....	26
Figura 14 - Curva de geração estimada	27
Figura 15 - Tarifas de energia CEEE Equatorial	28
Figura 16 - Rotina de otimização do algoritmo.....	30
Figura 17 - Distribuição da população inicial gerada (teste 1).....	33
Figura 18 - Distribuição da população inicial gerada (teste 2).....	34
Figura 19 - Curva de Convergência para $P_s = 480$ kWh.....	35
Figura 20 - Curva de Convergência para $P_s = 200$ kWh.....	35
Figura 21 - Curva de Convergência para $P_s = 0$ kWh.....	36

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Implementação dos operadores genéticos.....	32
Quadro 2 - Estimativa média de consumo	44
Quadro 3 - Quadro de dados para $P_s = 480$ kWh	48
Quadro 4 - Quadro de dados para $P_s = 200$ kWh	50
Quadro 5 - Quadro de dados para $P_s = 0$ kWh	52

LISTA DE SIGLAS

ACL	- Ambiente de Contratação Livre.
ACO	- Otimização por Colônia de Formigas.
ACR	- Ambiente de Contratação Regulada.
AG	- Algoritmo Genético.
ANEEL	- Agência Nacional de Energia Elétrica.
CCEAL	- Contrato de Comercialização de Energia Elétrica em Ambiente Livre.
CCEE	- Câmara de Comercialização de Energia Elétrica.
CME	- Custo Marginal de Expansão.
CMO	- Custo Marginal de Operação.
CNPE	- Conselho Nacional de Política Energética.
CVPP	- Usinas Virtuais de Energia Técnicas.
EAR	- Energia Armazenada.
EPE	- Empresa de Pesquisa Energética.
GD	- Geração Distribuída.
GEE	- Gases de Efeito Estufa.
HPEVs	- Veículos Elétricos de Alto Desempenho.
IA	- Inteligência Artificial.
IC	- Inteligência Computacional.
IE	- Inteligência de Enxame.
IoT	- Internet das Coisas.
MCP	- Mercado de Curto Prazo ou Mercado <i>Spot</i> .
MME	- Ministério de Minas e Energia.
MMGD	- Micro e Mini Geração Distribuída.
ONS	- Operador Nacional Do Sistema.
PDE	- Plano Decenal de Expansão de Energia.
PEVs	- Veículos Elétricos <i>Plug-in</i> .
PLD	- Preço de Liquidação das Diferenças.
PSO	- Otimização por Enxame de Partículas
P.U	- Por Unidade
RED	- Recurso Energético Distribuído.
RN	- Resolução Normativa.
SEB	- Setor Elétrico Brasileiro.
SIN	- Sistema Interligado Nacional.
TE	- Tarifa de Energia.
TI	- Tecnologias da Informação.
TUSD	- Tarifa de Uso do Sistema de Distribuição.
TUST	- Tarifas de Uso do Sistema de Transmissão.
TVPP	- Usinas Virtuais de Energia Técnicas.
UHE	- Usina Hidrelétrica.
UTE	- Usina Termelétrica.
VE	- Veículo Elétrico.
VPP	- Usina Virtual de Energia.

SUMÁRIO

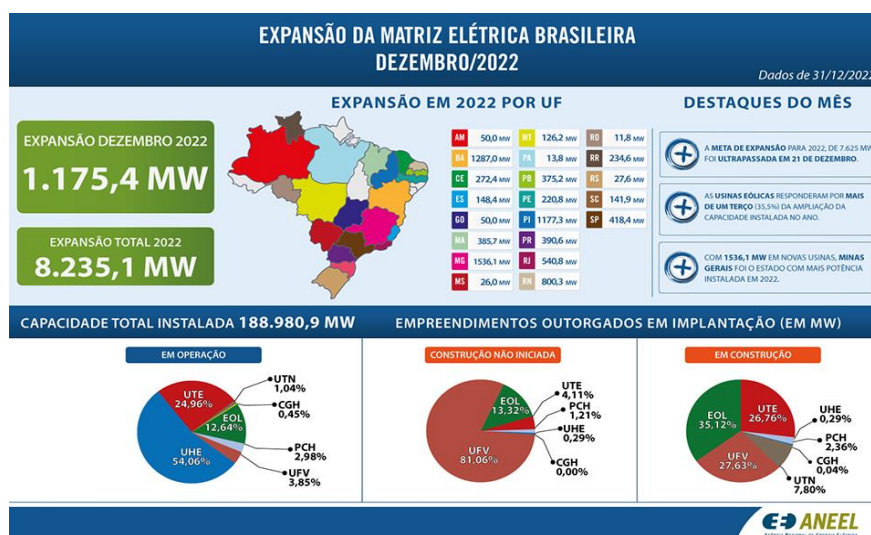
1	INTRODUÇÃO.....	1
1.1	Motivação e Objetivos	2
1.2	Estrutura do Trabalho	4
2	BIBLIOGRAFIA	5
2.1	Pesquisa Bibliométrica	5
2.2	Trabalhos Relacionados	6
3	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	9
3.1	Geração Distribuída no Brasil.....	9
3.2	Tarifas no Mercado de Energia Elétrica Brasileiro.....	9
3.3	Usinas Virtuais de Energia	11
3.3.1	Usinas Virtuais de Energia no Cenário Brasileiro	13
3.3.2	Usinas Virtuais pelo Mundo	14
3.4	Componentes de Uma Usina Virtual	15
3.4.1	Recursos Energéticos Distribuídos.....	15
3.4.2	Sistemas de Armazenamento de Energia	16
3.4.3	Tecnologias da Informação	17
3.5	Otimização por Algoritmo Genético.....	17
4	Metodologia Proposta	21
4.1	Modelo Proposto	22
4.2	Modelagem do Sistema.....	23
4.3	Aspectos do Modelo de Análise	24
4.3.1	Consumo	24
4.3.2	Geração solar	26
4.3.3	Armazenamento com Veículos Elétricos	27
4.3.4	Tarifa da energia elétrica.....	28
4.4	Ferramentas	28

5 RESULTADOS	33
6 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	38
6.1 Conclusão.....	38
6.2 Trabalhos Futuros	38
APÊNDICES	43
APÊNDICE 1 - Estimativa média de consumo	44
APÊNDICE 2 - Algoritmo Genético implementado	45
APÊNDICE 3 - Quadro de dados para $P_s = 480$ kWh.....	48
APÊNDICE 4 - Quadro de dados para $P_s = 200$ kWh.....	50
APÊNDICE 5 - Quadro de dados para $P_s = 0$ kWh.....	52

1 INTRODUÇÃO

O mercado de energia elétrica brasileiro evoluiu em função do avanço tecnológico, do aumento da demanda por energia, do crescimento de ações que visam o consumo consciente de fontes de energia e do aumento no uso de fontes renováveis, entre outros aspectos. Estudos da Agência Nacional de Energia Elétrica - ANEEL (ANEELa, 2022) destacam o vasto potencial energético do Brasil, com ênfase em fontes renováveis como hidráulica, eólica, biomassa e solar. A Figura 1 ilustra a capacidade instalada e as fontes correspondentes. Nesse contexto energético, emergem novas oportunidades, como a geração distribuída, permitindo que os consumidores gerem energia a partir de fontes renováveis e incorporem o excedente à rede para obtenção de créditos energéticos.

Figura 1 - Expansão da matriz energética Brasileira



Fonte: ANEELa (2022).

Diante destas novidades, torna-se complexo gerenciar as diversas fontes de energia para garantir a máxima eficiência do sistema elétrico brasileiro, o consumo consciente de energia e a redução de. Para enfrentar esses desafios, soluções tecnológicas inovadoras tornam-se indispensáveis. Uma dessas soluções é representada pelas Usinas Virtuais de Energia (VPPs), um conceito ainda recente no contexto brasileiro.

As VPPs têm como objetivo centralizar o gerenciamento das fontes de energia e outros componentes do sistema, permitindo a otimização dos recursos de geração e o atendimento à demanda. No Brasil, o Sistema Interligado Nacional – SIN,

assegura um atendimento mais eficiente à demanda de energia, devido ao aumento da confiabilidade do sistema. A inserção de VPPs no SIN, integrando recursos energéticos no sistema, pode aumentar esta eficiência .

Neste contexto, o propósito deste estudo é avaliar o desempenho do algoritmo genético na operação de Usina Virtual de Energia. A meta é explorar a eficácia dessa abordagem no gerenciamento centralizado de diversas fontes de energia, com o objetivo de otimizar os recursos de geração em um sistema. Para atingir essa meta, o trabalho inclui uma revisão da literatura sobre VPPs, bem como uma análise do sistema em estudo, utilizando modelagem computacional e avaliação dos resultados. Critérios como precisão, escalabilidade e eficiência da estratégia proposta, são abordados contribuindo para a compreensão da utilidade do uso de Algoritmos Genéticos em VPPs.

1.1 Motivação e Objetivo

O futuro da geração de energia mundial será renovável, citou Nicola Cotugno, *Country Manager* da Enel Brasil desde 2018, em uma entrevista (EPBR, 2021). O Brasil possui grande parte de sua geração advinda de fontes renováveis, principalmente hidrelétricas (ANEELc, 2022), promover esta transição se torna cada vez mais importante, considerando que é necessário buscar o equilíbrio entre o suprimento das necessidades humanas e a preservação dos recursos naturais, sem prejudicar as gerações futuras.

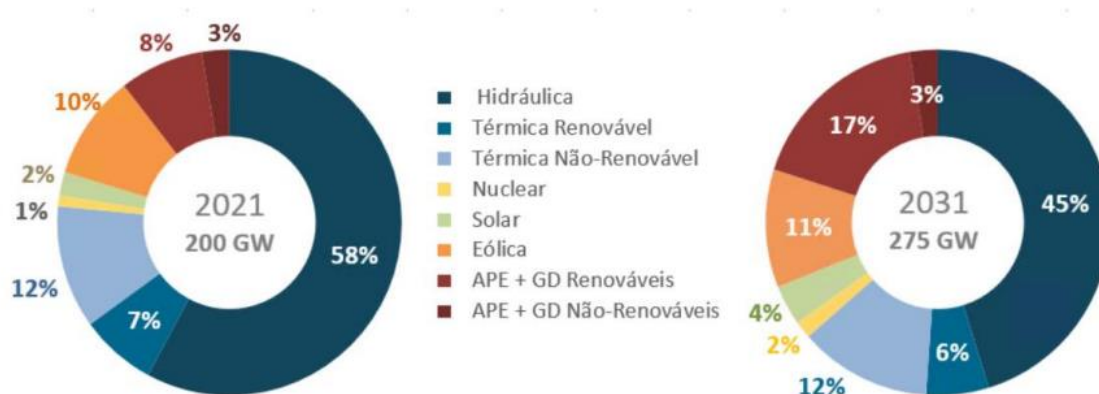
O avanço tecnológico é um grande aliado na busca por meios que possibilitem a redução dos desperdícios e uma melhor gestão das fontes renováveis de energia. Um exemplo disso é o uso de redes inteligentes (*smart grids*), que permitem o gerenciamento e monitoramento da demanda de energia em tempo real, contribuindo para a gestão do sistema elétrico. O desenvolvimento de novas tecnologias de armazenamento de energia, como as baterias de íons de lítio, permite que a energia renovável seja armazenada e utilizada posteriormente de formas estratégicas e eficientes.

De acordo com o Plano Decenal de Expansão de Energia (PDE) 2031, revisado pela Empresa de Pesquisa Energética em 2021 (EPE, 2021), as fontes eólica e solar fotovoltaica têm se mostrado economicamente muito competitivas em comparação com as demais tecnologias candidatas à expansão. Assim, é possível supor o crescimento dessas fontes, tanto em grande escala, quanto em menor escala, como

residências e prédios, graças aos incentivos relacionados à Geração Distribuída (GD).

A Figura 2 apresenta a projeção da capacidade instalada total por fonte nos próximos anos, observa-se um aumento significativo na capacidade instalada de energia eólica e solar fotovoltaica. Para acompanhar o avanço da expansão dessas fontes é necessário expandir a capacidade do sistema de gerenciamento, tornando-se crucial ampliar os estudos sobre o tema, conforme mencionado no PDE 21-31 (EPE, 2021). Mecanismos "inteligentes" de integração e gerenciamento desses recursos estão em intenso desenvolvimento, o que deve contribuir para ampliar os potenciais ganhos de eficiência obtidos a partir da inserção de mais Recursos Energéticos Distribuídos (REDs). Como exemplo, pode-se citar o papel dos "agregadores", que são como gerenciadores de VPPs, e formam plantas virtuais e as despacham no mercado de eletricidade.

Figura 2 - Projeção da capacidade instalada total por fonte



Fonte: EPE, (2021).

O planejamento e gerenciamento de múltiplas fontes e cargas, e sistemas de armazenamento de energia, apresentam uma série de desafios, que envolvem questões regulatórias, tarifárias, previsões de mercado e climáticas. Esses desafios exigem o uso de técnicas capazes de lidar com grandes volumes de dados de forma adaptativa. Nesse contexto, as técnicas de inteligência artificial são amplamente utilizadas para analisar e processar rapidamente esses dados. As metaheurísticas, por sua vez, são uma classe de algoritmos de otimização projetados para encontrar soluções de alta qualidade em problemas complexos.

O objetivo deste estudo é explorar o potencial do uso de Algoritmos Genéticos na operação de usinas virtuais de energia.

1.2 Estrutura do Trabalho

Este trabalho está estruturado em 6 capítulos, incluindo este introdutório. O Capítulo 2 consiste em uma análise dos trabalhos realizados na área de estudo, com o objetivo de situar o leitor acerca do estado da arte e das lacunas existentes no conhecimento atual. O Capítulo 3 tem como propósito aprofundar o conhecimento acerca das usinas virtuais de energia (VPPs), incluindo seus tipos e conceitos, e a metaheurística utilizada, ou seja, Algoritmo genético. O Capítulo 4 apresenta a metodologia proposta para o desenvolvimento da VPP, enquanto o Capítulo 5 traz os resultados obtidos com o modelo implementado. Finalizando o trabalho, o Capítulo 6 apresenta as conclusões e sugestões de trabalhos futuros.

2 REVISÃO DA BIBLIOGRAFIA

2.1 Pesquisa Bibliométrica

Para compreensão do tema abordado, é realizada uma pesquisa bibliográfica sobre o assunto, com o *software VOSviewer* para fazer a análise dos dados encontrados. Através de uma consulta na base de dados SCOPUS, foram selecionados os termos-chave “*virtual power plants*”, “*consumption*” e “*optimization*” e limitando dentro dos trabalhos encontrados aos que citam “*Stochastic Systems*”, “*Smart Power Grids*”, “*Energy Management*” e “*Scheduling*”, a pesquisa resultou em 117 resultados publicados de 2005 a 2023. Na Figura 3 é possível observar a distribuição dos trabalhos encontrados ao longo dos anos e o crescimento dos trabalhos realizados nos últimos 5 anos.




Fonte: A autora

A Figura 4 apresenta a distribuição dos trabalhos por autor, com os autores que possuem mais trabalhos e citações destacados na parte superior. Na Figura 5 é possível observar que o termo *Virtual Power Plants* está diretamente relacionado à otimização, resposta à demanda, agendamento (de carga), energias renováveis conceitos que reforçam a necessidade do uso da tecnologia dentro da área da energia. Também é possível notar a ligação do termo com Otimização por Enxame de Partículas (PSO), uma metaheurística que se inspira no comportamento de enxames de pássaros ou cardumes de peixes, buscando otimizar soluções por meio da interação cooperativa de "partículas" que exploram o espaço de busca em busca do ótimo global.

