

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
CENTRO DE ENERGIAS ALTERNATIVAS E RENOVÁVEIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Trabalho Final de Mestrado

Introdução de Veículos Elétricos no
alimentador **JPS B-16.**

Diógenes Montiel Rodrigues de Sousa

João Pessoa, Brasil

Julho de 2023

Diógenes Montiel Rodrigues de Sousa

**INTRODUÇÃO DE VEÍCULOS ELÉTRICOS NO ALIMENTADOR JPS
B-L6.**

Trabalho final de mestrado apresentado ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica - PPGEE, da Universidade Federal da Paraíba - UFPB, como requisito para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientadores: Prof. Dr. Fabiano Salvadori
Prof^a. Dra. Camila S. Gehrke
Prof. Dr. Lucas V. Hartmann

João Pessoa, Brasil

Julho de 2023

Catálogo na publicação
Seção de Catalogação e Classificação

S725i Sousa, Diogenes Montiel Rodrigues de.
Introdução de veículos elétricos no alimentador JPS
B-16 / Diogenes Montiel Rodrigues de Sousa. - João
Pessoa, 2023.
95 f. : il.

Orientação: Fabiano Salvadori, Camila Seibel Gehrke,
Lucas Vinícius Hartmann.
Dissertação (Mestrado) - UFPB/CEAR.

1. Engenharia elétrica. 2. Veículos elétricos. 3.
Capacidade do alimentador. 4. Gerenciamento de energia.
5. Bateria. I. Salvadori, Fabiano. II. Gehrke, Camila
Seibel. III. Hartmann, Lucas Vinícius. IV. Título.

UFPB/BC

CDU 621.3(043)



UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
CENTRO DE ENERGIAS ALTERNATIVAS E RENOVÁVEIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA ELÉTRICA



A Comissão Examinadora, abaixo assinada, aprova o Trabalho final:

**INTRODUÇÃO DE VEÍCULOS ELÉTRICOS NO ALIMENTADOR JPS
B-L6.**

Elaborado por:

DIÓGENES MONTIEL RODRIGUES DE SOUSA

Como requisito para obtenção para o grau de:

TRABALHO FINAL DE MESTRADO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

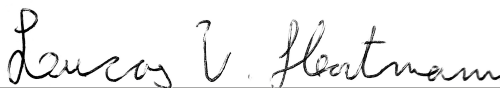
Trabalho aprovado. João Pessoa, Brasil, Julho de 2023:



Dr. Fabiano Salvadori
Orientador



Dra. Camila S. Gehrke
Orientadora



Dr. Lucas V. Hartmann
Orientador



Dr. Helon D. M. Braz
Avaliador

Bruna Gehrke

Dra. Bruna S. Gehrke
Avaliador

João Pessoa, Brasil

Julho de 2023

À minha família e amigos, por sempre me impulsionarem em todos os aspectos de minha vida.

AGRADECIMENTOS

Gostaria de iniciar esta dissertação expressando meus sinceros agradecimentos a Deus, a minha família, minha namorada e aos meus professores.

Em primeiro lugar, gostaria de agradecer a Deus, pela oportunidade de estar aqui, concluindo este importante ciclo em minha vida acadêmica. Sou grato pela saúde, pelas oportunidades e pelos desafios que me foram apresentados, pois acredito que cada um deles contribuiu para o meu crescimento pessoal e profissional.

À minha família, expresso minha gratidão por todo o amor, apoio e incentivo ao longo desta jornada. Foram muitos os momentos de dificuldade, mas o carinho e o suporte que recebi de vocês me ajudaram a superar os obstáculos e a perseverar em busca dos meus objetivos.

Não poderia deixar de agradecer também a minha namorada, que esteve ao meu lado em todos os momentos, me incentivando e motivando. Seu amor, compreensão e apoio foram fundamentais para que eu pudesse me dedicar aos estudos e alcançar esta conquista.

Por fim, gostaria de agradecer aos meus professores, que me acompanharam ao longo desta jornada acadêmica, transmitindo conhecimentos, incentivando a reflexão e o debate, e contribuindo para o meu desenvolvimento como pesquisador. Suas orientações foram essenciais para a elaboração desta dissertação e para minha formação como profissional.

Em suma, sou profundamente grato a todos aqueles que contribuíram para que eu pudesse alcançar este momento tão importante em minha vida. A todos vocês, meu sincero e eterno agradecimento.

Obrigado.

”Escolhas difíceis requerem determinação forte.”

Thanos

RESUMO

A introdução do Veículos Elétricos é realidade no mundo, devido, entre outros fatores, preocupação com a emissão de poluentes dos motores a combustão. Essa entrada de carga pode gerar algumas dificuldades aos sistemas elétricos de maneira global, ou regionalmente. Sendo assim, neste documento é abordado um estudo sobre os impactos dos Veículos Elétricos no alimentador da Energisa **JPS BI-6**, que foi implementado a partir da Base de Dados Geográfica da Distribuidora. A modelagem do sistema é construída no *Simulink*/MATLAB®, com simulações no domínio do tempo. A análise dos impactos contempla a capacidade dos alimentadores, quanto a tensão e potência, assim como o Fator de Carga. Além disso, algumas soluções foram sugeridas como forma de amenizar os impactos que o excedente de carga dos Veículos Elétricos somariam a demanda do alimentador. Uma dessas soluções será analisada minuciosamente, de forma a verificar se traria resultados satisfatórios e o investimento seria de valia. Desse modo, o intuito é realizar o gerenciamento de energia com a introdução do Banco de Baterias no alimentador para que funcione como um serviço auxiliar do sistema.

Palavras-chave: Veículos Elétricos, Capacidade do alimentador, Gerenciamento de Energia, Baterias.

ABSTRACT

The introduction of Electric Vehicles is a reality in the world, due, among other factors, to the concern with the emission of pollutants from combustion engines. This load entry can generate some difficulties for electrical systems globally or regionally. Therefore, this document addresses a study on the impacts of Electric Vehicles on the Energisa JPS Bl-6 feeder, which was implemented using the Distributor's Geographic Database. The system modeling is built in Simulink/MATLAB®, with time domain simulations. The analysis of impacts includes the capacity of the feeders, in terms of voltage and power, as well as the Load Factor. In addition, some solutions were suggested as a way of mitigating the impacts that the excess charge of Electric Vehicles would add to the demand of the feeder. One of these solutions will be analyzed in detail, in order to verify if it would bring satisfactory results and the investment would be worthwhile. Thus, the aim is to perform energy management with the introduction of the Battery Bank in the feeder so that it works as an auxiliary service of the system.

Keywords: Electric Vehicles, Feeder Capacity, Energy Management, Batteries.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1.1 – Emissões de CO ₂ em âmbito mundial.	16
Figura 1.2 – Incentivos governamentais.	18
Figura 2.1 – Esquemático do circuito implementado no <i>Simulink</i>	26
Figura 2.2 – Modelo de linha implementado.	26
Figura 2.3 – (a) Curva de carga trifásica medida do alimentador JPS BI-6; (b) Curva de carga trifásica medida da rede da UFPB; (c) Curva de carga do alimentador, excluindo a carga da UFPB.	29
Figura 2.4 – Exemplo de perfil de carga CC-CV das baterias de íons de lítio.	30
Figura 2.5 – Exemplo de curva de potência do carregamento CC-CV típica da bateria do BYD.	30
Figura 2.6 – Exemplo de curva de carregamento com EC inicial igual a 60%.	31
Figura 2.7 – Crescimento no número de veículos a combustão.	32
Figura 2.8 – Crescimento no número de veículos elétricos.	32
Figura 2.9 – Validação do modelo - Potência ativa.	34
Figura 2.10 – Validação do modelo - Potência reativa.	35
Figura 2.11 – Cenário 0 - Corrente monofásica total do alimentador.	36
Figura 2.12 – Cenário 0 - Tensões. (a) Barra conectada à fonte; (b) Barra com a conexão do carregador; (c) Barra longe da fonte.	36
Figura 2.13 – Cenário 1 - Corrente monofásica total do alimentador.	37
Figura 2.14 – Cenário 1 - Tensões. (a) Barra conectada à fonte; (b) Barra com a conexão do carregador; (c) Barra longe da fonte.	38
Figura 2.15 – Cenário 1 - Potência da barra com o carregador.	38
Figura 2.16 – Cenário 2 - Corrente monofásica total do alimentador.	39
Figura 2.17 – Cenário 2 - Tensões. (a) Barra conectada à fonte; (b) Barra com a conexão do carregador; (c) Barra longe da fonte.	40
Figura 2.18 – Cenário 2 - Potência da barra com o carregador.	40
Figura 2.19 – Cenário 3 - Corrente monofásica total do alimentador.	41
Figura 2.20 – Cenário 3 - Tensões. (a) Barra conectada à fonte; (b) Barra com a conexão do carregador; (c) Barra longe da fonte.	42
Figura 2.21 – Cenário 3 - Potência da barra com o carregador.	42
Figura 2.22 – Cenário 4 - Corrente monofásica total do alimentador.	43
Figura 2.23 – Cenário 4 - Tensões. (a) Barra conectada à fonte; (b) Barra com a conexão do carregador; (c) Barra longe da fonte.	44
Figura 2.24 – Cenário 4 - Potência da barra com o carregador.	44
Figura 2.25 – Cenário 5 - Corrente monofásica total do alimentador.	45
Figura 2.26 – Cenário 5 - Tensões. (a) Barra conectada à fonte; (b) Barra com a conexão do carregador; (c) Barra longe da fonte.	46