Figura 4 - Distribuição de trabalhos por autor

Create Map ×

 **Verify selected authors**

Selected	Author	Documents	Total link strength ▼
<input checked="" type="checkbox"/>	tan, z.	5	18
<input checked="" type="checkbox"/>	wang, x.	8	13
<input checked="" type="checkbox"/>	tan, q.	3	11
<input checked="" type="checkbox"/>	li, h.	3	10
<input checked="" type="checkbox"/>	tan, c.	3	9
<input checked="" type="checkbox"/>	ju, l.	2	8
<input checked="" type="checkbox"/>	wang, j.	3	8
<input checked="" type="checkbox"/>	zhang, f.	3	8
<input checked="" type="checkbox"/>	pu, l.	2	7
<input checked="" type="checkbox"/>	wang, c.	3	7
<input checked="" type="checkbox"/>	wu, j.	3	7
<input checked="" type="checkbox"/>	yang, s.	2	7
<input checked="" type="checkbox"/>	zhang, x.	4	7
<input checked="" type="checkbox"/>	zhou, z.	2	7
<input checked="" type="checkbox"/>	cheng, l.	2	6
<input checked="" type="checkbox"/>	geng, s.	2	6
<input checked="" type="checkbox"/>	li, j.	4	6
<input checked="" type="checkbox"/>	li, y.	4	6
<input checked="" type="checkbox"/>	tian, l.	2	6
<input checked="" type="checkbox"/>	wang, g.	2	6

Fonte: A autora

2.2 Trabalhos Relacionados

Rädle et al. (2021) propõem uma metodologia de controle para uma VPP que combina técnicas de inteligência computacional baseadas em metaheurísticas, com três abordagens, *Simulated Annealing* (SA), *Particle Swarm Optimization* (PSO), *Genetic Differential Operator* (GDO) e *Ant Colony Optimization* (ACO). O objetivo do trabalho é minimizar os requisitos de reserva operacional, reduzir as emissões de CO₂ e maximizar a flexibilidade da usina. A comparação entre diferentes configurações de VPPs e números de iterações mostra que o PSO e o ACO produzem resultados confiáveis, com flutuações de erro devido à natureza heurística. O SA também apresenta bons resultados, mas demandou mais iterações conforme o crescimento da VPP.

Li, H., et al (2016) propõem um modelo de otimização em três etapas para VPPs, utilizando veículos elétricos como armazenamento de energia. O objetivo é assegurar a estabilidade da saída de energia e otimizar o consumo, considerando a resposta à demanda. O modelo emprega programação estocástica, método do peso da entropia, teoria da satisfação *fuzzy* e algoritmo PSO. O estudo mostra que a incorporação de veículos elétricos de grande porte (EVGs) na VPP tem um impacto

altamente positivo. Os EVGs substituíram a produção das unidades de ciclo combinado (CPP) e forneceram serviços de reserva para as usinas eólica e fotovoltaica da VPP.

L. Pieltain Fernández, et al (2011) exploram o conceito "*vehicle-to-grid*" (V2G), em que veículos elétricos podem fornecer energia de volta à rede, atuando como dispositivos de armazenamento. O estudo enfoca a injeção de carga na rede a partir das baterias dos veículos elétricos para reduzir a demanda durante horários de pico, oferecendo uma solução eficiente para enfrentar desafios de demanda máxima.

J. Wang, et al (2011) analisam o papel dos veículos elétricos híbridos na rede, considerando a incerteza trazida pela energia eólica. Destacam a resposta à demanda e a integração com energia eólica como desafios cruciais, sugerindo que veículos elétricos híbridos podem ser uma solução viável. Em conjunto, esses estudos oferecem perspectivas variadas sobre a integração de veículos elétricos no sistema elétrico, considerando seus impactos e benefícios.

O artigo de D. Hropko, et al (2012) apresenta uma abordagem de despacho econômico de geração em sistemas elétricos que incorpora fontes eólicas na rede e veículos elétricos, considerando a incerteza e variabilidade desses fatores. Para isso, é utilizado um método simplificado de otimização por enxame de partículas (PSO) chamado *Accelerated* PSO (APSO), desenvolvido por Yang. Esse método é implementado para otimizar o despacho de DERs com restrições em uma VPP composta por quatro unidades, demonstrando sua viabilidade.

O estudo de William Dalenogare Fernandes (2022) trata das (VPPs) no sistema elétrico brasileiro, e enfatiza que essas usinas são cruciais para a integração de fontes renováveis e para melhorar a eficiência do sistema. O trabalho analisa as características e desafios do sistema elétrico brasileiro, explorando a aplicação da resposta à demanda como estratégia para gerenciar carga e integrar energias renováveis. O papel colaborativo de diversos agentes, como distribuidores, geradores, consumidores e reguladores, é ressaltado na implementação das VPPs no Brasil. O estudo indica também desafios a superar, como a necessidade de políticas públicas adequadas, investimentos em infraestrutura e a capacitação técnica dos envolvidos.

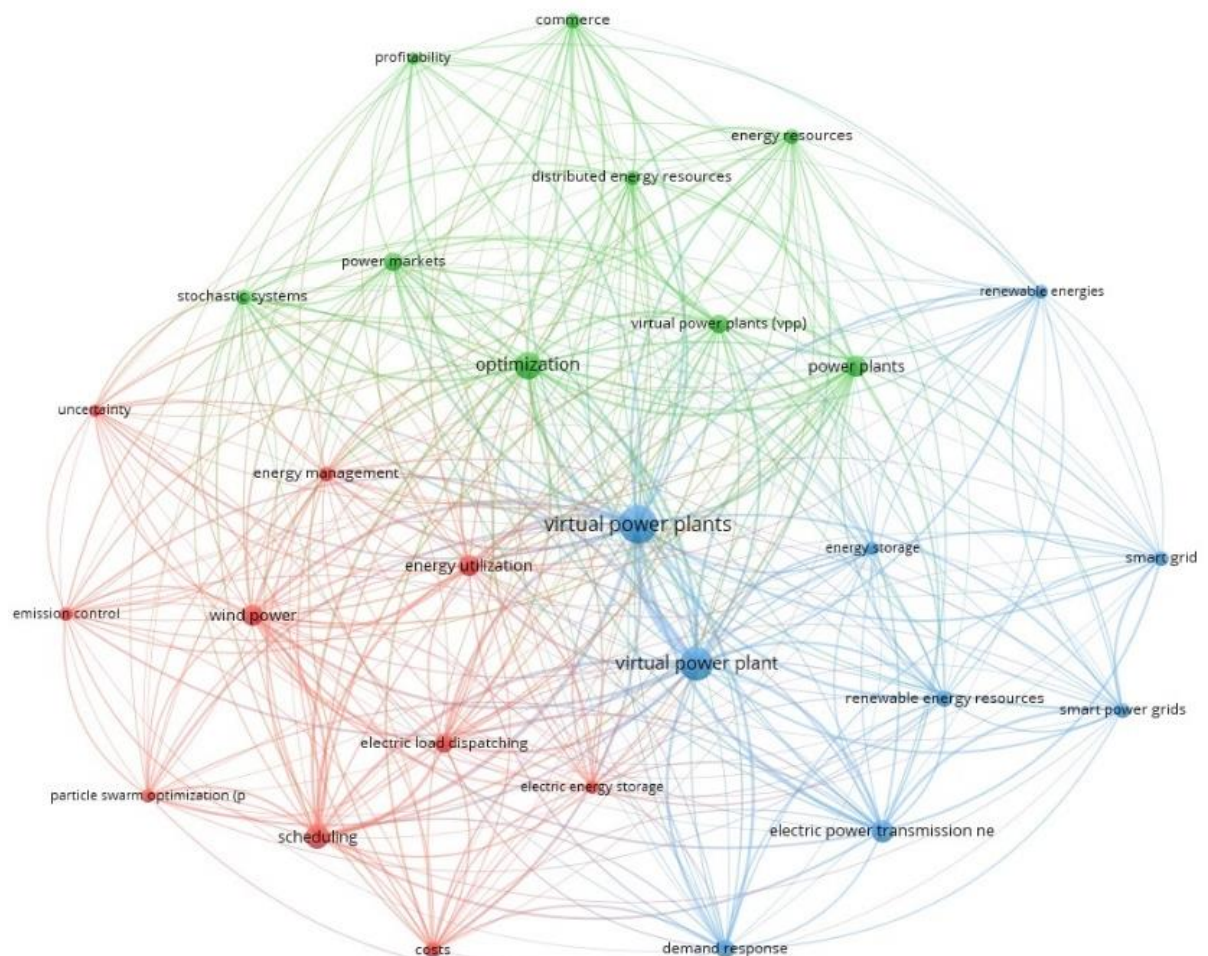
Os estudos destacam o impacto de incluir fontes renováveis e veículos elétricos na operação da rede elétrica. Essa integração traz desafios e oportunidades para a gestão energética, oferecendo maior eficiência e flexibilidade à rede. Além disso,

técnicas de inteligência computacional baseadas em metaheurísticas, como *Particle Swarm Optimization (PSO)* e *Ant Colony Optimization (ACO)*, provam ser eficazes na otimização do despacho de VPPs, trazendo vantagens como redução de custos e emissões de CO₂, além de aumentar a flexibilidade do sistema.

Contudo, é necessário aprofundar a pesquisa para aprimorar os modelos de otimização, considerando a complexidade das funções de custo e a incerteza nos padrões de condução e carregamento dos veículos elétricos. Vários estudos estão em andamento, evidenciando o interesse em explorar as VPPs como uma tecnologia promissora para o futuro do sistema elétrico.

Com base nos trabalhos consultados, nota-se a importância de estudos com metaheurísticas no desenvolvimento e operação de VPPs, o que é realizado no presente trabalho.

Figura 5 - Mapa de palavras-chave



Fonte: A autora

3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Este capítulo visa fornecer o embasamento teórico para o desenvolvimento do trabalho, permitindo a compreensão dos conceitos e técnicas envolvidos na modelagem e otimização de VPPs através de algoritmos genéticos.

Para atender o objetivo, explora os conceitos da aplicação das VPPs, os princípios e características fundamentais destas usinas, ressaltando sua relevância no gerenciamento dos recursos energéticos distribuídos. Para situar o leitor, inicialmente é descrita a geração distribuída e as tarifas de energia, e, na sequência os conceitos de VPPs e Algoritmo Genético.

3.1 Geração Distribuída no Brasil

A Resolução Normativa - RN - 482 de 2012 da ANEEL (ANEELa, 2022) introduziu a Geração Distribuída no Brasil, permitindo que consumidores produzam sua própria energia de fontes renováveis ou cogeração qualificada e forneçam o excedente à rede local. A lei nº 14300, de 6 de janeiro de 2012 – (DOU, 2022) estabeleceu o Marco Legal da Micro e Minigeração Distribuída (MMGD) e atualizou a RN 482.

Na microgeração, a potência instalada das centrais é até 75 KW, enquanto na minigeração, é acima de 75 kW e até 3 MW para fontes não despacháveis, e até 5 MW para despacháveis. O novo sistema de compensação inclui tarifas TUSD (Fio B) e TUST (Fio A). Os consumidores terão oito ou seis anos para se adaptar, conforme a data de solicitação (ANEEL, 2015).

A EPE prevê 78 GWp de geração distribuída até 2050, com Usinas Virtuais de Energia usando Unidades Despacháveis de Geração e Unidades de Geração Intermitente. As primeiras têm energia controlável dentro das especificações; as segundas, dependentes de fatores não controláveis, como clima.

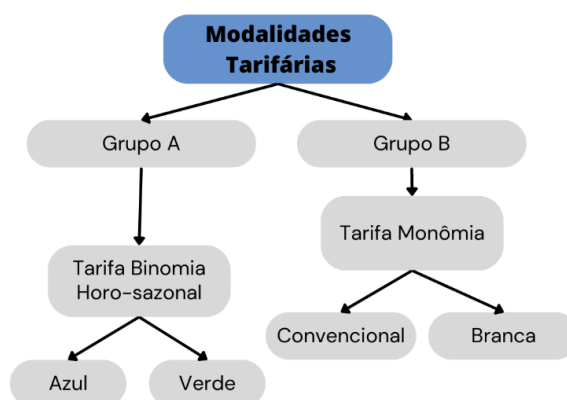
3.2 Tarifas no Mercado de Energia Elétrica Brasileiro

A Lei nº 10848, de 15 de março de 2004 - PLANALTO (2004), estabelece as regras para a comercialização de energia elétrica nos Ambientes de Contratação Regulada (ACR) e Livre (ACL). No ACL, consumidores escolhem fornecedores de fontes Convencionais (hidrelétricas e térmicas) ou Incentivadas (renováveis), como

Consumidores Livres (2 MW ou valor superior) e Consumidores Especiais (500 kW a 2500 kW).

No ACR, a distribuição e fornecimento de energia elétrica são realizados pela distribuidora local, sem a possibilidade de escolher preço ou fornecedor. As tarifas são definidas de acordo com grupos, como o Grupo A (alta e média tensão e sistemas subterrâneos), que possui a tarifa Binômica, dividindo custos em relação à demanda de potência e ao consumo de energia. Os consumidores podem se enquadrar na Tarifa Azul ou Tarifa Verde, dependendo do subgrupo. No Grupo B (baixa tensão), existem a tarifa convencional monômica, que é única, e a tarifa horária branca, que varia de acordo com o horário de uso. A Figura 6 ilustra a divisão tarifária no Brasil. A tarifa branca é opcional e começou em 2018, com os postos tarifários definidos pela distribuidora, com base na curva de carga e aprovação da Aneel.

Figura 6 - Estrutura tarifária Brasileira



Fonte: A autora.

O Sistema de Compensação de Energia Elétrica opera como um arranjo onde a energia ativa produzida por uma Unidade Consumidora (UC) com Micro e Minigeração Distribuída (MMGD) é fornecida à distribuidora local quando há excedentes, permitindo a compensação no consumo de energia dessa mesma UC ou de outra com o mesmo titular. Esse sistema se baseia no conceito de *net metering*, no qual um consumidor instala geradores (como painéis solares e turbinas eólicas) e a energia gerada abate no consumo. Quando a geração supera o consumo, o excedente pode reduzir consumo em outro período tarifário ou na fatura subsequente, sendo os créditos válidos por 36 meses. É também possível usar créditos em outra unidade consumidora, desde que ambas estejam na mesma área

de concessão e tenham o mesmo titular. Outra regra importante após a implementação da Lei 14300, é a definição de uma taxa mínima a ser paga pelo prosumidor. Esta taxa é equivalente ao padrão de conexão do consumidor conforme segue:

Monofásico - o consumidor paga uma taxa mínima equivalente a 30 kWh;

Bifásico - o custo de disponibilidade pago corresponde a 50 kWh;

Trifásico - a taxa mínima é igual a 100 kWh.

3.3 Usinas Virtuais de Energia

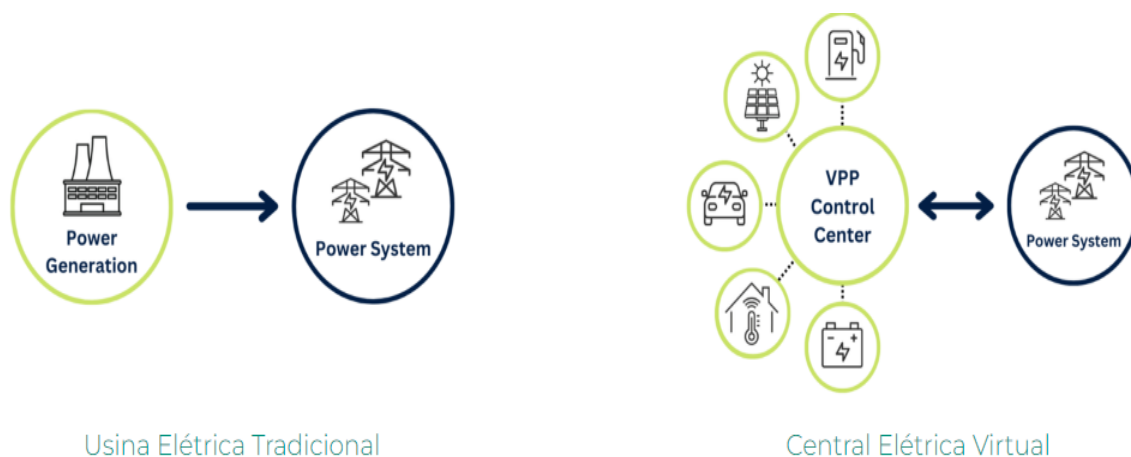
As Usinas Virtuais de Energia (VPPs) são soluções tecnológicas que otimizam o uso de fontes de energia distribuídas. Elas consistem em redes de dispositivos e sistemas energéticos, gerenciados por *software* e algoritmos para maximizar a eficiência energética e reduzir desperdícios (Munkhammar, J., et al, 2018).