Figura 2.27–Cenário 5 - Potência da barra com o carregador.	46
Figura 2.28–Cenário 6 - Corrente monofásica total do alimentador.	47
Figura 2.29–Cenário 6 - Tensões. (a) Barra conectada à fonte; (b) Barra com a conexão do carregador; (c) Barra longe da fonte.	48
Figura 2.30–Cenário 6 - Potência da barra com o carregador.	48
Figura 2.31–Potências máximas do alimentador em cada dia de 2019.	53
Figura 2.32–Potências máximas do alimentador com a introdução da potência dos VEs para 2023.	55
Figura 2.33–Histograma com as ocorrências de potências máximas por patamar. . .	55
Figura 2.34–Potências máximas do alimentador com a introdução da potência dos VEs para 2025 com carregamento máximo de 22kW.	56
Figura 2.35–Histograma com as ocorrências de potências máximas por patamar. . .	57
Figura 2.36–Potências máximas do alimentador com a introdução da potência dos VEs para 2025 com carregamento máximo de 40kW.	58
Figura 2.37–Histograma com as ocorrências de potências máximas por patamar. . .	58
Figura 2.38–Potências máximas do alimentador com a introdução da potência dos VEs para 2028 com carregamento máximo de 7.5kW.	59
Figura 2.39–Histograma com as ocorrências de potências máximas por patamar. . .	60
Figura 2.40–Potências máximas do alimentador com a introdução da potência dos VEs para 2028 com carregamento máximo de 22kW.	60
Figura 2.41–Histograma com as ocorrências de potências máximas por patamar. . .	61
Figura 2.42–Potências máximas do alimentador com a introdução da potência dos VEs para 2028 com carregamento máximo de 40kW.	62
Figura 2.43–Histograma com as ocorrências de potências máximas por patamar. . .	62
Figura 2.44–Curva típica de geração solar.	63
Figura 3.1 – Fluxograma típico do GA.	76
Figura 3.2 – Roleta com as porcentagens para seleção.	77
Figura 3.3 – Operador genético: cruzamento.	78
Figura 3.4 – Operador genético: mutação.	78
Figura 3.5 – gerenciamento ótimo. (a) Curva de carga utilizada como P_l (b) P_g e P_b depois da otimização (c) EC depois da otimização.	82
Figura 3.6 – gerenciamento ótimo. (a) Curva de carga utilizada como P_l (b) P_g e P_b depois da otimização (c) EC depois da otimização.	83
Figura 3.7 – gerenciamento ótimo. (a) Curva de carga utilizada como P_l (b) P_g e P_b depois da otimização (c) EC depois da otimização.	84
Figura 3.8 – gerenciamento ótimo. (a) Curva de carga utilizada como P_l (b) P_g e P_b depois da otimização (c) EC depois da otimização.	84
Figura 3.9 – gerenciamento ótimo. (a) Curva de carga utilizada como P_l (b) P_g e P_b depois da otimização (c) EC depois da otimização.	85

Figura 3.10–Carga x PGótimo.	86
Figura 3.11–Carga x PGótimo.	86
Figura 3.12–PGótimo(vetor 744 pontos) x PGótimo(vetor 24 pontos)	87

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 – Rede imaginária formada por SSDMT e UNSEMT.	27
Tabela 2.2 – Estimativa de VEs acessando a UFPB.	33
Tabela 2.3 – Tensões das barras em pu.	37
Tabela 2.4 – Tensões das barras em pu.	39
Tabela 2.5 – Tensões das barras em pu.	42
Tabela 2.6 – Tensões das barras em pu.	44
Tabela 2.7 – Tensões das barras em pu.	45
Tabela 2.8 – Tensões das barras em pu.	47
Tabela 2.9 – Transgressões da capacidade do alimentador durante os anos.	63
Tabela 3.1 – Resumo das abordagens estudadas.	74
Tabela 3.2 – Parâmetros utilizados	81
Tabela 3.3 – Tarifas da rede.	81

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

VE	Veículos Elétricos
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
FP	Fator de Potência
FV	Fotovoltaico
GD	Geração Distribuída
BF	Baterias Fixas
EC	Estado de Carga
FC	Fator de Carga
BDGD	Base de Dados Geográfica da Distribuidora
VCI	Veículos a Combustão Interna
VHP	Veículos Híbridos <i>Plug-in</i>
VEB	Veículos Elétricos à Bateria
SAE	Sistema de Armazenamento de Energia
PRODIST	Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional
PE	Preço de Energia
CN	Capacidade Nominal
SGEI	Sistema de Gestão de Energia Inteligente
RNA	Rede Neural Artificial
PD	Profundidade de Descarga
RNA	Rede Neural Artificial
AG	Algoritmo genético
EP	Enxame de Partículas
ED	Evolução Diferencial

SUMÁRIO

1	Introdução	16
1.1	Motivação	20
1.2	Objetivos	20
1.2.1	Objetivo Geral	20
1.2.2	Objetivos Específicos	20
1.3	Organização do Trabalho	20
2	Análise dos impactos da introdução dos VEs no alimentador da UFPB e suas possíveis soluções	22
2.1	Introdução	22
2.2	Modelo temporal	24
2.2.1	Modelo de linhas	25
2.2.2	Modelo de cargas	27
2.2.3	Modelo do carregador dos VEs	29
2.2.4	Cenários Elaborados	31
2.2.5	Resultados	34
2.2.5.1	Cenário 0	35
2.2.5.2	Cenário 1	36
2.2.5.3	Cenário 2	38
2.2.5.4	Cenário 3	41
2.2.5.5	Cenário 4	43
2.2.5.6	Cenário 5	44
2.2.5.7	Cenário 6	47
2.3	Insights teóricos	49
2.3.1	Fator de carga (FC)	50
2.4	Análise anual e soluções	51
2.4.1	Ano de 2023	54
2.4.2	Ano de 2025	55
2.4.3	Ano de 2028	59
2.4.4	Introdução da GD	63
2.4.5	Controle de carga dos VEs	64
2.5	Considerações Finais	64
3	Gerenciamento de energia para o alimentador da UFPB	66
3.1	Introdução	66
3.2	Algoritmo Genético	75
3.3	Formulação do problema	78
3.4	Resultados	80
3.5	Considerações Finais	88

4	Trabalhos futuros	89
5	Conclusão	90
	Referências	91

Apêndices

1 INTRODUÇÃO

O excesso de emissões de Gases do Efeito Estufa (GEE) é um grande entrave muito discutido nos encontros mundiais, como o COP 21, RIO+20 e ECO-92. 29% e 23% de todas as emissões de CO₂, respectivamente, dos Estados Unidos da América (EUA) e da União Europeia (UE) é proveniente do setor de transporte. No Brasil, a porcentagem de emissões de CO₂ advinda dos automóveis é de 13% (ANFAVEA, 2021), conforme 1.1. O setor de transporte é, portanto, responsável por parte representativa das emissões de GEEs mundialmente. Em busca de reduzir as emissões de CO₂, novas tecnologias são desenvolvidas e aperfeiçoadas para substituir os combustíveis fósseis, utilizados tanto para gerar energia elétrica como para alimentar os motores a combustão. Nessa esteira, os Veículos Elétricos (VEs) surgem como uma solução para os Veículos a Combustão Interna (VCI), responsáveis por boa parte das emissões de CO₂.

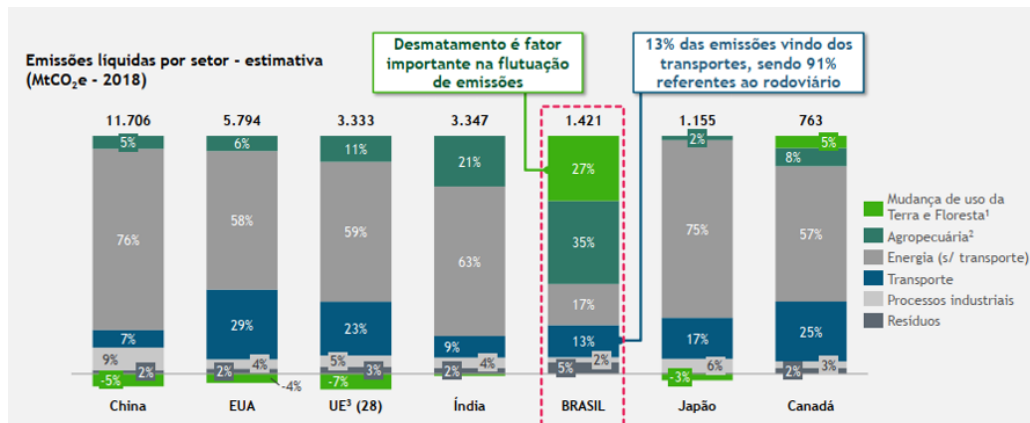


Figura 1.1 – Emissões de CO₂ em âmbito mundial.

Fonte: [Modificado de (ANFAVEA, 2021)]

Os primeiros VEs foram desenvolvidos entre 1880 e 1900, nessa época as vendas de VCIs e VEs nos Estados Unidos eram comparáveis em quantidade. No entanto, o advento do fordismo e do Modelo T fizeram com que os VEs não tivessem a mesma oportunidade de mercado que os VCIs. Tempos depois, a substituição das baterias de chumbo-ácido pelas baterias de íons de lítio tornaria viável a produção do VEs do mercado de massas com o Tesla Roadster em 2007 (SG2, 2004).

Em comparação aos VCIs os VEs têm um motor mais eficiente, com maior confiabilidade mecânica (menos peças móveis, menos dispositivos auxiliares, menos manutenção, menos ruído, etc.) (ENTSO-E, 2021). Os VEs hoje em dia ainda têm o custo superior aos VCIs, mas isso é uma realidade que pode mudar com o advento de novas tecnologias e uma maior isenção de impostos por parte dos governos. As baterias dos VEs têm menor densidade de energia que os combustíveis líquidos usados nos VCIs, portanto os VEs são mais pesados e têm menos autonomia que os VCIs. A recarga dos VEs, mesmo o mais

rápido possível, ainda é 5 vezes mais lenta que o reabastecimento dos VCIs (ENTSO-E, 2021).

A evolução do uso de VEs está intrinsecamente relacionada com a melhoria na durabilidade e no custo das baterias. Como os VEs dependem exclusivamente de baterias para armazenar energia, a duração e a capacidade dessas baterias são fatores críticos que afetam diretamente a autonomia dos VEs e sua viabilidade econômica.

De acordo com um relatório da BloombergNEF (BloombergNEF, 2020), o custo das baterias tem diminuído de forma constante nas últimas décadas, passando de cerca de US\$1.100 por kWh em 2010 para menos de US\$137 por kWh em 2020. Isso representa uma redução de mais de 87% em pouco mais de uma década, e tem sido impulsionado principalmente pelo aumento na produção em massa de baterias de íons de lítio, que são a tecnologia dominante para VEs atualmente.

Além disso, a duração das baterias também tem melhorado graças a avanços na tecnologia de materiais e na otimização do design das células das baterias. Segundo (MANTHIRAM et al., 2017), os fabricantes de baterias estão trabalhando em novas tecnologias que prometem aumentar significativamente a vida útil das baterias, como o uso de ânodos de silício e de eletrólitos sólidos.

É importante notar que, apesar das melhorias recentes, a durabilidade e o custo das baterias ainda são fatores limitantes para a ampla adoção de VEs em todo o mundo. No entanto, a expectativa é que esses fatores continuem a melhorar à medida que a tecnologia avança e a produção em massa se expande, tornando os VEs cada vez mais atraentes para os consumidores e mais acessíveis em termos de preço.

Cabe ressaltar ainda que o impacto positivo no tocante à sustentabilidade depende veementemente dos modelos de produção, recarga e de descarte da bateria do VE. Nesse sentido, desde que a geração da eletricidade seja a partir de fontes limpas, o VE têm um impacto muito menor nas emissões de CO₂. Portanto, os esforços pela evolução na tecnologia dos VEs deve ser aliada com a produção de energia renovável que abastecerá os novos veículos. Além disso, é necessário que seja garantido o uso da bateria até o limite de sua vida útil, mesmo que não seja no próprio VE, para que seja garantida a sustentabilidade do uso da matéria-prima envolvida em seu processo de construção. Da mesma forma, a reciclagem das baterias é de fundamental importância para o desenvolvimento dos VEs, principalmente aquelas compostas de íons de lítio que são, atualmente, melhores para esse tipo de uso (SANTOS et al., 2021).

A produção, recarga e descarte das baterias têm um impacto direto na sustentabilidade do uso de baterias nos VEs. Esses aspectos são fundamentais para sustentar a ideia de que a adoção crescente de VEs pode ter um impacto benéfico na redução das emissões de GGEs, o que, por sua vez, estimula a introdução cada vez maior desses veículos na

frota mundial.

A evolução do mercado de vendas dos VEs tem sido impulsionada pelos Estados Nacionais com o intuito de no futuro zerar as emissões dos GEEs. O Parlamento Europeu, por exemplo, votou para estabelecer um prazo de 2035 para veículos automotores com emissões zero (ENVIRONMENT, 2022). Assim como vários projetos de P&D na Europa com o intuito de estudar todo o ecossistema que envolve a evolução da mobilidade elétrica, como o exemplo da França, que em 2003, criou o *Program for Environmental Friendly Vehicles*, uma parceira público privada com intuito de superar os desafios relacionados ao desenvolvimento de veículos elétricos e híbridos, incluindo por exemplo, o gerenciamento e armazenamento de energia elétrica (SANTOS; GRANGEIA, 2021). Devido à diminuição dos custos dos veículos e o crescimento da infraestrutura de recarga, no mercado de Vitória na Austrália, espera-se que o número de VEs seja de 1 milhão até 2032, cerca de 33% da frota total (KHOO et al., 2014). De acordo com a Agência Internacional de Energia, o número de VEs no mundo se expandirá de 8 milhões em 2019 para cerca de 140 milhões até 2030 (ENTSO-E, 2021). Nos Estados Unidos, existem ações como o *Energy Independence and Security Act* (EISA) (2007) e *American Recovery and Reinvestment Act (Recovery Act)* (2009), que incentivam VEs nos sistemas de transporte, e o *Public Law 114-94/2015*, que, entre outras diretrizes, libera a circulação de veículos movidos a combustível não fóssil em faixas exclusivas de trânsito, isenta de pagamento de pedágios e designou corredores nacionais de combustível alternativo (AFCs) ao longo das principais rodovias do país. Na figura 1.2, está representado alguns dos incentivos oferecidos pelo governo que favorecem a introdução dos VEs na frota de veículos nacional.

	Descontos em Tarifas de Importação para xEVs	Elétricos	2015	Ministério da Economia
	Desconto em IPI para xEVs	Elétricos	2020	MDIC
	Desconto em IPVA para xEVs	Elétricos	-	Governos Estaduais

Figura 1.2 – Incentivos governamentais.

Fonte: [Modificado de (ANFAVEA, 2021)]

Segundo a Associação Brasileira dos Veículos Elétricos (ABVE, 2022), em 2021 o Brasil atingiu a melhor série de resultados para veículos leves eletrificados com aumento de 77% em relação ao ano de 2020 e de 195% em relação ao ano de 2019. Outrossim, as vendas de veículos eletrificados leves no Brasil cresceram 115% no primeiro trimestre de 2022, ainda segundo a Associação Brasileira dos Veículos Elétricos. Para os executivos da indústria automotiva que responderam a uma pesquisa da KPMG (KPMG, 2021), na média, os VEs representarão 41% de todas as vendas do setor automotivo no Brasil no ano de 2030.

Todo esse acréscimo de carga devido a introdução do carregamento dos VEs incorre em impactos nos Sistemas Elétricos de Potência. É de extrema importância o estudo desses impactos nas redes elétricas para que sejam conhecidos e não atrapalhem a confiabilidade

e estabilidade dos sistemas. Nesse contexto, a recarga lenta pode gerar um excesso de demanda em horários de pico e quando a maioria dos VEs estariam carregando, por outro lado, recargas rápidas requerem conexões de alta potência que necessitam de subestações dedicadas, gerando altos custos (ENTSO-E, 2021). Outros impactos são sugeridos pela literatura, como a piora do perfil de tensão da rede, desbalanceamento entre as fases, problemas com distorções harmônicas e aumento das perdas (ALSHAHRANI; KHALID; ALMUHAINI, 2019).

Tendo em vista os prováveis impactos do carregamento de VEs na rede elétrica, algumas soluções inteligentes para essas consequências são elaboradas. Nesse sentido, o gerenciamento da recarga pode ser feito de duas formas a fim limitar os picos de demanda: realizando uma tarifação dinâmica com o intuito de estimular os donos de VEs a carregarem em horários fora de pico e realizando um gerenciamento de energia através de um algoritmo de otimização (ENTSO-E, 2021). Além disso, aliar a geração distribuída e sistemas de armazenamento de energia, como é feito no projeto CELESC no qual os eletropostos são integrados com a geração fotovoltaica e bancos de bateria (CATARINA, 2022), podem ser um importante fator para contornar os impactos dos VEs nas redes elétricas.