Uma característica chave é a gestão remota e interligada de fontes de energia dispersas geograficamente (MAKOHIN, 2015), em contraste com usinas tradicionais que convertem energia de fontes primárias em eletricidade. O funcionamento em rede de uma VPP, e a diferença em relação às usinas tradicionais pode ser observado na Figura 7.

O surgimento das VPPs é uma resposta às mudanças no cenário da geração e distribuição de energia elétrica, impulsionada pelo uso crescente de fontes renováveis. Essas usinas surgem como uma alternativa viável para integrar essas fontes e gerenciar o armazenamento e o consumo de energia. Elas integram e gerenciam energia, proporcionando fornecimento contínuo e eficiente, a redução de custos, a maximização do lucro e a promoção da sustentabilidade ao integrar fontes mais baratas e reduzir o desperdício (Hannan, M., et al, 2018).

Como descrito em (Newman, 2010), as Usinas Virtuais de Energia podem ser categorizadas em dois grupos: VPPs Comerciais (CVPPs) e VPPs Técnicas (TVPPs). As CVPPs consideram o perfil agregado do Recurso Energético Distribuído (DER) sem considerar o impacto na rede de distribuição, operando sob uma ótica comercial, onde o preço elevado da energia torna mais atrativo o uso de fontes despacháveis.

Figura 7 - Usinas tradicionais e usinas virtuais de energia



Fonte: MCE, (2022).

A função das TVPPs é manter a rede elétrica dentro dos padrões de qualidade, considerando a localização real dos DERs na rede e adotando decisões que estejam em conformidade com a regulamentação local. Essas TVPPs podem considerar o efeito das contingências na rede e conceber estratégias de despacho para aprimorar a confiabilidade da rede, contemplando simultaneamente aspectos técnicos e financeiros.

Vários Agentes podem estar envolvidos na operação de uma VPP. Os agregadores monitoram os inscritos em seu programa de despacho e utilizam informações como previsões de demanda e/ou geração, dados climáticos e dados do mercado para calcular a melhor forma de operar e utilizar os recursos energéticos, por meio de algoritmos.

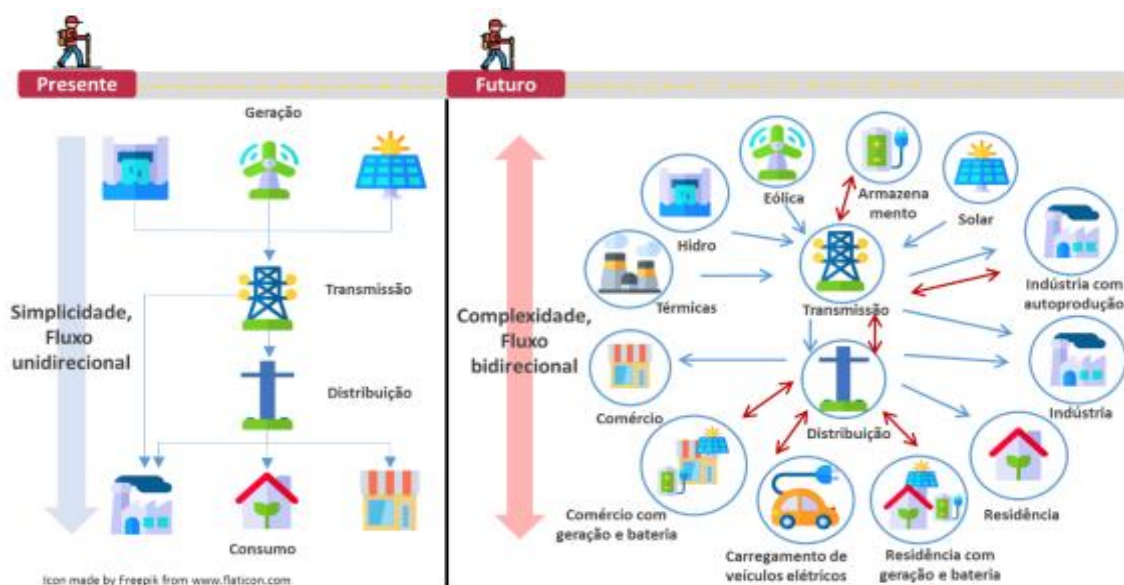
O armazenamento de energia pode ser importante para a operação da VPP e pode ser feito de duas maneiras: armazenamento estacionário, onde bancos de baterias acumulam energia durante períodos específicos e a liberam estrategicamente em momentos oportunos, ou por meio de veículos elétricos, que podem receber ou ceder energia à rede. A primeira é mais estudada, mas tem custos elevados de implementação, enquanto a segunda vem ganhando espaço e cada vez mais pesquisas são realizadas para viabilizar o uso de carros elétricos pelas VPPs. O consumo inteligente também faz parte desta operação, onde tecnologias embarcadas e instrumentação podem modernizar unidades de consumo e garantir que, quando não necessárias, a carga do consumidor pode ser reduzida estrategicamente, beneficiando todos os envolvidos (Munkhammar et al., 2018).

3.3.1 Usinas Virtuais de Energia no Cenário Brasileiro

Segundo a Empresa de Pesquisa Energéticas (EPE, 2018), devido às transformações no setor elétrico a partir da inserção em massa de REDs, novas práticas de planejamento da expansão e operação das redes elétricas e da geração de energia serão demandadas. No entanto, essa mudança também apresenta desafios que precisam ser superados.

Um desses desafios é a complexidade envolvida na integração dessas novas fontes de energia no sistema elétrico existente. Por exemplo, as REDs são geralmente intermitentes e não podem ser controladas da mesma forma que as fontes de energia convencionais, o que pode afetar a confiabilidade e a estabilidade do sistema elétrico. Além disso, as REDs geralmente estão distribuídas em locais diferentes e em escalas menores do que as usinas de energia convencionais, o que torna o planejamento e a operação do sistema elétrico mais complexos, e considerando ainda o fluxo bidirecional que algumas fontes podem ter na integração em rede (consumir e/ou ceder energia), conforme pode-se observar na Figura 8.

Figura 8 - Representação de Sistemas elétricos: presente e futuro



Fonte: EPE, (2018)

O Brasil teve um projeto de pesquisa e desenvolvimento de Usinas Virtuais de Energia desenvolvido pela AES Brasil em 2017 em parceria com o Centro De Referência Em Tecnologias Inovadoras – Fundação CERTI (AES, 2022), onde foi

estabelecida a primeira Usina Virtual de Energia do país. Neste projeto foi desenvolvido uma plataforma para gestão e agregação de carga dos clientes da AES, buscando otimizar a gestão e os benefícios com base nos cenários do mercado de energia considerando preços e demanda, o que mitiga custos e possíveis riscos para todos os envolvidos, desde os produtores de energia até os consumidores.

Segundo matéria da *energy week* (EW, 2022), após a implementação, o “case” terá uma etapa posterior representada por seis meses de execução em contexto experimental, visando a criação de um banco de dados, que criará argumentos de base para futuras alterações na regulamentação. Além deste outras iniciativas conduzidas por empresas, universidades e institutos de pesquisa podem ser mencionadas:

- Projeto UVGrid, desenvolvido pela Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC) em parceria com a empresa WEG, com o objetivo de criar uma plataforma de gerenciamento e controle de UVs em redes de distribuição de energia elétrica, Silva, J. A. (2017).;
- Projeto IRENE, conduzido pelo Instituto de Energia e Ambiente (IEE) da Universidade de São Paulo (USP), que visa desenvolver soluções para integrar e gerenciar múltiplas fontes de energia renovável em micro-redes, Martins, J. R. G., & Costa, J. P. (2018).;
- Projeto Inovgrid, liderado pela empresa EDP Brasil em parceria com universidades e institutos de pesquisa, com o objetivo de criar uma rede inteligente de energia elétrica no Brasil, utilizando tecnologias como UVs, medidores inteligentes e armazenamento de energia, Lima, R. B., & Lins, M. P. (2018).

3.3.2 Usinas Virtuais pelo Mundo

O financiamento de projetos de usinas virtuais na Califórnia é feito por meio de taxas de consumo pagas aos distribuidores locais, e esses projetos são vistos como fornecedores de benefícios sistêmicos. A Tesla (SI, 2022) desenvolveu um projeto que integra os usuários das baterias *Powerwall* da marca à rede da *Pacific Gas and Electric Company* (PG&E) por meio de uma VPP, permitindo que a bateria armazene o excedente de energia gerado por placas solares e forneça energia em momentos críticos do sistema. Esse mesmo programa foi implementado com sucesso na Austrália e na Califórnia, e está planejado para ser executado no Japão (*The Verge*,

2022). Na Alemanha, que é pioneira no uso de VPPs, já existem casos de sucesso de usinas virtuais de energia que reúnem unidades sob um único agregador.

3.4 Componentes de Uma Usina Virtual

Os elementos que podem ser incorporados em uma VPP estão diretamente ligados aos recursos energéticos distribuídos, bem como aos sistemas de armazenamento de energia e tecnologias de informação (OTHMAN; HEGAZY; ABDELAZIZ, 2015).

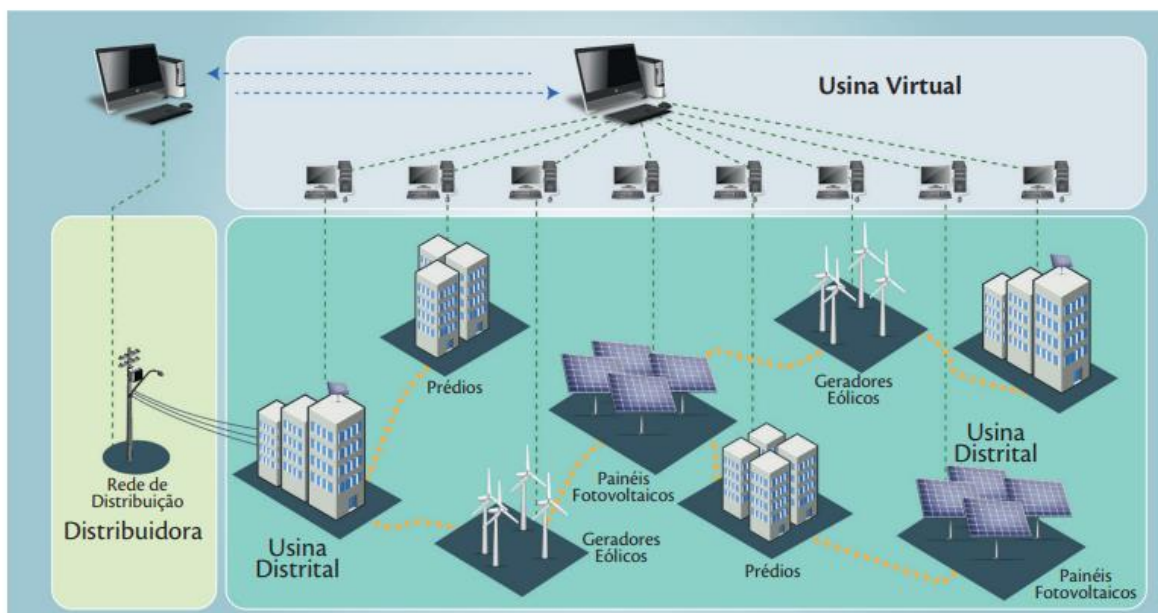
3.4.1 Recursos Energéticos Distribuídos

Os Recursos Energéticos Distribuídos (REDs) representam tecnologias de geração e armazenamento de energia elétrica localizadas próximas ao ponto de consumo. Essas tecnologias incluem sistemas de energia solar fotovoltaica, turbinas eólicas, geradores a diesel, sistemas de cogeração, entre outros. São alternativas aos sistemas centralizados de geração e distribuição, reduzindo a dependência de fontes fósseis e contribuindo para a diminuição das emissões de gases de efeito estufa. Os REDs capacitam os consumidores a participar tanto na geração quanto na gestão do seu consumo de energia, promovendo um papel ativo na sua produção energética.

Essa mudança para um modelo mais distribuído, com uma maior participação do consumidor na geração e no consumo de energia, implica em uma complexificação dos sistemas elétricos, como ressaltado pela Empresa de Pesquisa Energética (EPE, 2018). Além disso, a integração dos REDs em uma VPP pode proporcionar vantagens adicionais, como aprimoramento da confiabilidade e qualidade do fornecimento de energia elétrica (OTHMAN; HEGAZY; ABDELAZIZ, 2015).

Dentre os REDs destaca-se a energia solar fotovoltaica que converte energia solar em eletricidade por meio de células fotovoltaicas. A tecnologia vem se popularizando no mundo todo e tem se tornado uma opção cada vez mais viável para a geração de energia elétrica. A instalação de sistemas fotovoltaicos em residências, empresas e indústrias pode trazer benefícios econômicos e ambientais significativos, além de aumentar a independência em relação à rede elétrica convencional. Uma representação da conexão entre a VPP e seus REDs pode ser observada a Figura 9.

Figura 9 - Representação das conexões de uma VPP



Fonte: MAHOKIN (2015)

A Agência Internacional de Energia Renovável (IRENA) relata que a capacidade instalada de energia solar fotovoltaica no mundo alcançou 589 GW em 2019, com um aumento de 22% em relação ao ano anterior. Os painéis fotovoltaicos, compostos geralmente por células de silício, captam a luz solar e geram corrente elétrica. A estimativa da geração solar de um painel envolve considerações da potência nominal e eficiência do painel, fornecidas pelo fabricante junto com as características individuais. Combinando esses dados com informações de irradiação solar local, é possível obter uma estimativa da produção média de geração solar. Além disso, o Operador Nacional do Sistema (ONS) disponibiliza dados mensais de geração solar por região.

3.4.2 Sistemas de Armazenamento de Energia

Os sistemas de armazenamento de energia são essenciais para otimizar o uso de fontes renováveis intermitentes, como solar e eólica. Eles desempenham um papel crucial na geração distribuída e nas Usinas Virtuais de Energia (VPPs), melhorando a eficiência e flexibilidade do sistema. Como banco de baterias podem ser muito caros, uma tendência promissora nesse cenário são os veículos elétricos (VEs), que têm a capacidade de armazenar energia.

Os veículos elétricos (VEs) podem desempenhar um papel importante em sistemas de geração distribuída e em VPPs, devido à sua capacidade de armazenar energia. Quando conectados a uma rede elétrica, os VEs podem ser usados como unidades de armazenamento móveis, armazenando energia quando a demanda é baixa e devolvendo energia para a rede quando a demanda é alta. Isso pode ser especialmente útil em VPPs, onde as fontes de energia renovável, como a solar fotovoltaica e a eólica, são intermitentes e, portanto, difíceis de prever e controlar.

Os proprietários dos VEs podem se beneficiar da venda de energia armazenada em suas baterias para a rede elétrica durante os horários de pico, enquanto os geradores de energia podem usar os VEs para equilibrar a demanda e a oferta de energia (Hao, H., et al (2019)).

Um exemplo de projeto que integra VEs em uma VPP é o projeto V2G (*Vehicle-to-Grid*), que está sendo testado em diversos países, incluindo os Estados Unidos, o Reino Unido e a Dinamarca. Esse projeto envolve o uso de VEs como unidades de armazenamento de energia, conectados a uma rede elétrica inteligente que pode gerenciar a oferta e demanda de energia em tempo real.