1.1 MOTIVAÇÃO

Dado o exposto pela ABVE sobre o crescimento de VEs no Brasil nos últimos anos e todo o estímulo dos governos internacionais que, provavelmente, incetivarão o estado brasileiro a seguir os mesmos passos, a expectativa é que o número de VEs cresça no estado da Paraíba. Nesse contexto, surge a possibilidade dos estudos sobre os impactos do excedente de carga devido a introdução dos VEs nas redes elétricas. O alimentador **JPS BI-6** da Energisa Paraíba, que fornece energia para a Universidade Federal da Paraíba (UFPB), tem um carregamento alto e assim estaria mais suscetível aos impactos da introdução do carregamento de VEs, sendo assim este alimentador foi escolhido para ser analisado como o objeto de estudo dessa pesquisa.

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 Objetivo Geral

O objetivo desse trabalho consiste em analisar a introdução do carregamento de VEs no alimentador **JPS BI-6** da Energisa Paraíba, o qual têm como carga principal a UFPB.

1.2.2 Objetivos Específicos

- Descrever e analisar cenários com a introdução dos VEs no alimentador que fornece energia para a UFPB;
- Propor soluções para os impactos da introdução do carregamento dos VEs na UFPB;
- Revisar o que mostra a literatura acerca do gerenciamento de energia no contexto dos VEs e dos sistemas de armazenamento;
- Propor um gerenciamento de energia para mitigar os impactos da introdução dos VEs no alimentador;

1.3 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

A organização do trabalho é feita da seguinte maneira:

- No capítulo 2 é realizado a modelagem da rede da UFPB, elaboração dos cenários e análise dos impactos da introdução dos VEs no alimentador **JPS BI-6**, da Energisa Paraíba;
- No capítulo 3 é realizado um gerenciamento de energia como proposta para mitigar os impactos da introdução dos VEs no alimentador **JPS BI-6**, da Energisa Paraíba ;

-
- No capítulo 4 são feitas as Considerações Finais do trabalho a partir dos resultados obtidos.

2 ANÁLISE DOS IMPACTOS DA INTRODUÇÃO DOS VES NO ALIMENTADOR DA UFPB E SUAS POSSÍVEIS SOLUÇÕES

2.1 INTRODUÇÃO

O presente capítulo descreve a análise dos impactos da introdução dos VEs no alimentador **JPS BI-6** da Energisa Paraíba. Foram estudados impactos nos anos 2022, 2023, 2025 e 2028. A maioria dos estudos incorporam um horizonte de tempo entre 2030 e 2035, como o estudo de mercado feito pela *KPMG International Limited* (KPMG, 2021), e as projeções da penetração de VEs no mercado feitos pela *Boston Consulting Group* e apresentados no relatório da ANFAVEA (ANFAVEA, 2021). O limite de tempo até 2028 foi escolhido porque, baseado na metodologia de estimativa de VEs, para a quantidade de VEs do ano em questão os limites de potência do alimentador já seriam ultrapassados em muitos dias do ano.

Para estimar o número de VEs, foi considerada uma metodologia baseada na taxa de crescimento de veículos a combustão e VEs nos anos 2020 e 2021, além do número de veículos totais existentes atualmente. Os anos de 2022 e 2023 foram analisados diretamente por meio de simulações feitas em ambiente *Simulink/MATLAB®*, no qual os alimentadores foram implementados a partir da Base de Dados Geográfica da Distribuidora (BDGD) Energisa, utilizando a curva de carga do alimentador para um dia crítico de demanda. Neste modelo, os VEs foram representados por curvas de potência de carregamento no domínio do tempo, para fins de avaliação dos impactos e contribuições quanto a inserção de VEs nas redes de distribuição de energia elétrica. Nesse caso, a elaboração do

Além disso, foi realizado um estudo anual considerando as quantidades de VEs, obtidas da metodologia de estimativas citada anteriormente, para os anos de 2022, 2023, 2025 e 2028. Nesse caso, a análise baseou-se nos valores de demanda máximos diários da curva de carga do ano de 2019 para cada alimentador, uma vez que a demanda de energia desse ano não foi prejudicada pelo evento pandêmico como 2020 e 2021 e dessa forma reflete de maneira mais fiel a demanda energética do alimentador.

A introdução dos VEs têm sido estudada na literatura tendo como base diversos aspectos. Elevações/picos de demanda devido a penetração dos VEs são avaliadas na maioria dos estudos, como se pode notar em (WANG, 2014) e (DROVTAR et al., 2013). Em (WANG, 2014) foi constatado que o carregamento não controlado de veículos elétricos pode ter efeitos prejudiciais na estabilidade do sistema de energia. Em um cenário adverso, isso poderia resultar em um aumento significativo de 53,2% na demanda de pico. No entanto, ao adotar uma abordagem adequada de carregamento programado, os veículos elétricos deixam de contribuir para a demanda de pico. Além disso, o carregamento programado demonstrou uma redução expressiva de até 51% no desvio padrão da carga residencial. Portanto, a agregação controlada da demanda de veículos elétricos, através de

uma estratégia apropriada de resposta à demanda, apresenta um potencial considerável para aprimorar a estabilidade do sistema de energia, sem gerar impactos negativos significativos. Por outro lado, em (DROVTAR et al., 2013) são abordados os impactos complexos do carregamento de veículos elétricos (VEs) e a consequente demanda adicional de carga no sistema de energia da Estônia. Neste estudo é indicado que a maior influência na curva de carga é notada durante o período compreendido entre as 16h e as 18h. Esse intervalo coincide com o término do expediente de trabalho e as alterações na intensidade do tráfego. Durante os horários de pico, é esperado um acréscimo de carga adicional de 1,8% a 5,2%, dependendo do grau de integração dos veículos. Os autores realçam que embora o aumento na carga de pico possa parecer insignificante na perspectiva de todo o sistema, devido à diferente concentração de VEs em áreas urbanas e rurais, os impactos em diferentes partes da rede são esperados, isso quer dizer que mesmo que a rede não entre em colapso a nível geral, transformadores de distribuição podem apresentar problemas de sobrecarga.

Mais especificamente em (NACMANSON; ZHU; OCHOA, 2022) e (ZHU et al., 2022), foi desenvolvido um estudo balizado pelo conceito de Capacidade de Hospedagem, do inglês *Host Capacity*, no qual se analisa a quantidade de VEs que alimentadores na Austrália com diferentes características podem hospedar, com base na elevação da demanda e o perfil de tensão devido à entrada dos VEs na rede. Em (NACMANSON; ZHU; OCHOA, 2022), foram completamente modelados seis alimentadores de alta tensão (AT) na Austrália e redes pseudo-baixa tensão (BT) nos Estados de Victoria, Nova Gales do Sul e Tasmânia. De acordo com os resultados obtidos, os alimentadores urbanos apresentam uma maior capacidade para acomodar VEs do que os alimentadores rurais (até 80% em comparação com até 40%). Em (ZHU et al., 2022) foram utilizadas duas redes australianas MV-LV (média tensão-baixa tensão) realistas, uma em ambiente urbano e outra em ambiente rural, como estudo de caso. Os perfis de veículos elétricos (VEs) foram obtidos a partir do projeto Electric Nation no Reino Unido. A capacidade de hospedagem dos VEs foi avaliada ao analisar várias penetrações de VE e considerar seu comportamento variável ao longo do dia, especialmente no momento de pico de demanda, cenário mais crítico.

Os impactos no perfil de tensão também são analisados em (CLEMENT-NYNS; HAESSEN; DRIESEN, 2010) e (DROVTAR et al., 2013). Em (CLEMENT-NYNS; HAESSEN; DRIESEN, 2010), percebeu-se que o aumento na quantidade de VEs resulta em um significativo aumento nos desvios de tensão. De acordo com a norma, os desvios de tensão de até 10% em redes de baixa tensão são considerados aceitáveis durante 95% do tempo. O estudo indicou que para uma penetração de 30% de VEs, alguns dos desvios de tensão se aproximam de 10%, principalmente durante o horário de pico à noite. Os autores de (DROVTAR et al., 2013) indicam que a introdução dos VEs resultou em um aumento de carga que reduziu as tensões nas barras dos municípios monitorados. No entanto, essas reduções de tensão permaneceram dentro dos limites pré-estabelecidos. Os resultados mostraram ainda que em apenas um dos municípios foi encontrada uma baixa tensão

próxima ao limite de 105,1 kV. Alguns outros impactos da introdução do carregamento dos VEs, mesmo que com menor frequência, são citados em alguns estudos, como problemas com harmônicos, sobrecarga de transformadores de distribuição e perdas por efeito joule (HABIB et al., 2018) e (DAS et al., 2020).