3.4.3 Tecnologias da Informação

As tecnologias de informação (TI) desempenham um papel fundamental no desenvolvimento e operação de VPPs, permitindo a comunicação e coordenação entre seus diversos elementos. Destaca-se o uso dos sistemas de gerenciamento de energia (EMS) para controlar e coordenar a geração, armazenamento e distribuição de energia na VPP, bem como da Internet das Coisas (IoT) para coletar dados em tempo real e ajustar a operação da VPP de forma eficiente. Além disso, as plataformas de gerenciamento de energia baseadas em nuvem possibilitam a integração de fontes de energia renovável de pequena escala em VPPs maiores. As TI também têm um papel importante na segurança cibernética das VPPs. (OTHMAN; HEGAZY; ABDELAZIZ, 2015).

3.5 Otimização por Algoritmo Genético

As metaheurísticas são uma abordagem utilizadas para solucionar problemas complexos de otimização, evitando a necessidade de um profundo entendimento do problema em questão. Esses algoritmos compartilham características distintas: são inspirados na natureza, envolvem elementos estocásticos (variáveis aleatórias) e

requerem a adaptação de parâmetros específicos para cada problema (Boussaid, 2013). Dentro das metaheurísticas, existem duas abordagens principais: aquelas centradas em soluções únicas e aquelas que lidam com populações. As abordagens centradas em soluções únicas começam com uma única solução inicial e buscam explorar um caminho no espaço de busca, como visto em métodos como recozimento simulado, busca tabu, GRASP e busca de vizinhança variável. Em contrapartida, as metaheurísticas baseadas em populações envolvem um conjunto de soluções. Nesse contexto, as áreas mais notáveis são a Computação Evolutiva e a Inteligência de Enxames, conforme discutido por Siarry e Loukil (2013) e respaldado pelo estudo de Shi e Eberhart (1998).

A Computação Evolutiva é fundamentada na teoria evolutiva de Darwin e abrange algoritmos genéticos, programação evolutiva e estratégias evolutivas e é uma técnica amplamente utilizada em diversas aplicações. Dentro desse cenário, o foco deste estudo recai sobre os algoritmos genéticos, uma variante essencial da Computação Evolutiva. Esses algoritmos se destacam pela sua capacidade de emular processos evolutivos naturais, como seleção, recombinação e mutação, para explorar soluções e encontrar ótimos globais em espaços de busca complexos. No próximo trecho, examinaremos mais detalhadamente as características e aplicação dos algoritmos genéticos nesse contexto.

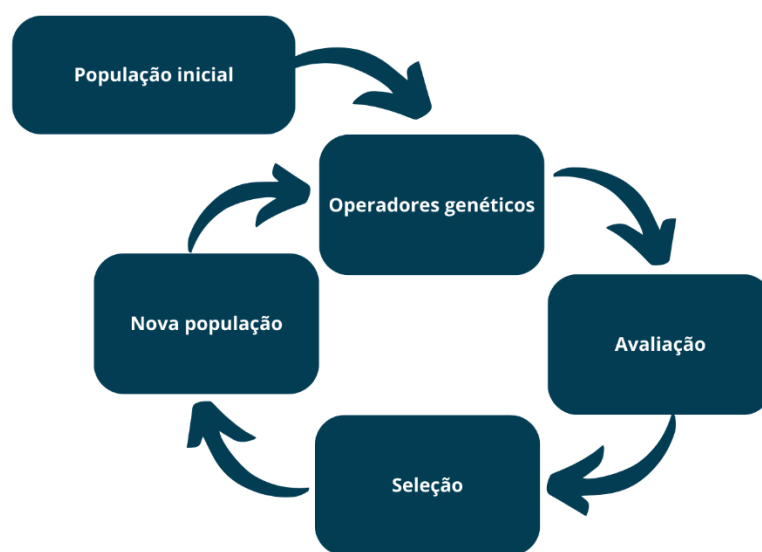
O Algoritmo Genético é uma técnica de otimização baseada na teoria da evolução das espécies do inglês Charles Darwin, A técnica foi desenvolvida por John Holland (Holland, 1975) e popularizada por David Goldberg (Goldberg, 1989). A teoria da evolução de Darwin sugere que indivíduos mais adaptados sobrevivem e transmitem suas características para as próximas gerações. Os algoritmos computacionais se baseiam na ideia da evolução, e buscam a melhor solução para um determinado problema.

O processo inicia com uma população que contém n indivíduos, cada indivíduo representa um cromossomo, estes indivíduos são submetidos uma função de aptidão (objetivo ou *fitness*) que representa o ambiente ao qual eles estão inseridos, uma análise deve ser feita para verificar os indivíduos mais adaptados dentro da população, atribuindo uma nota de aptidão, com isso uma parte da população é selecionada para fazer parte da “geração futura”. Após esta seleção, é feito um processo de “reprodução” onde são aplicados os operadores genéticos, que podem ser:

- **Crossover (Recombinação genética)** - Nesse operador, dois indivíduos são escolhidos e há a troca de partes do cromossomo entre eles para gerar novas combinações. Essa “herança” genética é passada para as gerações futuras.
- **Mutação** - Neste operador, há troca aleatória de um ou mais genes de um cromossomo específico. Cada indivíduo possui uma probabilidade de sofrer mutação. A mutação é importante para manter a diversidade genética da população. Quanto maior for a diversidade, há mais possíveis soluções para o problema.
- **Elitismo** - Aqui o indivíduo com a maior nota de aptidão é selecionado e não são feitas mais modificações para garantir que as melhores características permaneçam na população.

Uma representação da rotina de funcionamento do algoritmo genético está representada na Figura 10.

Figura 10 - Rotina de funcionamento do algoritmo genético



Fonte: A autora.

Após todas estas etapas (avaliação, seleção e reprodução) a população inicial é atualizada com novos indivíduos mais adaptados e o processo (chamado de geração) pode ser repetido (com a nova população) até atingir a solução ideal para o problema (através do resultado da função de aptidão). É possível inserir um processo de parada (critério de parada) no processo, algumas opções de critérios de parada são:

- O número máximo de gerações;
- Se a solução for conhecida e for encontrada;
- Convergência, caso nas últimas k gerações não houver melhoria na aptidão.

O Algoritmo Genético (GA) é popularizado, isso se deve à sua capacidade de lidar com uma ampla variedade de problemas de otimização, sua flexibilidade em termos de representação de soluções e a possibilidade de aplicar uma ampla gama de operadores genéticos.

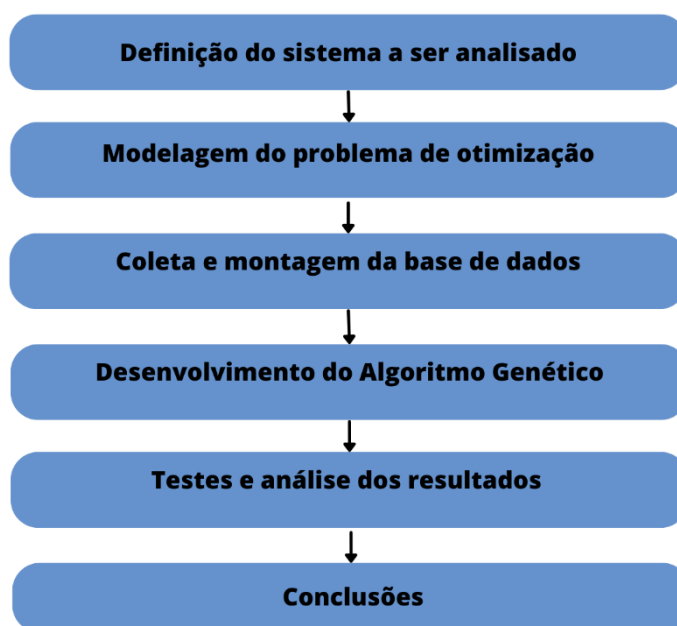
4 Metodologia Proposta

Este capítulo apresenta a metodologia empregada para modelar, analisar e otimizar o sistema de energia por meio de Algoritmo Genético. Inicialmente, descreve-se o modelo adotado para representar a usina virtual de energia, que engloba a placa solar, a capacidade de armazenamento, a demanda de energia do sistema e a energia da concessionária. Detalham-se os aspectos técnicos e funcionais do modelo, as variáveis relevantes e as restrições consideradas.

Ainda, aborda-se a obtenção e processamento dos dados necessários ao modelo, incluindo informações sobre a potência da placa solar, a capacidade de armazenamento, a demanda de energia e as tarifas da concessionária. São apresentados o conjunto de dados e suas fontes. Quanto aos materiais e equipamentos, são mencionadas as ferramentas de programação e *softwares* utilizados para implementar o algoritmo genético e realizar as simulações.

A estrutura da metodologia é ilustrada na Figura 9. Inicialmente, define-se o sistema que a VPP controlará, seguido pela modelagem do problema de otimização e a definição dos parâmetros envolvidos. Posteriormente, desenvolve-se o algoritmo genético, analisa-se os resultados e extrai-se as conclusões.

Figura 11 - Estrutura da metodologia



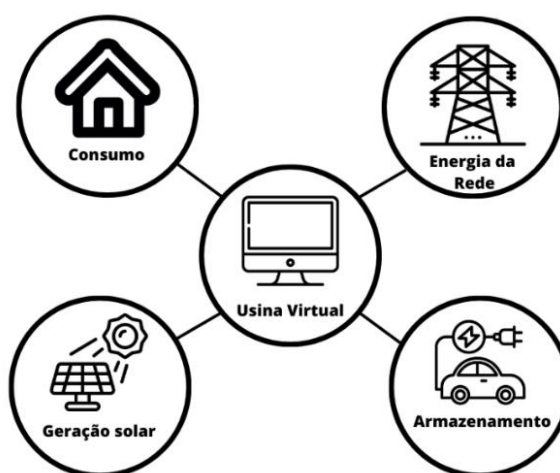
Fonte: A autora

4.1 Modelo Proposto

O objetivo do projeto é analisar a eficiência do uso de AG em usinas virtuais de energia, há uma grande diversidade de formas de gerenciamento do ponto de vista do consumidor, fornecedor ou do gerenciador de um determinado sistema. Para o projeto em questão foi escolhido um modelo simplificado, visando a modelagem de um sistema completo em futuros estudos, mas mantendo componentes importantes para uma VPP conforme visto no Capítulo 3.

A proposta consiste em analisar a eficiência do uso de Algoritmo genético considerando um sistema composto por uma fonte de energia renovável (solar), um sistema de armazenamento, a energia proveniente da rede (cedida pela concessionária local) e a demanda (carga). O sistema de armazenamento é um veículo elétrico, cuja bateria o qualifica como uma "carga móvel", podendo ser considerado também uma fonte descentralizada por ter a capacidade de injetar sua carga na rede. O Objetivo é que o algoritmo seja capaz de identificar as principais combinações das componentes do sistema que retornem o menor custo para o consumidor. A Figura 10 ilustra o modelo proposto.

Figura 12 - Modelo proposto



Fonte: A autora

4.2 Modelagem do Sistema

O sistema escolhido foi modelado com base no objetivo esperado e em como os componentes se comportam, a função objetivo do sistema é representada na equação (1), e é uma função de custo cujo objetivo é ser minimizada.

$$FO = \lambda . Pr \quad (1)$$

Onde:

$Pr = (P_c(t) - P_s(t) - \beta P_b(t))$ - Potência solicitada à concessionária em kWh;

λ - constante referente ao valor cobrado pelo uso da energia em R\$/ kWh;

P_c - Potência consumida em kWh;

P_s - Potência gerada pelo painel solar em kWh;

P_b - Potência Armazenada na bateria em kWh;

β - Parâmetro de carregamento do sistema.

O parâmetro de carregamento é necessário devido as possibilidades relacionadas à bateria, a mesma pode ser inserida no sistema como uma unidade consumidora, quando esta sendo carregada e, neste caso, tem $\beta = 1$ ou, como uma unidade geradora, tendo neste caso $\beta = -1$.

As restrições da função objetivo são, as capacidades mínima e máxima de armazenamento das baterias utilizadas no sistema, representada pela Equação (2). A Equação (3) representa a os limites para a energia gerada no painel solar.

$$P_{bmin} \leq P_b(t) \leq P_{bmax} \quad (2)$$

Onde:

P_b - Potência da bateria em cada instante de tempo em kWh;

P_{bmin} - Potência mínima da bateria em kWh;

P_{bmax} - Potência máxima da bateria em kWh.

$$P_{smin} \leq P_s(t) \leq P_{smax} \quad (3)$$

Onde:

P_s - Potência da bateria em cada instante de tempo em kWh;

P_{smin} - Potência mínima da bateria em kWh;

P_{smax} - Potência máxima da bateria em kWh.

A Equação (4) representa o balanço de potência do sistema, apresentado na Figura 10, sabe-se que o somatório das fontes de energia que podem “abastecer” a residência deve ser no mínimo igual ao valor consumido, essa relação sempre deve ser atendida, e o objetivo do sistema para gerar o menor custo para o cliente é fazer com que a parcela referente a energia proveniente da concessionária local seja a menor possível.

$$P_c(t) = P_b(t) + P_r(t) + P_s(t) \quad (4)$$

Tem-se também a restrição que se refere à carga consumida, conforme a Equação (5).

$$P_{cmin} \leq P_c(t) \leq P_{cmax} \quad (5)$$

Onde:

P_c – Potência de consumo da residência em cada instante de tempo em kWh;

P_{cmin} – Potência mínima de consumo da residência em kWh;

P_{cmax} – Potência de consumo da residência em kWh.

4.3 Aspectos do Modelo de Análise

No presente trabalho são considerados diferentes tipos de dados para o desenvolvimento e implementação do modelo de VPP. Esses dados desempenham um papel fundamental na análise e tomada de decisões para o gerenciamento eficiente da energia.

4.3.1 Consumo

O consumo de energia em residências é variável ao longo do dia e pode ser influenciado por diversos fatores, como hábitos de consumo dos moradores, estilo de vida, condições climáticas, tamanho da residência e disponibilidade de equipamentos eletrodomésticos, além disso, o número de moradores também desempenha um papel significativo no consumo, uma vez que mais pessoas resultam em maior demanda de energia para atender às necessidades individuais e coletivas.

A curva de carga característica de um consumidor residencial é única para cada residência, pode-se afirmar que há picos de energia, normalmente durante o período

diurno, quando a maioria dos moradores está fora de casa, o consumo tende a ser relativamente baixo. No entanto, à medida que os moradores retornam do trabalho e iniciam suas atividades domésticas, o consumo aumenta consideravelmente como evidenciado na pesquisa de Santos A. et al. (S.A., 2019).

Neste trabalho, a curva de consumo é estimada com base nas curvas típicas oriundas das campanhas de medição realizadas pela CEEE-D de 2016, obtidas e trabalhadas conforme o estudo de Nogueira. Leonardo (NL 2021). As curvas são obtidas através do agrupamento pelo método de Ward: as curvas de cada classe são agrupadas em *clusters* com tipologias similares, segundo seus perfis de consumo, e assim esses grupos representam curvas com perfis semelhantes de demanda. A partir dos valores de demanda obtidos pelas curvas típicas, em MWh, obtém-se a demanda média desta amostragem de valores. Com isso, pode-se determinar os valores em *p.u* através da Equação (6).

Outro parâmetro importante para a estimativa do consumo médio da residência são os hábitos específicos para o caso, neste estudo é considerada uma residência cujos moradores são classe econômica média-alta, logo, o consumo médio será estimado considerando hábitos desta classe.

O consumo médio mensal estimado foi no mínimo de 500 kWh (D_{mensal}), conforme apresentado no Apêndice 1. Este valor é utilizado, juntamente com a curva típica mencionada anteriormente, para obter a curva específica da residência, para isso obtém-se o valor do consumo diário conforme a Equação (7) e o consumo horário conforme a Equação (8), para obter a curva de carga da residência é realizado o produto do consumo horário pelo valor em *p.u* calculado. Com isso, obtém-se o mesmo padrão de consumo independente da quantidade consumido diariamente.

$$D_{pu} = \frac{D_{Mw}}{D_{media}} \quad (6)$$

$$D_{kW, dia} = \frac{D_{mensal}}{30} \quad (7)$$

$$D_{kWh, horaria} = \frac{D_{kW, dia}}{24} \quad (8)$$

$$Curva \ de \ consumo = D_{pu} \cdot D_{kWh, horaria} \quad (9)$$

Onde

$D_{p.u.}$ - Demanda calculada em um ponto da curva típica, em $p.u.$;

DM_w - Demanda em MW em um ponto da curva típica;

$D_{média}$ - Média da demanda em MW da curva típica;

$D_{kW,dia}$ - Valor diário do consumo médio estimado para o perfil;

$D_{kWh,horaria}$ - valor horário do consumo médio estimado para o perfil.

Curva de consumo é o consumo calculado em um ponto da curva estimada.

Na Figura 11 é possível observar a curva de carga estimada para o estudo em questão.

Figura 13 - Curva de carga estimada



Fonte: A autora

4.3.2 Geração solar

A geração solar é um fator importante para projeto. Com o papel mais ativo do consumidor devido a Micro e Mini Geração Distribuída (MMGD), o mesmo pode gerar sua própria energia, que pode ser consumida ou até mesmo injetada na rede estrategicamente, os painéis solares são a forma “mais tradicional” de geração entre os clientes de Baixa Tensão.

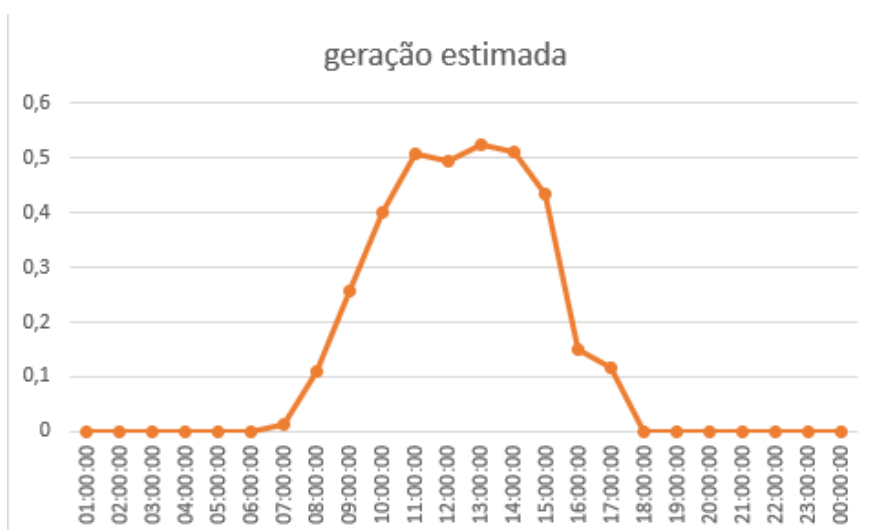
Para estimar a curva de geração, um processo similar ao realizado anteriormente é feito, porém, a curva típica foi obtida dos dados de geração de três sistemas existentes. Estas curvas possuem um comportamento similar, começam a produzir energia em torno das 7:30 horas, tem seu pico próximo das 12 horas e

deixam de produzir energia por volta das 17 horas, para qualquer sistema fotovoltaico o comportamento é similar estando sob as mesmas condições demográficas. Para estimar os dados do estudo considera-se que para um módulo fotovoltaico de 400Wp funcionando em torno de 9,5 horas por dia com um rendimento de 80%, obtém-se o valor diário apresentado na Equação (10), e o mensal na Equação (11). A Figura 12 apresenta a curva de geração estimada. Para o projeto consideraremos 5 módulos fotovoltaicos na residência o que resulta em 15,2 kWh por dia e 456 kWh por mês

$$Eg, dia = 40 \cdot 9,5h \cdot 0,8 = 3,040 \text{ kWh/dia} \quad (10)$$

$$Eg, mês = 3,040 \cdot 30 = 91,2 \text{ kWh/mês} \quad (11)$$

Figura 14 - Curva de geração estimada



Fonte: A autora

4.3.3 Armazenamento com Veículos Elétricos

Os veículos elétricos possuem baterias de alta capacidade de armazenamento de energia. Essas baterias podem ser utilizadas não apenas para a utilização dos veículos da forma tradicional, mas também como uma fonte de energia para outros fins, como o abastecimento de residências e troca bidirecional de energia com a rede. Explorar os benefícios do armazenamento de energia em veículos elétricos, como a capacidade de utilizar energia renovável de forma mais eficiente, pode

reduzir a dependência de fontes de energia convencionais e melhorar a estabilidade do sistema elétrico em casos de falhas ou picos de demanda.

Para estimar a capacidade de armazenamento de um veículo elétrico, é necessário considerar o modelo específico do veículo. No projeto é utilizado o Nissan Leaf, que é um dos veículos elétricos mais populares no mercado e oferece diferentes versões com capacidades de bateria variadas. Considera-se a versão com uma bateria de 40 kWh, que é uma das configurações mais comuns e acessíveis. A capacidade de armazenamento de energia do Nissan Leaf de 40 kWh indica que a bateria do veículo pode armazenar até 40 kilowatt-hora de energia (Nissan, 2021).

4.3.4 Tarifa da energia elétrica

Conforme descrito na seção 3.1, para os consumidores de baixa tensão há a tarifa convencional, valor fixo em todas as horas do dia, e a tarifa branca que prevê um valor diferente para os horários de Ponta (P) e Fora Ponta (FP). Na Figura 13 observa-se a divisão tarifária para a classe residencial do grupo de baixa tensão, para o estudo considera-se a tarifa convencional e a tarifa branca para observar se a mudança de modalidade terá impacto na redução do custo do consumidor.

Figura 15 - Tarifas de energia CEEE Equatorial

Tarifas e Custos dos Serviços

Vigentes a partir de 22/11/2022, conforme Resolução Homologatória ANEEL Nº 3.138/2022.



Tarifas de Energia Elétrica Baixa Tensão - em R\$/kWh sem impostos

Subgrupo	Classe	Aliquota ICMS	Valor kWh			
			Modalidade Convencional	Modalidade Horária Branca		
				Ponta	Intermediário	Fora Ponta
B1	Residencial Baixa Renda até 30 kWh	12% p/ fatura até 50 kWh ou	0,18399	Não se aplica		
	Residencial Baixa Renda 31-100 kWh		0,31541			
	Residencial Baixa Renda 101-220 kWh		0,47311			
	Residencial Baixa Renda acima de 220 kWh	25% p/ fatura acima 50 kWh	0,52568			
	Residencial Convencional		0,65556	1,22559	0,82099	0,56465

Fonte: CEEE Equatorial 2022

4.4 Ferramentas

Para o desenvolvimento do modelo foi utilizado o programa *Google Colaboratory*, também conhecido como *Google Colab*, que é um ambiente de desenvolvimento integrado (IDE) baseado em nuvem que permite escrever, executar e colaborar em código Python. Ele oferece um ambiente de *notebook* interativo que

permite aos usuários escrever e executar código Python diretamente no navegador, sem a necessidade de configurar um ambiente local. O Google Colab é amplamente utilizado para projetos de aprendizado de máquina, ciência de dados e pesquisa, pois fornece acesso gratuito a recursos computacionais, incluindo GPU e TPU.

A biblioteca utilizada foi a DEAP (*Distributed Evolutionary Algorithms in Python*), que é uma biblioteca em Python desenvolvida para implementar algoritmos genéticos distribuídos. Essa biblioteca fornece uma estrutura flexível e eficiente para a implementação de algoritmos genéticos, programação genética e outros algoritmos evolutivos. A DEAP oferece uma ampla gama de ferramentas e funcionalidades para a criação e manipulação de populações, avaliação de fitness, seleção, crossover e mutação. Ela é amplamente utilizada em aplicações de otimização, resolução de problemas complexos e pesquisa em inteligência computacional. A biblioteca DEAP é de código aberto e está disponível para uso gratuito.

4.5 Características do Algoritmo

Conforme apresentado na seção 4.3, foi realizada uma análise de cada componente presente no sistema para delimitar os valores máximos e mínimos da Potência Consumida, Solar gerada e da bateria respectivamente, e definir o espaço de busca do Algoritmo implementado, os valores foram os seguintes: Potência Consumida variando de 50 a 500 kWh; Potência do painel Solar variando de 0 a 480 kWh e Potência da Bateria variando de 0 a 40 kWh.

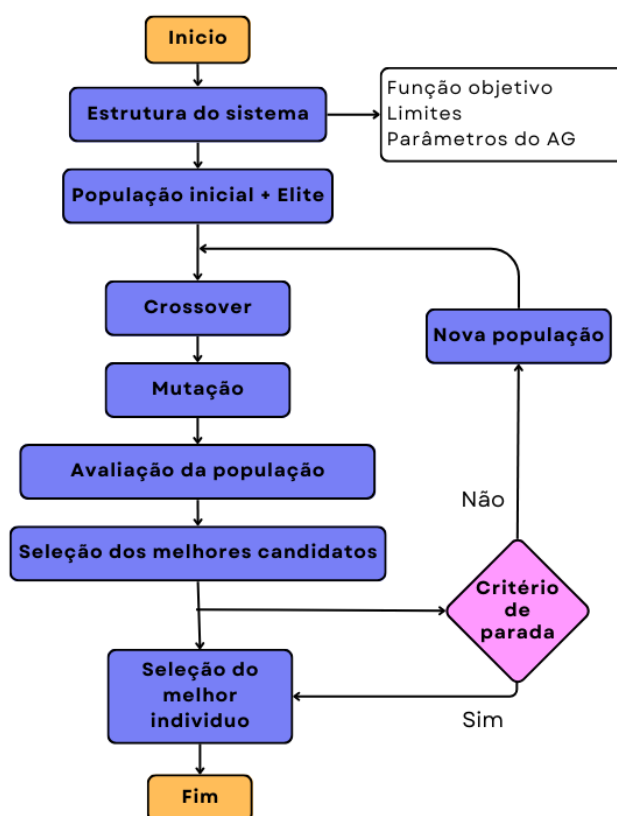
Observa-se que o melhor resultado possível ocorre quando o consumo é mínimo, a geração solar é máxima e a bateria está com potência máxima atuando como uma fonte gerado injetando carga na rede ou na residência para consumo. Neste caso, a Função Objetivo retorna com R\$ -308,576 isto significa o retorno financeiro ótimo para o consumidor, é importante ressaltar, conforme visto na seção 2 que a lei exige que o consumidor pague um valor mínimo, equivalente a 50kWh para consumidores com rede bifásica, que é o deste estudo, logo, este caso se configura no pagamento da taxa e que o “excedente” é registrado como crédito para ser abatido em faturas futuras.

Em contrapartida o pior caso é quando o consumidor está consumindo muito e gerando o mínimo. Neste caso, a Função Objetivo retorna com R\$ 327,78, esse valor refere-se ao pagamento à concessionária local pela energia recebida da referida empresa.

Estes valores foram utilizados para delimitar o espaço de busca do Algoritmo na criação da população inicial, ou seja, a população inicial tem valores de P_c , P_s e P_b dentro das faixas definidas e a Função Objetivo deve retornar valores entre o mínimo e máximo calculado.

O Algoritmo Genético foi implementado inicialmente com parâmetros “padrões”, após diversos testes foram realizados e ajustes nestes parâmetros para obter o código que tenha o melhor comportamento. A rotina de otimização é apresentada no fluxograma da Figura 14.

Figura 16 - Rotina de otimização do algoritmo



Fonte: A autora.

Após observar diversos resultados para cada combinação nas características do Algoritmo Genético implementado, foram definidas as seguintes características finais:

Tamanho da população igual a 1000;

Número de gerações igual a 100;

Taxa de mutação igual a 1% e

Taxa de crossover igual a 75%.

Inicialização da população: Cada indivíduo é gerado de forma aleatória, respeitando os limites estabelecidos para as variáveis do problema.

Elite: 15% dos melhores indivíduos de cada geração é combinada com a população gerada para formar a nova população que será usada na geração seguinte.

Crossover: Crossover uniforme: consiste em trocar os genes entre os pais para gerar novos indivíduos "filhos" com as características de ambos "misturadas" aleatoriamente.

Mutação: Mutação por distribuição Gaussiana: Mudanças aleatórias são feitas nos indivíduos de acordo com os parâmetros 'mu', 'sigma' e 'indpb'.

- 'mu' - Representa a média da distribuição gaussiana que é adicionada ao valor do gene. No contexto de otimização, esse valor pode ser interpretado como a magnitude média das mudanças introduzidas.
- 'sigma' - Corresponde ao desvio padrão da distribuição gaussiana. Ele controla a amplitude das mudanças aleatórias que serão aplicadas aos genes.
- Indpb - É a probabilidade de mutação para cada gene individual. Isso determina a probabilidade de cada gene de um indivíduo ser mutado

é um operador que embaralha aleatoriamente a ordem dos genes em um cromossomo (ou indivíduo) com uma probabilidade especificada.

Seleção: Seleção dos melhores indivíduos da população atual com base em seus valores de aptidão, ou seja, indivíduos que retornam o melhor valor dentro dos seus limites são escolhidos para reproduzir e formar a próxima geração. A seleção foi feita por torneio, onde a cada geração 2 indivíduos são selecionados aleatoriamente e destes 1 é selecionado (o melhor) para a próxima geração.

A forma como os operadores de genéticos foram implementados é observada no Quadro 1.

Quadro 1 - Implementação dos operadores genéticos

Implementação dos parâmetros	
Inicialização da população	<code>population = toolbox.population(n=population_size)</code>
Elite	<code>elite_size = int(population_size * 0.15)</code>
Crossover	<code>toolbox.register("mate", tools.cxUniform, indpb=0.75)</code>
Mutação	<code>toolbox.register("mutate", tools.mutGaussian, mu=5, sigma=5, indpb=0.01)</code>
Seleção	<pre> next_generation = [] for _ in range(len(offspring)): tournament = tools.selRandom(offspring, k=2) # Seleciona aleatoriamente 2 indivíduos para o torneio winner = tools.selBest(tournament, k=1)[0] # Seleciona o vencedor do torneio next_generation.append(winner) </pre>

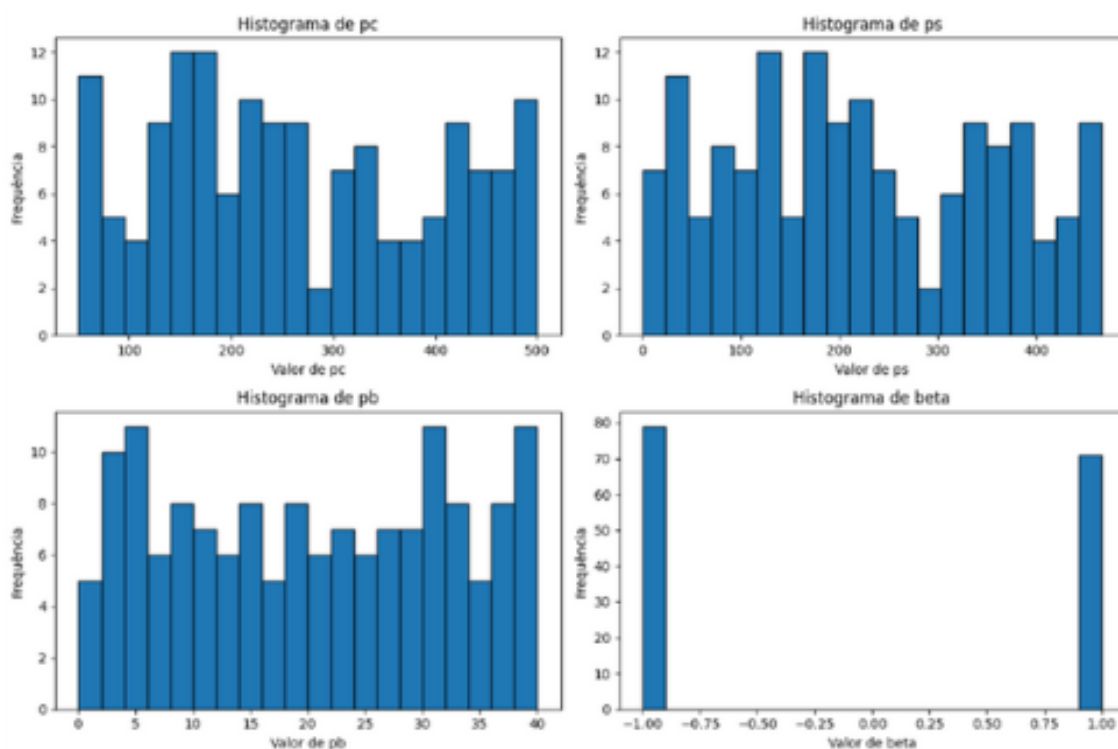
Fonte: A autora

O Algoritmo Genético implementado é apresentado no Apêndice 2. As análises foram elaboradas variando o valor de P_s (potência gerada no painel solar), buscando o impacto deste parâmetro no sistema otimizado.