Visto o que a literatura técnica propõem sobre as consequências da introdução dos VEs no sistema elétrico de potência, foi proposto no estudo em questão a observação da introdução dos VEs tendo como base a capacidade dos alimentadores, o tempo em que o alimentador fica sobrecarregado e o quanto de sobrecarga ocorre. Ressalta-se que o acréscimo de carga considerado no estudo se deu devido à introdução dos VEs, não foi, entretanto, considerado o aumento normal da demanda de energia anual. Ademais, foram levados em consideração também o perfil de tensão da rede em barras específicas e o Fator de Carga (FC) com e sem a introdução dos VEs.

2.2 MODELO TEMPORAL

Em primeira análise, foi feito um mapeamento no banco de dados BDGD disponibilizado pela ENERGISA. Com auxílio dos Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional - PRODIST/ Módulo 10 (ANEEL, 2020a), as primeiras análises foram feitas no software excel, visto que os arquivos fornecidos têm formato de arquivo **.dbf**. O objetivo foi identificar como é construído BDGD, e dessa forma, identificar as informações necessárias à construção do modelo no *Simulink*/MATLAB® de maneira automática. Para fins dos estudos a serem realizados neste documento, optou-se pelo *Simulink*/MATLAB® em virtude das ferramentas disponíveis, e necessárias, às modelagens dos elementos de rede, além de propiciar ferramentas de controle necessárias ao processo. Além disso, a UFPB conta com um simulador de rede (OPAL-RT), que têm compatibilidade com o *Simulink*, com ele é possível fazer testes com simulação em tempo real.

No intuito de identificar pontos importantes conhecidos pela sua posição geográfica e facilitar a visualização do modelo, foi implementado o georreferenciamento junto à construção do sistema no *Simulink*/MATLAB®. Para isso, utilizou-se arquivos **.shapefile**, os quais contém as coordenadas geográficas dos transformadores que serão utilizados como nós no circuito do alimentador implementado. O próprio MATLAB® tem o comando *shaperead* para carregar os arquivos **.shapefile**.

O modelo a ser implementado é o circuito de média tensão (13,8 kV) do alimentador JPS B-16. O circuito modelado, Figura 2.1, é composto por 607 nós do circuito (barras do sistema) e 103 cargas, essas 103 cargas são os 103 transformadores de distribuição que existem na rede. Os dados do alimentador foram obtidos na base do BDGD. A metodologia de obtenção dos dados para implementação dos nós, linhas e cargas no *Simulink*/MATLAB® será explicada nas seções seguintes. As siglas, a descrição e os principais parâmetros do BDGD, que são utilizados para modelagem do alimentador, estão descritos a seguir. No

Anexo único desta dissertação está o arquivo com o Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional - PRODIST/ Módulo 10 (ANEEL, 2020a), a fim de melhorar a compreensão do modelo.

- CTMT - Circuito de Média Tensão.
Parâmetros: COD_{ID} , NOM e PAC .
- SSDMT - Segmento do Sistema de Distribuição de Média Tensão.
Parâmetros: $CTMT$, PAC_1 , PAC_2 , TIP_{CND} e $COMP$.
- UNSEMT - Unidade Seccionadora de Média Tensão.
Parâmetros: $CTMT$, PAC_1 e PAC_2 .
- UNREMT - Unidade Reguladora de Média Tensão.
Parâmetros: $CTMT$, PAC_1 e PAC_2 .
- UNCRMT - Unidade Compensadora de Reativo de Média Tensão.
Parâmetros: $CTMT$, PAC_1 e PAC_2 .
- UNTRD - Unidade Transformadora de Distribuição.
Parâmetros: $CTMT$, PAC_1 e POT_{NOM} .
- SEGCON - Segmento Condutor.
Parâmetros: COD_{ID} , $R1$, e $X1$.

Os arquivos citados anteriormente contemplam todos os alimentadores da ENER-GISA. Para obter as informações apenas do alimentador **JPS B-L6** foi necessário criar um filtro nos arquivos de equipamentos de forma que fossem separados os dados do alimentador de interesse. Para isso foi utilizado o parâmetro $CTMT$, que identifica os alimentadores e fornece a possibilidade de filtrar as informações de um único alimentador. Note que, $CTMT$ também é um arquivo, no qual estão identificados as principais informações sobre cada alimentador do BDGD.

2.2.1 Modelo de linhas

As linhas do circuito implementado foram baseadas no modelo de linhas com comprimento abaixo de 80 km, no qual as capacitâncias das linhas são desprezadas (DIE-FENTHÄLER, 2019), devido ao seu baixo valor, desta forma, as linhas foram representadas por resistências e indutâncias, conforme é apresentado na Figura 2.2. Além disso, foi implementado o circuito que representa a rede real com a utilização da sequência de fase positiva, visto que o sistema foi considerado equilibrado e simétrico.

Para construção do modelo do alimentador, uma das entradas são os nós de partida (LT_{de}) e chegada (LT_{para}) das linhas de distribuição. Inicialmente, o arquivo SSDMT foi

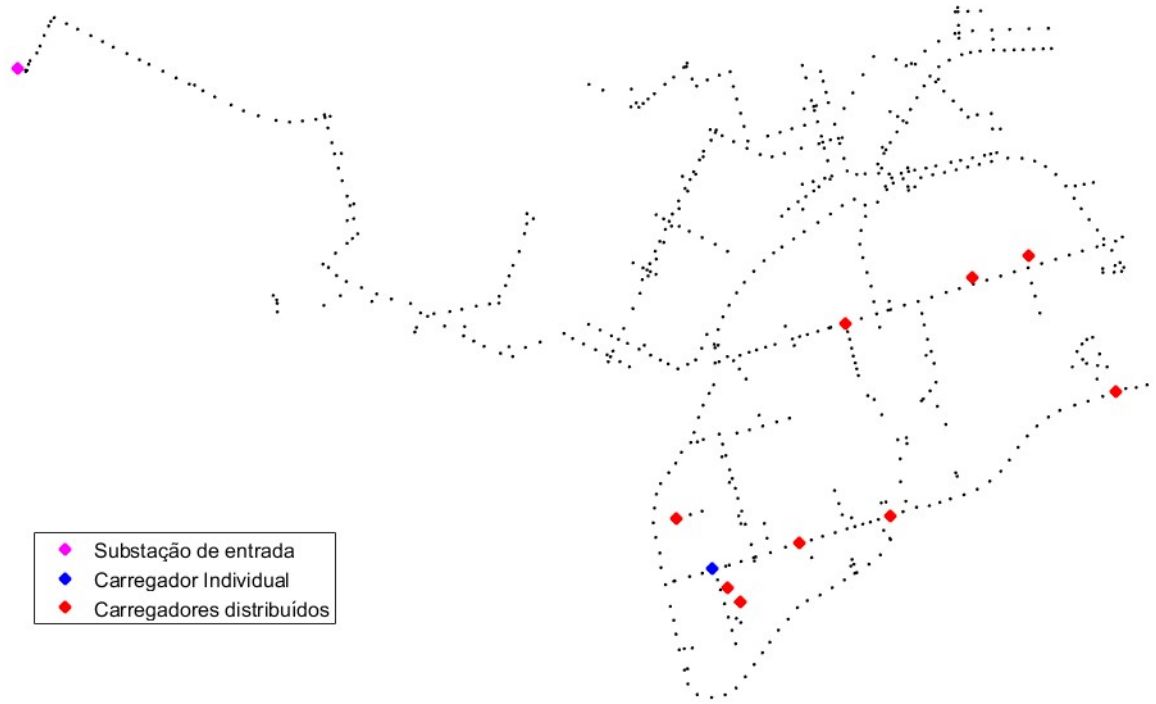


Figura 2.1 – Esquemático do circuito implementado no *Simulink*.

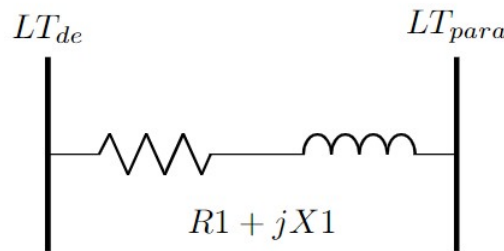


Figura 2.2 – Modelo de linha implementado.

utilizado, pois é neste que os segmentos de linha são armazenados. Os parâmetros PAC_1 e PAC_2 foram utilizados para representar as entradas LT_{de} e LT_{para} , respectivamente. Contudo, a resposta do algoritmo resultou em subredes que não eram interligadas devido à falta dos demais equipamentos do alimentador. Desta forma, os arquivos UNSEMT, UNREMT e UNCRMT, que também apresentam os parâmetros PAC_1 e PAC_2 , foram utilizados para representar o alimentador completamente.

Os equipamentos descritos nos arquivos UNSEMT, UNREMT e UNCRMT foram, inicialmente, considerados como curto circuitos, em razão de que neste atual momento não são realizados estudos de proteção e faltas na rede. Para conectar os arquivos, foi implementada uma metodologia de renomeação dos $PACs$. A metodologia utilizada pode ser explicada com um exemplo no qual se tem uma rede imaginária composta apenas por SSDMT e UNSEMT, representada na Tabela 2.1.

Tabela 2.1 – Rede imaginária formada por SSDMT e UNSEMT.

SSDMT		UNSEMT	
PAC_1	PAC_2	PAC_1	PAC_2
1	2	2	3
3	4	-	-

Ao implementar a rede somente com o arquivo SSDMT, o algoritmo resulta em duas subredes, $1 - - > 2$ e $3 - - > 4$. É possível incluir o arquivo UNSEMT, identificar quando o PAC_2 do SSDMT é igual ao PAC_1 do UNSEMT e, com isso, modificar o PAC_2 do SSDMT para que seja igual ao PAC_2 do UNSEMT. Dessa maneira, é possível obter um único segmento de rede, $1 - - > 3 - - > 4$. Aplicando essa metodologia nos demais arquivos de equipamentos é possível construir as linhas de distribuição do modelo.

Somado a estratégia supracitada, é utilizado a coluna TIP_{CND} do arquivo SSDMT, que contém informações sobre o modelo do cabo usado em cada segmento da linha. Com isso, é possível buscar no arquivo SEGCON, os parâmetros $R1$ e $X1$, que são dados por quilometro. Por fim, é utilizado o parâmetro $COMP$ do arquivo SSDMT, que apresenta os comprimentos dos segmentos de linha, para, em conjunto com os parâmetros do SEGCON, calcular cada elemento dos segmentos de linha do alimentador. O cálculo da resistência e indutância de cada segmento de linha é efetuado a partir da equações 2.1 e 2.2.

$$r_i = R1_i * COMP_i \quad (2.1)$$

$$l_i = \frac{X1_i * COMP_i}{2\pi f} \quad (2.2)$$

onde i é segmento de linha atual, r_i é a resistência do segmento de linha atual em Ω , l_i é a indutância do segmento de linha atual em (H) e f é a frequência da rede em (Hz).

2.2.2 Modelo de cargas

A literatura mostra que o modelo de carga mais utilizado em modelagem de sistemas de potência, mais especificamente nos sistemas de distribuição, é o modelo de Impedância, Corrente e Potência (ZIP) constantes, definido nas equações 2.3 e 2.4 (GRANADOS, 2018). O modelo ZIP representa de uma maneira mais fiel às características diversas dos equipamentos que estão presentes em sistemas de distribuição, a exemplo de um chuveiro elétrico que pode ser implementado pelo modelo de impedância constante, ou uma geladeira que predominantemente é uma carga de potência constante (GRANADOS, 2018), (DIEFENTHÄLER, 2018).

$$P_{load}(t) = P_o * [Z_p(\frac{V(t)}{V_o})^2 + I_p(\frac{V(t)}{V_o}) + P_p] \quad (2.3)$$

$$Q_{load}(t) = Q_o * [Z_p(\frac{V(t)}{V_o})^2 + I_p(\frac{V(t)}{V_o}) + P_p] \quad (2.4)$$

onde,

$$Z_p + I_p + P_p = 1 \quad (2.5)$$

$$Z_q + I_q + P_q = 1 \quad (2.6)$$

A inserção das cargas foi baseada no modelo de Impedância Constante, esse que representa potência ativa (P_{load}) e a potência reativa (Q_{load}) em função das variações de tensão e da frequência (NEVES, 2008). Não foram consideradas flutuações de frequência no estudo em questão, portanto as cargas comportam-se como nas equações 2.7 e 2.8:

$$P_{load}(t) = P_o * (\frac{V(t)}{V_o})^2 \quad (2.7)$$

$$Q_{load}(t) = Q_o * (\frac{V(t)}{V_o})^2 \quad (2.8)$$

onde P_o e Q_o são, respectivamente, a potência ativa (W) e reativa (Var) na tensão de referência, V_o é a tensão de referência em V e $V(t)$ é a tensão medida na carga em V .

Além disso, o modelo de cargas implementado introduz cargas dinâmicas no modelo, ou seja, cargas que variam ao longo do tempo. A curva de carga do alimentador foi dividida em duas partes. Uma parte é a curva de carga da UFPB, obtida a partir das medições de potência realizadas no cubículo de entrada de energia da rede da universidade. A outra parte representa as demais cargas do alimentador excluindo a potência da rede da UFPB. O alimentador **JPS B-16** têm uma capacidade máxima de 9,5 MW trifásico, com uma tensão de linha 13,8 kV e corrente nominal de 400 A. A representação das curvas citadas anteriormente são representadas na Figura 2.3.

A partir de blocos de resistores variáveis, foram introduzidas no modelo do *Simulink*/MATLAB® uma série de resistências calculadas a partir da curva de carga e da potência nominal do sistema. Ou seja, as resistências introduzem no modelo uma potência ativa com o mesmo perfil das curvas da Figura 2.3, correspondente a porcentagem que cada transformador representa da potência nominal do sistema. Essa resistência pode ser calculada utilizando a potência obtida através das equações 2.9 e 2.10. Além disso, o carregamento dos transformadores foi considerado uniforme. Desse modo, caso o sistema esteja sobrecarregado, todos os transformadores estariam sobrecarregados.

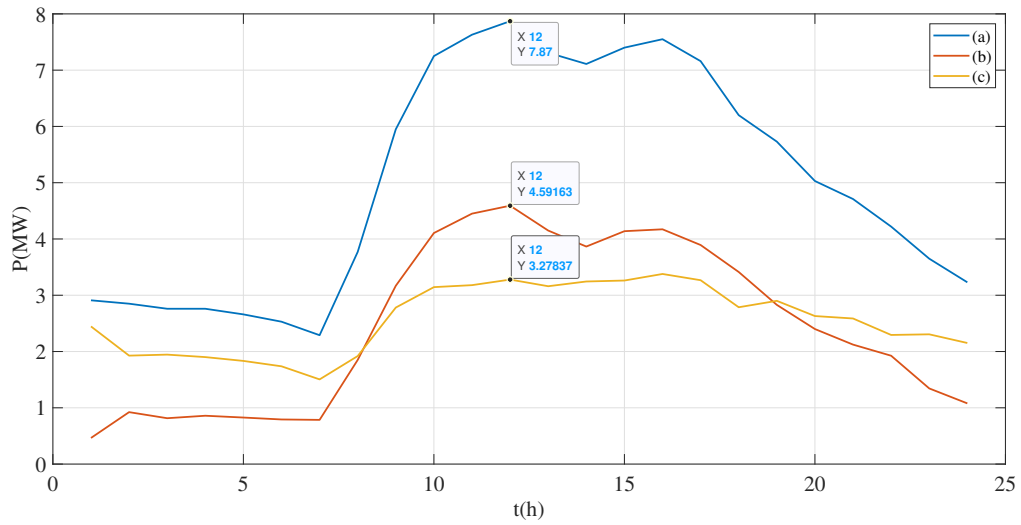


Figura 2.3 – (a) Curva de carga trifásica medida do alimentador JPS BI-6; (b) Curva de carga trifásica medida da rede da UFPB; (c) Curva de carga do alimentador, excluindo a carga da UFPB.

$$porc_i = \frac{S_i}{\sum S} \quad (2.9)$$

$$Pl_i = porc_i * curva \quad (2.10)$$

onde i é transformador atual, S_i é potência nominal do transformador atual que será modelado como carga em kVA, $\sum S$ potência nominal do sistema kVA, $curva$ é a curva de carga apresentada na Figura 2.3 e Pl_i é a variável que representará a potência de cada transformador em kW.

2.2.3 Modelo do carregador dos VEs

As baterias de íons de lítio utilizam três métodos de carregamento: Tensão Constante, Corrente Constante e Tensão Constante-Corrente Constante (CC-CV). O método de Tensão Constante consiste em aplicar uma tensão fixa nos terminais da bateria, sendo o mais simples dos métodos de recarga. Neste método, a corrente de recarga é alta no início do processo e diminui gradualmente até atingir o nível final de carga. Por outro lado, o método de Corrente Constante mantém a corrente de carga constante na bateria através do controle da tensão aplicada em seus terminais (SG2, 2004). O método mais utilizado em baterias de íons de lítio é o CC-CV e por isso será utilizado para esse estudo. Nele, a tensão é elevada até o nível nominal da bateria com uma corrente constante e máxima. Em seguida, mantendo a tensão nominal, a corrente é reduzida gradualmente (MONARETTO, 2021) até atingir a corrente de término, correspondente a 20% da corrente nominal (SG2, 2004). O perfil de carga CC-CV pode ser identificado na Figura 2.4.