5 RESULTADOS

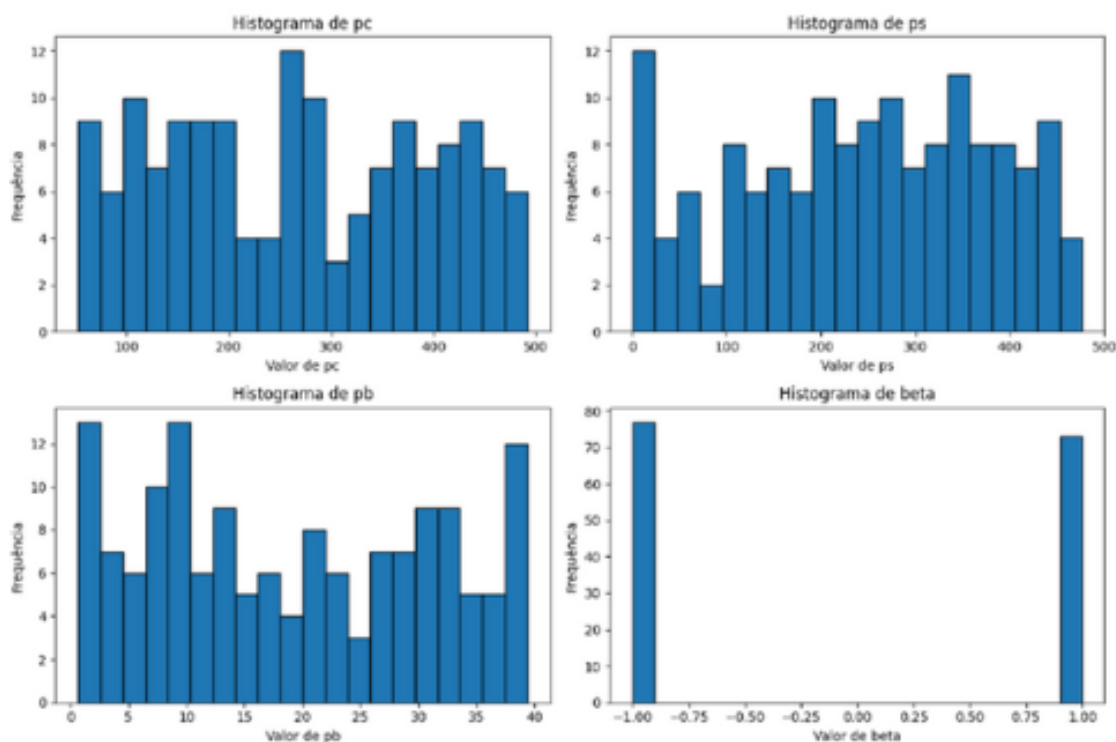
Cada rodada executada pelo Algoritmo cria uma população inicial diversificada dentro dos valores pré estabelecidos para Potência Consumida (P_c) variando de 50 a 500 kWh, Potência do painel Solar (P_s) variando de 0 a 480 kWh , Potência da Bateria (P_b) variando de 0 a 40 kWh e o carregamento do sistema (β). Os resultados são ilustrados nas Figuras 17 e 18.

Figura 17 - Distribuição da população inicial gerada (teste 1)



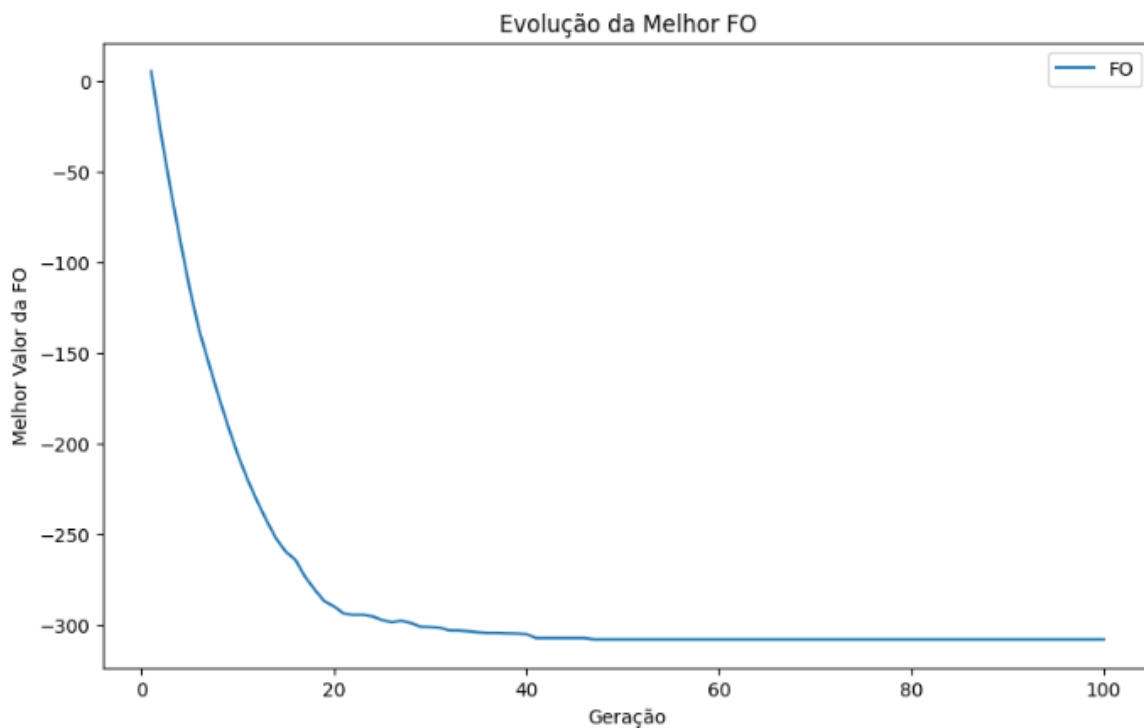
Fonte: A autora.

Figura 18 - Distribuição da população inicial gerada (teste 2)

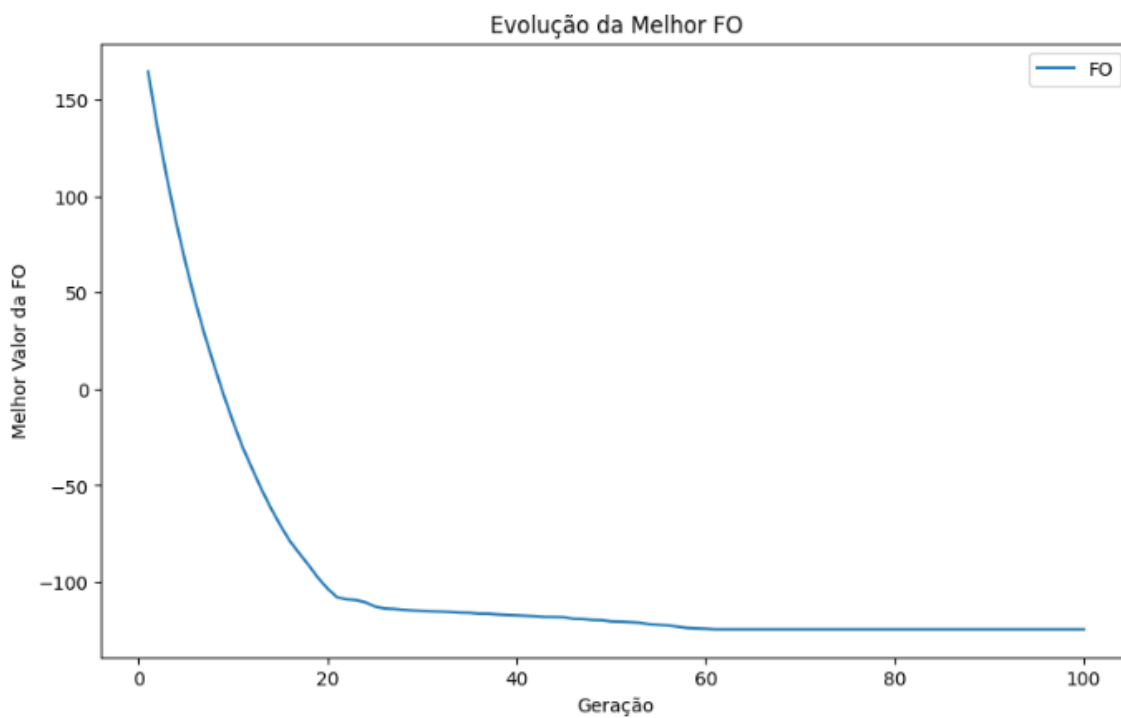


Fonte: A autora.

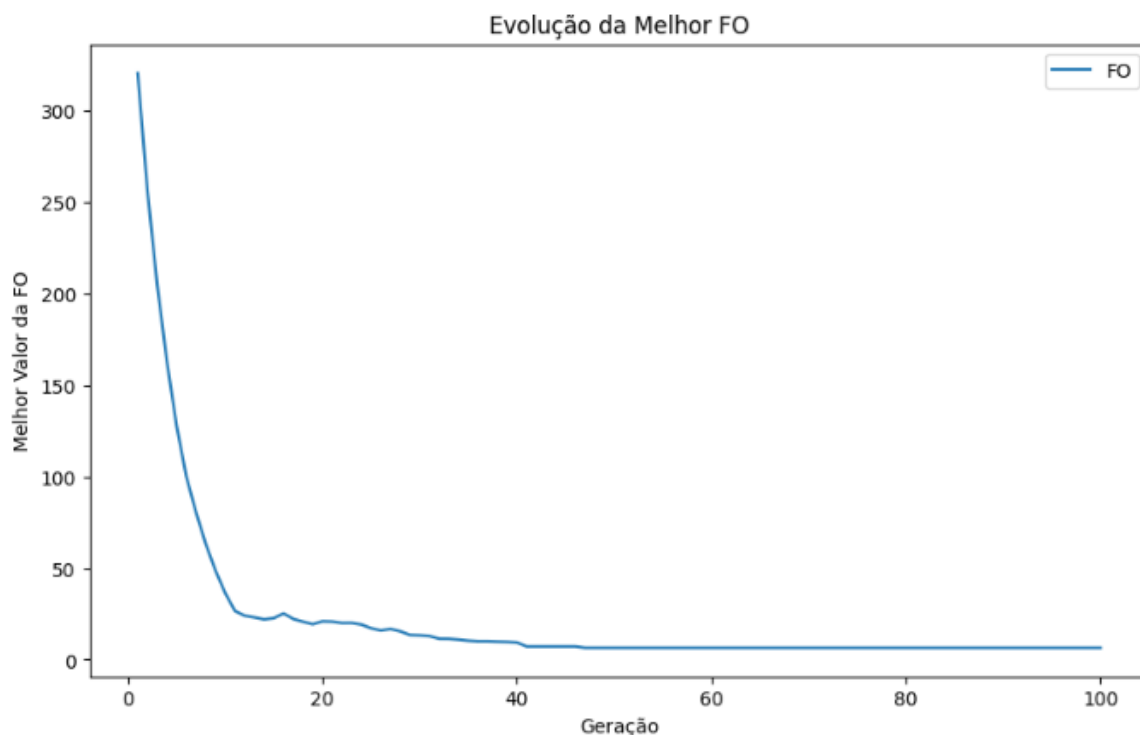
Para analisar os resultados foram elaborados cenários de geração, onde o valor de Ps foi modificado para analisar como as demais componentes se comportam na busca das melhores soluções. Nas Figuras 16, 17 e 18 é possível observar o comportamento da curva de convergência da Função Objetivo ao longo das gerações na busca pela solução ótima, para valores de Ps de geração máxima (480 kWh), média (200 kWh) e mínima (próximo de 0 kWh), respectivamente.

Figura 19 - Curva de Convergência para $P_s = 480$ kWh

Fonte: A autora.

Figura 20 - Curva de Convergência para $P_s = 200$ kWh

Fonte: A autora.

Figura 21 - Curva de Convergência para $P_s = 0$ kWh

Fonte: A autora.

As curvas se acomodam próximo de 40 gerações nas melhores curvas geradas, o que demonstra que o Algoritmo é eficiente na busca pela solução ótima do sistema estudado.

Em uma análise mais detalhada dos dados gerados para as potências e custo para cada caso, é possível observar o quanto de potência pode ser injetada na rede, informação importante não apenas para o consumidor, mas para a concessionária local que pode utilizar desta informação para planejar e otimizar o sistema da sua área de concessão. Esta potência é transformada em créditos que podem ser abatidos da fatura de energia elétrica em meses de maior consumo, e utilizados pelo período de 36 meses. É importante ressaltar, que após a implementação da Lei 14300, foi definida uma taxa mínima a ser paga pelo prosumidor, esta taxa é equivalente ao padrão de conexão do consumidor conforme segue:

Monofásico - o consumidor paga uma taxa mínima equivalente a 30 kWh;

Bifásico - o custo de disponibilidade pago corresponde a 50 kWh;

Trifásico - a taxa mínima é igual a 100 kWh.

Considerando o consumidor do sistema analisado, neste trabalho, como Bifásico, o valor mínimo correspondente a 50 kWh que ele deve pagar à

concessionária é de R\$ 32,78. Isto significa que, caso o balanço de potência do sistema indique que a potência necessária da rede é menor que 50 kWh, o valor pago para a concessionária é o valor referente a esta potência, e, neste caso, o consumidor “tem prejuízo”.

Os Apêndices 3 a 5 apresentam estas informações para a variação da potência gerada do painel solar (P_s) máxima, intermediária e mínima, respectivamente. É possível notar que quando a Geração é máxima o consumidor pagará entorno da taxa mínima. Como há uma variação da geração de energia dos painéis solares, dependente da condição climática, esta geração não é constante, sabendo o padrão de consumo e geração é possível o consumidor planejar-se.

O armazenamento de energia desempenha um papel vital nesta condição. Considerando o alto custo de implementação em um sistema de armazenamento mais robusto. A integração de veículos elétricos, como uma forma de armazenamento temporário, pode atuar como baterias móveis durante períodos de baixa demanda e disponibilizar energia para uso doméstico ou até mesmo vendem energia de volta à rede durante períodos de pico.

Esse mecanismo pode ser vantajoso, pois permite um melhor controle entre a geração e o consumo, resultando em economia significativa nas faturas de energia elétrica. O VE utilizado no trabalho tem capacidade de 40 kWh, VEs com baterias mais potentes podem trazer um resultado melhor.

O parâmetro Beta (β) desempenha um papel crucial no sistema, já que a bateria do veículo elétrico pode funcionar como uma fonte geradora injetando potência na rede ou abastecendo a residência. Este é o melhor caso para a potência da bateria, é possível notar que, ao inserir beta na função objetivo o algoritmo seleciona rapidamente e mantém o valor de beta que retorna esta condição, no entanto é interessante o uso de técnicas de controle para planejar o uso da bateria como fonte geradora.

As análises foram feitas considerando os valores mensais de consumo e geração.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O crescente uso de fontes renováveis tem se tornado uma tendência, por conta disso, novas alternativas estão sendo buscadas para se adaptar a esta realidade. Nesse contexto, as Usinas Virtuais de Energia são uma solução promissora no cenário energético brasileiro, oferecendo uma abordagem eficaz para gerenciar os recursos energéticos distribuídos de forma eficiente. A integração de técnicas avançadas, como os Algoritmos Genéticos, mostra grande capacidade de desempenhar um papel crucial na otimização de sistemas de energia, contribuindo para redução de custo, maximização do uso de fontes renováveis e a melhoria na gestão da demanda energética.