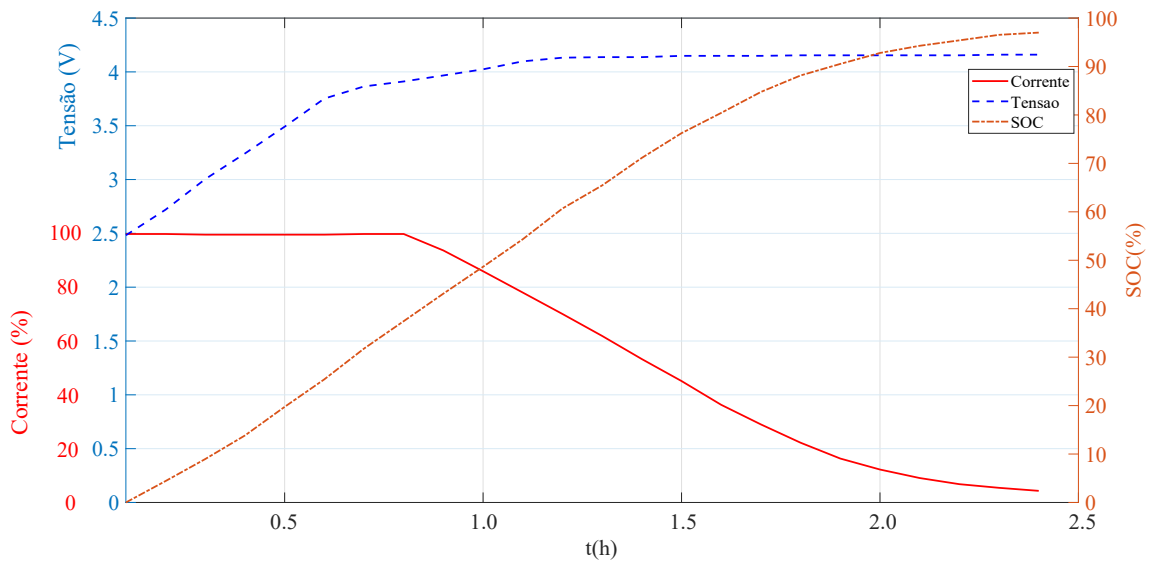


Figura 2.4 – Exemplo de perfil de carga CC-CV das baterias de íons de lítio.

Fonte: [Modificado de (MONARETTO, 2021)]

Um perfil de carga como o da Figura 2.4 gera uma curva de potência como a da Figura 2.5. É possível notar que a curva tem um pico onde a potência é máxima, isso se justifica pelo momento em que o carregamento da bateria muda de Corrente Constante para Tensão Constante, momento no qual a tensão e a corrente estão em seus valores máximos.

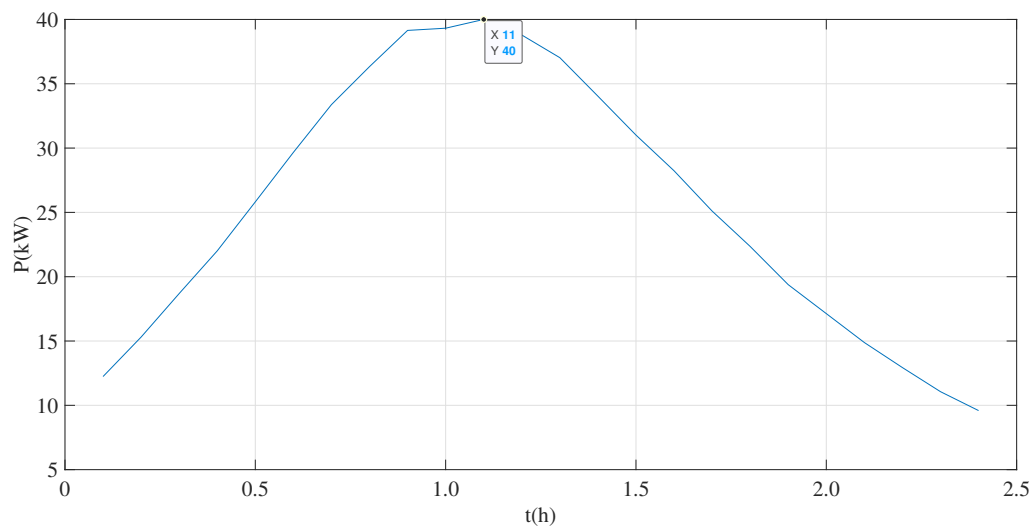


Figura 2.5 – Exemplo de curva de potência do carregamento CC-CV típica da bateria do BYD.

Em alguns casos, a serem analisados nesse estudo, a bateria não se apresentará totalmente descarregada no início do carregamento, para implementar casos como esse a curva de potência da Figura 2.5 foi modificada tendo como base a Figura 2.4, na qual está demonstrado o estado de carga (EC) da bateria, do inglês State of Charge(SOC),

pela curva pontilhada em laranja. Dessa maneira, para um início de carregamento com um EC de 60%, analisa-se no gráfico da Figura 2.4 os valores de tensão e corrente da bateria correspondentes àquele valor de EC e esses são multiplicados para gerar a curva de potência como a da Figura 2.6.

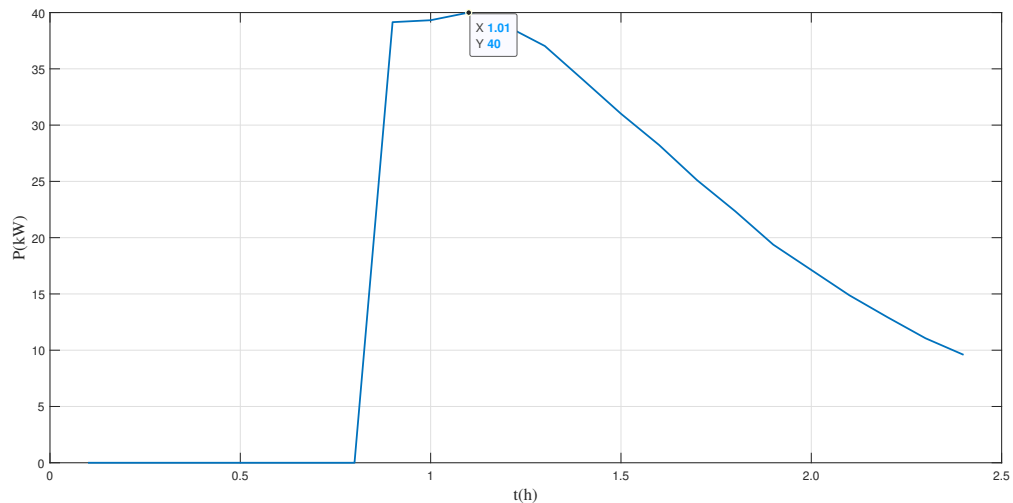


Figura 2.6 – Exemplo de curva de carregamento com EC inicial igual a 60%.

Será utilizado como modelo a bateria do BYD E5 que têm uma bateria com capacidade de 47.5 kWh e potência de carregamento máxima de 40 kW. Potência do carregador do BYD E5 é de 40 kW ou 7,5 kW, somente em corrente alternada (BYD,). A curva de potência da Figura 2.5 terá seu pico em 40 kW. Além disso, o carregador será implementado no modelo da mesma forma que as curvas de carga, isto é, por meio da curva de potência será calculado uma curva de resistência que será introduzida no *Simulink*/MATLAB® a partir do bloco de resistor variável.

2.2.4 Cenários Elaborados

A metodologia utilizada para elaborar os cenários foi embasada em proporções entre as quantidades de Veículos a Combustão Interna (VCI) e VEs frequentadores da UFPB e pertencentes ao estado da Paraíba. Nesse contexto, foram feitos cálculos percentuais a partir dos dados obtidos acerca dos VCIs e dos VEs para os anos de 2020 e 2021, e, com isso, foram considerados os mesmos comportamentos percentuais para fazer uma estimativa de VCIs e VEs que frequentam a UFPB nos anos de 2022 e 2023. Tal metodologia está explicada com mais detalhes neste capítulo.

Em 2020, segundo dados do Departamento de Trânsito da Paraíba, os números de VCIs eram de 46.227, por outro lado, estudos da NeoEnergia permitiram notar que existiam 59 VEs no estado, considerando os Veículos Híbridos *Plug-in* (VHP) e os Veículos Elétricos à Bateria (VEB), como está demonstrado nas figuras 2.7 e 2.8 . Além disso, segundo dados estatísticos atualizados no Departamento de Trânsito da Paraíba, até abril

de 2021 o número de VCIs era de 48.103. Da mesma forma, o número de VEs, considerando os VHPs e VEBs, era de 102, segundo estudo realizado pela NeoEnergia. Isso significa que os VEs representavam, na data relatada, 0,211% de todos os veículos do estado. Avaliando os números dos dois anos, é possível notar que houve aumento de VEs de 72,88% do ano de 2020 para 2021, VCIs apresentam crescimento de 4,05% e o montante total de veículos cresceu 4,15%. Usando o percentual de crescimento de 72,88% , estima-se que em 2022 tenha-se 176 VEs, o que representa 0,35% do total de veículos, em 2023, estima-se que serão 304, os quais correspondem a 0,58% do total de veículos (NETO, 2022). A pesquisa feita pela NeoCharge (NEOCHARGE, 2022) apresenta os números de VEs no ano de 2022, que é de 175 VEs, o que corrobora com a estimativa feita pela metodologia.