Ainda assim, existem desafios significativos a serem vencidos, como as políticas e regulamentações envolvidas, a inserção de veículos elétricos e sistemas de armazenamento de energia, e o uso de outras técnicas na VPP, sendo assim, importante seguir o avanço dos estudos sobre a inserção de VPPs no sistema elétrico.

Este trabalho mostra o potencial e a capacidade do AG em otimizar sistemas de energia de forma eficiente, como as VPPs. Nota-se que, quando combinado com outras técnicas, como estratégias de controle, o AG pode ser utilizado para otimizar sistemas em tempo real, adaptando-se às condições variáveis e maximizando o retorno de acordo com o objetivo estabelecido.

6.1 Conclusão

Os resultados deste estudo sugerem que o AG pode ser uma ferramenta estratégica na viabilização da inserção de geração solar e armazenamento de energia em residências. Ainda, mostram que a abordagem de AG pode ser útil na avaliação do impacto nos padrões de consumo e no retorno financeiro para os consumidores, promovendo a adoção de fontes renováveis e práticas sustentáveis.

A aplicação simplificada do AG nas VPPs em nível residencial mostra que essa metodologia pode-se ser expandida para sistemas mais completos e complexos.

6.2 Trabalhos Futuros

O desenvolvimento das VPPs é um tema em evolução, com muitos desafios a serem superados. Assim, sugere-se que trabalhos futuros explorem o uso do AG em conjunto com outras técnicas, juntamente com a análise de sistemas mais complexos. Isso inclui sistemas com várias fontes de energia ou uma perspectiva

centrada na concessionária de energia, considerando fatores adicionais, como aspectos ambientais e requisitos regulatórios.

A implementação prática do AG em cenários reais é crucial para validar sua eficácia e eficiência. Conforme o uso de VPPs e da geração distribuída de energia crescem, surgem oportunidades para a exploração de técnicas avançadas, como redes neurais e aprendizado de máquina, para aprimorar a eficiência de sistemas de VPPs e a inteligência destes sistemas.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AES Brasil (AESa, 2017). Inovação. Disponível em: (<https://www.aesbrasil.com.br/pt-br/innovation>). Acesso em: (06/01/23).

AES Brasil (AESb, 2022). AES Brasil inicia segunda fase do projeto Virtual Power Plant. Disponível em: (<https://encurtador.com.br/bceFS>). Acesso em: (20/01/23).

Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEELa, 2022). Resolução Normativa nº 482, de 19 de abril de 2022. Disponível em: (<https://atos.cnj.jus.br/files/original0209372022122063a119616681a.pdf>). Acesso em: (11/12/2022).

Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEELb, 2022). RESOLUÇÃO NORMATIVA ANEEL Nº 1.040, DE 30 DE AGOSTO DE 2022. Disponível em: (<https://www2.aneel.gov.br/cedoc/ren20221040.pdf>). Acesso em: (11/12/2022).

Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEELc, 2022). Geração distribuída. (ANEEL, 2022). Disponível em: (<https://www.gov.br/aneel/pt-br/assuntos/geracao-distribuida>). Acesso em: (11/12/22).

Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL, 2022). Notícias: BRASIL ULTRAPASSA OS 185 GW DE POTÊNCIA INSTALADA. Disponível em: (<https://encurtador.com.br/dkAFM>). Acesso em: (20/01/2023).

Boussaïd, I., Lepagnot, J., Siarry, P. (Boussaïd, 2013). A survey of optimization metaheuristics. (2013) Information Sciences, 237, pp. 82-117.

BR (2004). LEI Nº 10848, DE 15 DE MARÇO DE 2004. Disponível em: (http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2004-2006/2004/lei/110.848.htm). Acesso em: (09/2022).

Diário Oficial da União (DOU, 2022). Lei nº 14.300, 6 de Janeiro de 2022. Disponível em: (http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2019-2022/2022/lei/L14300.htm). Acesso em: (11/12/2022).

D.E. Goldberg (Goldberg, 1989). Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning. Addison-wesley, 1989.

DOU (2022). LEI Nº 14.300, DE 6 DE JANEIRO DE 2022. Disponível em: (<https://in.gov.br/en/web/dou/-/lei-n-14.300-de-6-de-janeiro-de-2022-372467821>). Acesso em: (12/2022)

Empresa de Pesquisa Energética (EPE, 2018) – Recursos Energéticos Distribuídos: Impactos no Planejamento Energético. Disponível em: (<https://encurtador.com.br/nMVY0>). Acesso em: (29/01/2023).

Empresa de Pesquisa Energética (EPE, 2021) – Plano Decenal de Expansão de Energia 2031. Disponível em: (<https://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/plano-decenal-de-expansao-de-energia-2031>). Acesso em: (08/12/22).

ENERGY WEEK (EW, 2022). Fundação AES Tietê & CERTI: Usina Virtual com Foco na Agregação de Clientes C&I e Mercado de Energia: Desenvolvimento de Plataforma. Disponível em: (<https://encurtador.com.br/hinwY>). Acesso em: (12/01/2023).

EPBR. O futuro será renovável, afirma country manager da Enel Brasil. EPBR, 2018. Disponível em: <https://epbr.com.br/o-futuro-sera-renovavel-afirma-diz-country-manager-da-enel-brasil/>. Acesso em: 08 dez. 2022.

FERNANDES, WILLIAM DALENOGARE. (WFD, 2022) Concepção de Usinas Virtuais de Energia no Sistema Elétrico Brasileiro: uma Abordagem através da Resposta à Demanda. Projeto de Diplomação. Graduação em Engenharia Elétrica. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre, 2022.

G. Newwman (Newwman, 2010). "Characterisation of virtual power plants". Thesis presented to the University of Manchester for a doctoral degree. Faculty of Engineering and Physical Sciences. Manchester 2010.

Hao, H., Wu, Z., Yang, Y., & Xue, Y. (2019). A review of vehicle-to-grid applications in distribution networks. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 7(3), 426-437.

Hannan, M. A., Jamil, M., Mohamed, A., & Ahmad, R. (2018). Virtual power plant: an approach towards smart grid. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 30, 96-109.

IRENA. Renewable Power Capacity Statistics 2020. International Renewable Energy Agency, 2020.

J. Wang, C. Liu, D. Ton, Y. Zhou, J. Kim, A. Vyas. Impact of plug-in hybrid electric vehicles on demand response and wind energy systems. *Energy Policy*, 39 (2011), pp . 4016 - 4021.

L. Pieltain Fernández, T. Gómez San Roman, R. Cossent, CM Domingo, P. Frías. Evaluation of the impact of plug-in electric vehicles on distribution networks. *Power System IEEE Trans*, 26 (2011), pp . 206 - 213.

MCE Clean Energy (MCE, 2022). O que é uma Usina Virtual? Disponível em: (<https://www.mcecleanenergy.org/pt/mce-news/what-is-a-virtual-power-plant/>). Acesso em: (29/01/2023)

Makohin, D. G. (MAKOHIN, 2015). Concepção de Usinas Virtuais de Energia no Cenário Brasileiro: Controle e Gerenciamento da Demanda. Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis.

Martins, J. R. G., & Costa, J. P. (2018). A review of microgrid development in Brazil. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 90, 576-590. Recuperado de <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032118310381>

Munkhammar, J., Strömstedt, F., & Gidlund, M. (2018). Virtual power plants—A review of concepts, models, and methods. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 82, 2970-2987.

Nissan. (2021). Nissan LEAF. Retrieved from <https://www.nissanusa.com/vehicles/electric-cars/leaf.html>

Nogueira, Leonardo (NL 2021) COMERCIALIZAÇÃO DE EXCEDENTE DE ENERGIA POR PROSUMIDOR COMO MODELO ALTERNATIVO À DISTRIBUIDORA EM CASO DE SUBCONTRATAÇÃO. Projeto de Diplomação. Graduação em Engenharia de Energia. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre, 2021. Disponível em: <https://www.lume.ufrgs.br/bitstream/handle/10183/218450/001122638.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

OTHMAN, M.; HEGAZY, O.; ABDELAZIZ, A. Virtual power plant: concept, components and operation. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 50, p. 738-754, 2015.

Rädle, S., Mast, J., Gerlach, J. et al. Computational intelligence based optimization of hierarchical virtual power plants. *Energy Syst* 12, 517–544 (2021).

Santos, A., Afonso, M., Silva, P., & Catalão, J. P. (S.A., 2019). Residential energy consumption forecasting based on consumer profiles: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 104, 430-448.

SHI, Yuhui; EBERHART, Russell. A comprehensive survey of swarm optimization algorithms. *Neural networks*, v. 13, n. 6, p. 925-936, 2000.

Silva, J. A. (2017). UVGrid - An Architecture for Virtual Power Plants in Smart Grids. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 8(6), 2986-2994. Recuperado de <https://ieeexplore.ieee.org/document/7983065>.

SIARRY, Patrick; LOUKIL, Taicir. *Metaheuristics for Hard Optimization: Methods and Case Studies*. Springer, 2013.

Super Interessante (SI, 2022). Tesla cria usina elétrica virtual com as baterias de 1.500 casas nos EUA. Disponível em: (<https://super.abril.com.br/carbono-zero/tesla-cria-usina-eletrica-virtual-com-as-baterias-de-1-500-casas-nos-eua/>). Acesso em: (30/01/23).

The Verge (The Verge, 2022). Tesla quietly built a virtual power plant in Japan. Disponível em: (<https://encurtador.com.br/qtxBD>). Acesso em: (30/01/23).

APÊNDICES

APÊNDICE 1 - Estimativa média de consumo

Quadro 2 - Estimativa média de consumo

Tipo de equipamento	Quantidade	Potencia Nominal X qntd [kW]	Estimativa hrs de usoXano [h]	Consumo estimadoXano [kWh]
Chuveiro elétrico	2	9	182	1638
Refrigerador Duplex	1	0,3	8735,898889	2620,769667
Microondas	1	1	41,66666667	41,66666667
Televisão LCD	2	0,35	239	83,65
Ventilador	2	0,2	603	120,6
Máquina de lavar louça	1	1	114	114
Aspirador de pó	1	0,85	83	70,55
Forno elétrico	1	1,3	114	148,2
Aquecedor central de água	1	2	26	52
Batedeira	1	0,45	78	35,1
Cafeteira	1	0,4	182	72,8
Freezer	1	0,15	8735,898889	1310,384833
Secadora de roupa	1	2,8	104	291,2
Condicionador de ar	2	3,2	500	1600
Liquidificador	1	0,4	25	10
Torneira elétrica	1	3,5	364	1274
Secador de cabelo	1	1	119,5	119,5
Máquina de lavar roupa	1	1,1	104	114,4
Lampada Fluorescente (salas quartos)	5	0,1	1798	179,8
Lampada Fluorescente (banheiros)	3	0,06	546	32,76

Fonte: A autora.

APÊNDICE 2 - Algoritmo Genético implementado

```

!pip install deap
!pip install pandas
from deap import creator #criar individuos e a fç de aptidão
from deap import base #registrar os elementos do algoritmo genetico
from deap import tools #utilizar as fçs de operadores
from deap import algorithms #executa o algoritmo genetico
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import random
import pandas as pd
#Valor de "ps" variavel
ps = 480

# Função objetivo
def objective(individual):
    pc, pb, beta = individual
     $\lambda$  = 0.65556
    pr = pc - ps - (beta * pb)
    FO =  $\lambda$  * pr
    return FO,

# Restrições e limites
def is_valid(individual):
    pc, pb, beta = individual
    if pb < 0 or pb > 40:
        return False
    return True

# Defina o tamanho da população e o número de gerações
population_size = 1000
num_generations = 100

# Definindo a função para gerar valores válidos de beta (1 ou -1)
def generate_valid_beta():
    return random.choice([-1, 1])

# Crie um tipo de 'creator' para o indivíduo
creator.create("FitnessMin", base.Fitness, weights=(-1.0,))
creator.create("Individual", list, fitness=creator.FitnessMin)

toolbox = base.Toolbox()

# Defina os atributos do indivíduo (pc, pb e beta)
toolbox.register("pc", random.uniform, 50, 500)
toolbox.register("pb", random.uniform, 0, 40)
toolbox.register("beta", generate_valid_beta)

```

Continuação do algoritmo genético

```

# Função para garantir que um valor esteja dentro dos limites
def ensure_within_limits(value, min_limit, max_limit):
    return max(min(value, max_limit), min_limit)

# Defina a estrutura do indivíduo
toolbox.register("individual", tools.initCycle, creator.Individual,
                (toolbox.pc, toolbox.pb, toolbox.beta), n=1)
toolbox.register("population", tools.initRepeat, list,
                toolbox.individual)

# Registre operadores genéticos
toolbox.register("mate", tools.cxUniform, indpb=0.75) # Probabilidade
de crossover
toolbox.register("mutate", tools.mutShuffleIndexes, indpb=0.01) #
Probabilidade de mutação

# Defina a função de avaliação (função objetivo)
def evaluate(individual):
    if not is_valid(individual):
        return float("inf"), # Penalize indivíduos inválidos
    FO = objective(individual)[0]
    return FO,

toolbox.register("evaluate", evaluate)

# Crie a população inicial
population = toolbox.population(n=population_size)

# Lista para armazenar os valores da função objetivo a cada geração
best_fos = []

# Lista para armazenar os melhores valores em cada geração
best_values_list = []

# Tamanho da elite (X% da população)
elite_size = int(population_size * 0.20)

# Execute o algoritmo genético
for generation in range(num_generations):

    offspring = algorithms.varAnd(population, toolbox, cxpb=0.75,
                                mutpb=0.01)

    # Corrija os valores dos indivíduos para respeitar os limites
    for ind in offspring:
        ind[0] = ensure_within_limits(ind[0], 50, 500)
        ind[1] = ensure_within_limits(ind[1], 0, 40)

```


Continuação do algoritmo genético

```

        ind[2] = generate_valid_beta() # Gerando valor de beta aqui

# Avalie a população
fitnesses = toolbox.map(toolbox.evaluate, offspring)
for ind, fit in zip(offspring, fitnesses):
    ind.fitness.values = fit

next_generation = []
for _ in range(len(offspring)):
    tournament = tools.selRandom(offspring, k=2) # Seleciona
aleatoriamente 2 indivíduos para o torneio
    winner = tools.selBest(tournament, k=1)[0] # Seleciona o
vencedor do torneio
    next_generation.append(winner)

population[:] = next_generation

best_individual = tools.selBest(offspring, k=1)[0]
best_fitness = best_individual.fitness.values[0]
best_fos.append(best_fitness)

best_values = best_individual[:]
best_values_list.append((best_values[0], best_fitness))

print(f"Geração {generation+1} - Melhor FO: {best_fitness:.2f} -
Pc: {best_values[0]:.2f} - Pb: {best_values[1]:.2f} - Beta:
{best_values[2]}")

# Exiba o gráfico da função objetivo
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.plot(range(num_generations), best_fos, label='Melhor FO')
plt.xlabel('Geração')
plt.ylabel('Melhor Valor da FO')
plt.legend()
plt.title('Evolução da Melhor FO')
plt.show()

```

APÊNDICE 3 - Quadro de dados para Ps = 480 kWh

Quadro 3 - Quadro de dados para Ps = 480 kWh

Ps=480 kWh								
Custo (R\$)	Pc (kWh)	Pb (kWh)	beta	Tarifa Convencional (R\$/kWh)	Pr calculado (kWh)	Energia Excedente (kWh)	Custo (R\$)	Crédito
0,0852228	487	6,87	1	0,65556	0,13	0	32,778	0
-31,11775392	440,2269616	7,6944	1	0,65556	-47,4674384	47,4674384	32,778	31,11775392
-58,68403495	397,9461555	7,463568	1	0,65556	-89,51741252	89,51741252	32,778	58,68403495
-83,5927682	359,7261333	7,23966096	1	0,65556	-127,5135277	127,5135277	32,778	83,5927682
-106,0994929	325,1768843	7,022471131	1	0,65556	-161,8455868	161,8455868	32,778	106,0994929
-126,637242	293,9458558	7,12	1	0,65556	-193,1741442	193,1741442	32,778	126,637242
-145,2954633	265,7143552	7,35	1	0,65556	-221,6356448	221,6356448	32,778	145,2954633
-162,0450587	240,1942982	7,38	1	0,65556	-247,1857018	247,1857018	32,778	162,0450587
-178,1357979	217,1252692	8,856	1	0,65556	-271,7307308	271,7307308	32,778	178,1357979
-192,9675844	196,2718635	10,6272	1	0,65556	-294,3553365	294,3553365	32,778	192,9675844
-206,7186226	177,4212857	12,75264	1	0,65556	-315,3313543	315,3313543	32,778	206,7186226
-218,4383756	160,3811777	13,59	1	0,65556	-333,2088223	333,2088223	32,778	218,4383756
-229,9289215	142,9503451	13,687	1	0,65556	-350,7366549	350,7366549	32,778	229,9289215
-240,3388103	127,4139614	14,03	1	0,65556	-366,6160386	366,6160386	32,778	240,3388103
-249,7840079	113,5661305	14,59	1	0,65556	-381,0238695	381,0238695	32,778	249,7840079
-258,3802326	101,2233342	15,36	1	0,65556	-394,1366658	394,1366658	32,778	258,3802326
-265,2120427	90,22199971	14,78	1	0,65556	-404,5580003	404,5580003	32,778	265,2120427
-271,7975807	80,4163318	15,02	1	0,65556	-414,6036682	414,6036682	32,778	271,7975807
-278,6940397	71,67638094	16,8	1	0,65556	-425,1236191	425,1236191	32,778	278,6940397
-284,5547854	63,88632097	17,95	1	0,65556	-434,063679	434,063679	32,778	284,5547854
-289,2704952	56,94291416	18,2	1	0,65556	-441,2570858	441,2570858	32,778	289,2704952
-292,5960948	53,03	19,36	1	0,65556	-446,33	446,33	32,778	292,5960948
-292,969764	52,4	19,3	1	0,65556	-446,9	446,9	32,778	292,969764
-294,1301052	51,98	20,65	1	0,65556	-448,67	448,67	32,778	294,1301052
-296,30722	51,699	23,69	1	0,65556	-451,991	451,991	32,778	296,30722

-297,3161268	50,98	24,51	1	0,65556	-453,53	453,53	32,778	297,3161268
-297,5717952	50,98	24,9	1	0,65556	-453,92	453,92	32,778	297,5717952
-298,0306872	50,74	25,36	1	0,65556	-454,62	454,62	32,778	298,0306872
-298,3650228	50,65	25,78	1	0,65556	-455,13	455,13	32,778	298,3650228
-298,5944688	50,3	25,78	1	0,65556	-455,48	455,48	32,778	298,5944688
-298,804248	50	25,8	1	0,65556	-455,8	455,8	32,778	298,804248
-298,9419156	50	26,01	1	0,65556	-456,01	456,01	32,778	298,9419156
-299,164806	50	26,35	1	0,65556	-456,35	456,35	32,778	299,164806
-299,4860304	50	26,84	1	0,65556	-456,84	456,84	32,778	299,4860304
-299,5778088	50	26,98	1	0,65556	-456,98	456,98	32,778	299,5778088
-300,0104784	50	27,64	1	0,65556	-457,64	457,64	32,778	300,0104784
-300,049812	50	27,7	1	0,65556	-457,7	457,7	32,778	300,049812
-300,443148	50	28,3	1	0,65556	-458,3	458,3	32,778	300,443148
-300,705372	50	28,7	1	0,65556	-458,7	458,7	32,778	300,705372
-300,8889288	50	28,98	1	0,65556	-458,98	458,98	32,778	300,8889288
-301,131486	50	29,35	1	0,65556	-459,35	459,35	32,778	301,131486
-301,3478208	50	29,68	1	0,65556	-459,68	459,68	32,778	301,3478208
-301,6952676	50	30,21	1	0,65556	-460,21	460,21	32,778	301,6952676
-301,72149	50	30,25	1	0,65556	-460,25	460,25	32,778	301,72149
-301,8591576	50	30,46	1	0,65556	-460,46	460,46	32,778	301,8591576
-302,672052	50	31,7	1	0,65556	-461,7	461,7	32,778	302,672052
-302,803164	50	31,9	1	0,65556	-461,9	461,9	32,778	302,803164
-303,262056	50	32,6	1	0,65556	-462,6	462,6	32,778	303,262056
-303,393168	50	32,8	1	0,65556	-462,8	462,8	32,778	303,393168
-304,048728	50	33,8	1	0,65556	-463,8	463,8	32,778	304,048728
-304,1863956	50	34,01	1	0,65556	-464,01	464,01	32,778	304,1863956
-304,4158416	50	34,36	1	0,65556	-464,36	464,36	32,778	304,4158416
-304,6911768	50	34,78	1	0,65556	-464,78	464,78	32,778	304,6911768
-305,4712932	50	35,97	1	0,65556	-465,97	465,97	32,778	305,4712932
-305,785962	50	36,45	1	0,65556	-466,45	466,45	32,778	305,785962
-306,1071864	50	36,94	1	0,65556	-466,94	466,94	32,778	306,1071864
-306,7299684	50	37,89	1	0,65556	-467,89	467,89	32,778	306,7299684
-307,3986396	50	38,91	1	0,65556	-468,91	468,91	32,778	307,3986396
-307,6739748	50	39,33	1	0,65556	-469,33	469,33	32,778	307,6739748
-307,8378648	50	39,58	1	0,65556	-469,58	469,58	32,778	307,8378648
-308,1066444	50	39,99	1	0,65556	-469,99	469,99	32,778	308,1066444
-308,1132	50	40	1	0,65556	-470	470	32,778	308,1132
-308,1132	50	40	1	0,65556	-470	470	32,778	308,1132
-308,1132	50	40	1	0,65556	-470	470	32,778	308,1132

APÊNDICE 4 - Quadro de dados para Ps = 200 kWh

Quadro 4 - Quadro de dados para Ps = 200 kWh

Ps=200 kWh								
Custo (R\$)	Pc (kWh)	Pb (kWh)	Beta	Tarifa Convencional (R\$/kWh)	Pr calculado (kWh)	Energia Excedente (kWh)	Custo (R\$)	Crédito
164,6307828	458	6,87	1	0,65556	251,13	0	164,630	0
135,2537064	414,0122144	7,6944	1	0,65556	206,3178144	0	135,25	0
109,3379604	374,2491565	7,463568	1	0,65556	166,7855885	0	109,3	0
85,92123949	338,3050699	7,23966096	1	0,65556	131,0654089	0	85,921	0
64,76322951	305,8131684	7,022471131	1	0,65556	98,79069728	0	64,76	0
45,44466025	276,4418931	7,12	1	0,65556	69,32189312	0	45,44	0
27,88852481	249,8915291	7,35	1	0,65556	42,54152909	0	32,778	0
12,13516752	225,891147	7,38	1	0,65556	18,51114698	0	32,778	0
-3,055015556	204,1958384	8,856	1	0,65556	-4,660161626	4,660161626	32,778	3,055015556
-17,07273818	184,5842166	10,6272	1	0,65556	-26,04298337	26,04298337	32,778	17,07273818
-30,08789787	166,8561578	12,75264	1	0,65556	-45,8964822	45,8964822	32,778	30,08789787
-41,14244838	150,8307585	13,59	1	0,65556	-62,75924154	62,75924154	32,778	41,14244838
-51,95253895	134,4379016	13,687	1	0,65556	-79,24909841	79,24909841	32,778	51,95253895
-61,75592692	119,8266824	14,03	1	0,65556	-94,20331765	94,20331765	32,778	61,75592692
-70,66054046	106,8034656	14,59	1	0,65556	-107,7865344	107,7865344	32,778	70,66054046
-78,77493384	95,19566135	15,36	1	0,65556	-120,1643386	120,1643386	32,778	78,77493384
-85,17727981	84,8494371	14,78	1	0,65556	-129,9305629	129,9305629	32,778	85,17727981
-91,38002956	75,6276796	15,02	1	0,65556	-139,3923204	139,3923204	32,778	91,38002956
-97,93530312	67,40817756	16,8	1	0,65556	-149,3918224	149,3918224	32,778	97,93530312
-103,4919447	60,08200206	17,95	1	0,65556	-157,8679979	157,8679979	32,778	103,4919447
-107,9366016	53,55206301	18,2	1	0,65556	-164,647937	164,647937	32,778	107,9366016
-109,0392948	53,03	19,36	1	0,65556	-166,33	166,33	32,778	109,0392948
-109,412964	52,4	19,3	1	0,65556	-166,9	166,9	32,778	109,412964
-110,5733052	51,98	20,65	1	0,65556	-168,67	168,67	32,778	110,5733052
-112,75042	51,699	23,69	1	0,65556	-171,991	171,991	32,778	112,75042
-113,7593268	50,98	24,51	1	0,65556	-173,53	173,53	32,778	113,7593268
-114,0149952	50,98	24,9	1	0,65556	-173,92	173,92	32,778	114,0149952
-114,4738872	50,74	25,36	1	0,65556	-174,62	174,62	32,778	114,4738872
-114,8082228	50,65	25,78	1	0,65556	-175,13	175,13	32,778	114,8082228
-115,0376688	50,3	25,78	1	0,65556	-175,48	175,48	32,778	115,0376688
-115,247448	50	25,8	1	0,65556	-175,8	175,8	32,778	115,247448
-115,3851156	50	26,01	1	0,65556	-176,01	176,01	32,778	115,3851156
-115,608006	50	26,35	1	0,65556	-176,35	176,35	32,778	115,608006
-115,9292304	50	26,84	1	0,65556	-176,84	176,84	32,778	115,9292304
-116,0210088	50	26,98	1	0,65556	-176,98	176,98	32,778	116,0210088
-116,4536784	50	27,64	1	0,65556	-177,64	177,64	32,778	116,4536784

-116,493012	50	27,7	1	0,65556	-177,7	177,7	32,778	116,493012
-116,886348	50	28,3	1	0,65556	-178,3	178,3	32,778	116,886348
-117,148572	50	28,7	1	0,65556	-178,7	178,7	32,778	117,148572
-117,3321288	50	28,98	1	0,65556	-178,98	178,98	32,778	117,3321288
-117,574686	50	29,35	1	0,65556	-179,35	179,35	32,778	117,574686
-117,7910208	50	29,68	1	0,65556	-179,68	179,68	32,778	117,7910208
-118,1384676	50	30,21	1	0,65556	-180,21	180,21	32,778	118,1384676
-118,16469	50	30,25	1	0,65556	-180,25	180,25	32,778	118,16469
-118,3023576	50	30,46	1	0,65556	-180,46	180,46	32,778	118,3023576
-119,115252	50	31,7	1	0,65556	-181,7	181,7	32,778	119,115252
-119,246364	50	31,9	1	0,65556	-181,9	181,9	32,778	119,246364
-119,705256	50	32,6	1	0,65556	-182,6	182,6	32,778	119,705256
-119,836368	50	32,8	1	0,65556	-182,8	182,8	32,778	119,836368
-120,491928	50	33,8	1	0,65556	-183,8	183,8	32,778	120,491928
-120,6295956	50	34,01	1	0,65556	-184,01	184,01	32,778	120,6295956
-120,8590416	50	34,36	1	0,65556	-184,36	184,36	32,778	120,8590416
-121,1343768	50	34,78	1	0,65556	-184,78	184,78	32,778	121,1343768
-121,9144932	50	35,97	1	0,65556	-185,97	185,97	32,778	121,9144932
-122,229162	50	36,45	1	0,65556	-186,45	186,45	32,778	122,229162
-122,5503864	50	36,94	1	0,65556	-186,94	186,94	32,778	122,5503864
-123,1731684	50	37,89	1	0,65556	-187,89	187,89	32,778	123,1731684
-123,8418396	50	38,91	1	0,65556	-188,91	188,91	32,778	123,8418396
-124,1171748	50	39,33	1	0,65556	-189,33	189,33	32,778	124,1171748
-124,2810648	50	39,58	1	0,65556	-189,58	189,58	32,778	124,2810648
-124,5498444	50	39,99	1	0,65556	-189,99	189,99	32,778	124,5498444
-124,5564	50	40	1	0,65556	-190	190	32,778	124,5564
-124,5564	50	40	1	0,65556	-190	190	32,778	124,5564
-124,5564	50	40	1	0,65556	-190	190	32,778	124,5564

APÊNDICE 5 - Quadro de dados para Ps = 0 kWh

Quadro 5 - Quadro de dados para Ps = 0 kWh

Ps=0 kWh								
Custo (R\$)	Pc (kWh)	Pb (kWh)	Beta	Tarifa Convencional (R\$/kWh)	Pr calculado (kWh)	Energia Excedente (kWh)	Custo (R\$)	Crédito
320,372172	496	7,3	1	0,65556	488,7	0	320,372172	0
256,2772455	396,3287411	5,4	1	0,65556	390,9287411	0	256,2772455	0
205,0502743	316,6864335	3,9	1	0,65556	312,7864335	0	205,0502743	0
163,0694074	253,0482571	4,3	1	0,65556	248,7482571	0	163,0694074	0
127,7674507	202,1981798	7,3	1	0,65556	194,8981798	0	127,7674507	0
100,0820059	161,5664315	8,9	1	0,65556	152,6664315	0	100,0820059	0
80,50253064	129,0996379	6,3	1	0,65556	122,7996379	0	80,50253064	0
63,23338393	103,1570503	6,7	1	0,65556	96,45705035	0	63,23338393	0
48,72622036	82,42762883	8,1	1	0,65556	74,32762883	0	48,72622036	0
36,42539622	65,86378703	10,3	1	0,65556	55,56378703	0	36,42539622	0
26,64749867	52,6284512	11,98	1	0,65556	40,6484512	0	32,778	0
24,0852744	50	13,26	1	0,65556	36,74	0	32,778	0
23,1543792	50	14,68	1	0,65556	35,32	0	32,778	0
22,0727052	50	16,33	1	0,65556	33,67	0	32,778	0
22,7348208	50	15,32	1	0,65556	34,68	0	32,778	0
25,3308384	50	11,36	1	0,65556	38,64	0	32,778	0
22,3021512	50	15,98	1	0,65556	34,02	0	32,778	0
20,7943632	50	18,28	1	0,65556	31,72	0	32,778	0
19,4176872	50	20,38	1	0,65556	29,62	0	32,778	0
21,010698	50	17,95	1	0,65556	32,05	0	32,778	0
20,846808	50	18,2	1	0,65556	31,8	0	32,778	0
20,0863584	50	19,36	1	0,65556	30,64	0	32,778	0
20,125692	50	19,3	1	0,65556	30,7	0	32,778	0
19,240686	50	20,65	1	0,65556	29,35	0	32,778	0
17,2477836	50	23,69	1	0,65556	26,31	0	32,778	0
15,995664	50	25,6	1	0,65556	24,4	0	32,778	0
16,847892	50	24,3	1	0,65556	25,7	0	32,778	0
15,536772	50	26,3	1	0,65556	23,7	0	32,778	0
13,570092	50	29,3	1	0,65556	20,7	0	32,778	0
13,373424	50	29,6	1	0,65556	20,4	0	32,778	0
12,980088	50	30,2	1	0,65556	19,8	0	32,778	0
11,4854112	50	32,48	1	0,65556	17,52	0	32,778	0
11,439522	50	32,55	1	0,65556	17,45	0	32,778	0
11,013408	50	33,2	1	0,65556	16,8	0	32,778	0
10,423404	50	34,1	1	0,65556	15,9	0	32,778	0
10,095624	50	34,6	1	0,65556	15,4	0	32,778	0
10,095624	50	34,6	1	0,65556	15,4	0	32,778	0