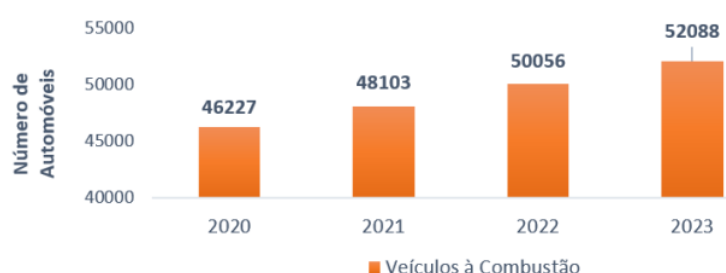


Figura 2.7 – Crescimento no número de veículos a combustão.

Fonte: [Modificado de (NETO, 2022)]

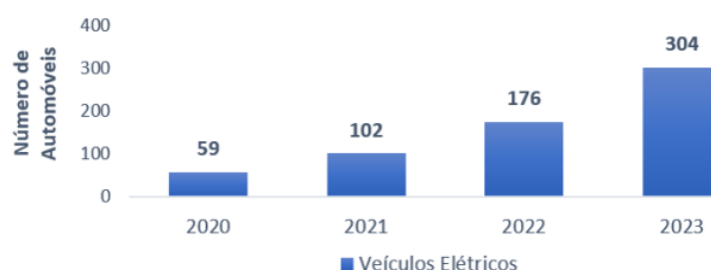


Figura 2.8 – Crescimento no número de veículos elétricos.

Fonte: [Modificado de (NETO, 2022)]

O estudo feito em (CEVADA, 2015) mostrou que a UFPB era acessada por 8175 veículos automotores na data do seu estudo. Utilizando a porcentagem de 0,211% que representa o número de VEs em relação ao número total de veículos no estado, é possível chegar ao número de 17 VEs frequentando a UFPB para o ano de 2021.

Além disso, considerando o mesmo crescimento percentual de veículos automotores da Paraíba (4,15%) para estimar o crescimento de automóveis acessantes da UFPB para os anos de 2022 e 2023, tem-se, respectivamente, 8514 e 8867. Da mesma forma, utilizando agora os percentuais que representam a quantidade de VEs em relação ao montante total de veículos na paraíba para os anos de 2022 (0,35%) e 2023 (0,58%) ((NETO, 2022)), é possível chegar ao número de VEs acessando a UFPB nesses anos, respectivamente, igual

a 30 e 52, essa estimativa está resumida na tabela 2.2. Essas foram as quantidades de VEs utilizadas nos cenários implementados.

Tabela 2.2 – Estimativa de VEs acessando a UFPB.

ANO	Fluxo total de veículos na UFPB	Percentual de VEs em relação a frota total na Paraíba	Fluxo de VEs na UFPB
2021	8175	0,21%	17
2022	8514	0,35%	30
2023	8867	0,58%	52

Os cenários analisados estão resumidos a seguir:

- **Cenário 0:** Comportamento do alimentador sem a introdução do carregamento dos VEs;
- **Cenário 1:** para o ano de 2022 com 30 VEs chegando a UFPB com a carga da bateria próxima de 0%, todos chegando às 10 da manhã;
- **Cenário 2:** para o ano de 2023 com 52 VEs chegando a UFPB com a carga da bateria próxima de 0%, todos chegando às 10 da manhã;
- **Cenário 3:** para o ano de 2022 com um número de 30 VEs chegando a UFPB com a carga da bateria próxima de 60%, todos chegando às 10 da manhã;
- **Cenário 4:** para o ano de 2023 com um número de 52 VEs chegando a UFPB com a carga da bateria próxima de 60%, todos chegando às 10 da manhã;
- **Cenário 5:** para o ano de 2023 com um número de 52 VEs chegando a UFPB com a carga da bateria próxima de 0% em horários separados:
 1. 10 VEs chegando às 8 horas;
 2. 20 VEs chegando às 10 horas;
 3. 12 VEs chegando às 14 horas;
 4. 10 VEs chegando às 16 horas;
- **Cenário 6:** para o ano de 2023 com um número de 52 VEs chegando a UFPB com a carga da bateria próxima de 0% em horários separados, assim como no cenário 5, mas com 10 postos de carregamento espalhados em alguns pontos da UFPB.

Vale ressaltar que foram simulados o pior caso, nos cenários de 1 a 4, no qual os VEs chegam a UFPB no mesmo horário, representando um pico de potência nesse momento. O horário escolhido para essa introdução de carga foi às 10 horas da manhã, baseado no

horário de chegada dos alunos e professores na UFPB para as aulas do dia. No cenário 5 foi feita uma distribuição do horário de chegada dos VEs levando em consideração o início dos horários de aulas na UFPB. Por fim, no cenário 6 além dos horários distribuídos assim como no cenário 5, há também uma distribuição em 10 pontos de carregamento, diferentemente dos cenários anteriores nos quais o carregamento acontece em um único ponto na rede da UFPB.

2.2.5 Resultados

Primeiramente, é importante citar que o limite de potência do alimentador **JPS BI-6** é de 9,5 MW. Considerando o modelo monofásico, tem-se um limite de 3,17 MW, isso significa um valor máximo de corrente monofásica de 397,4 A.

Foi realizada uma validação do modelo, comparando a potência ativa e reativa dos dados de entrada com a resposta produzida pelo modelo. É evidenciado nas Figuras 2.9 e 2.10 essas comparações, e foi constatado um erro médio de 2,97% para a potência ativa e 1,26% para a potência reativa. Com base nesses resultados, pode-se afirmar que o modelo se comporta de forma adequada e representa de forma suficiente a planta real, uma vez que os erros encontrados foram pequenos. No entanto a potência reativa não está sendo considerada nas análises dos cenários a seguir. Isso porque a magnitude de corrente do modelo com a introdução da potência reativa ficou acima do esperado, isso ocorreu porque é necessário que se utilize um Estimador de estado com o intuito de considerar as perdas nas linhas.

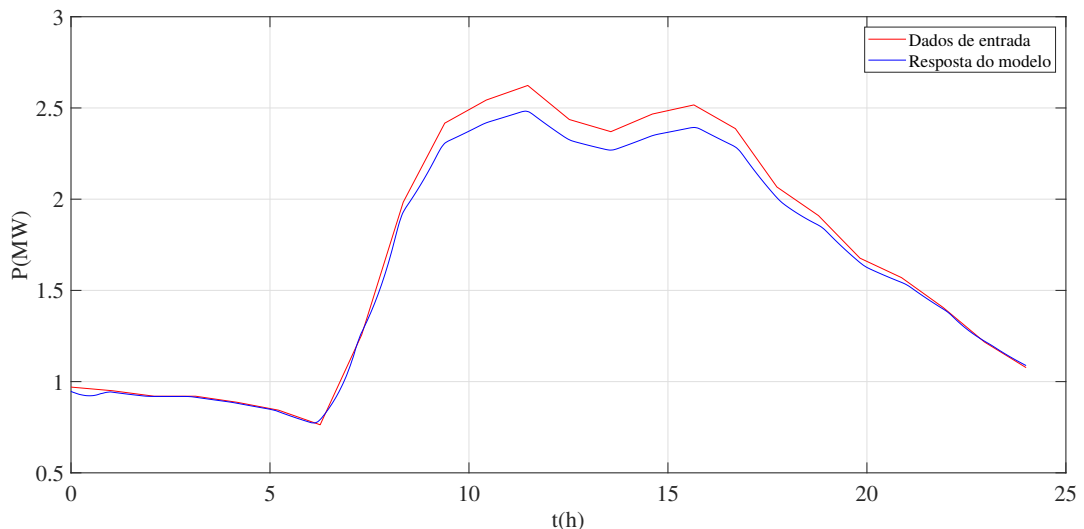


Figura 2.9 – Validação do modelo - Potência ativa.

Para o modelo sem a potência reativa, os valores de corrente do modelo implementado estão um pouco abaixo dos valores calculados teoricamente. O erro médio é de 8,85%, portanto, considerando essa porcentagem para que as análises possam ser feitas de forma satisfatória, a corrente máxima do alimentador foi ajustada para 362,23 A.

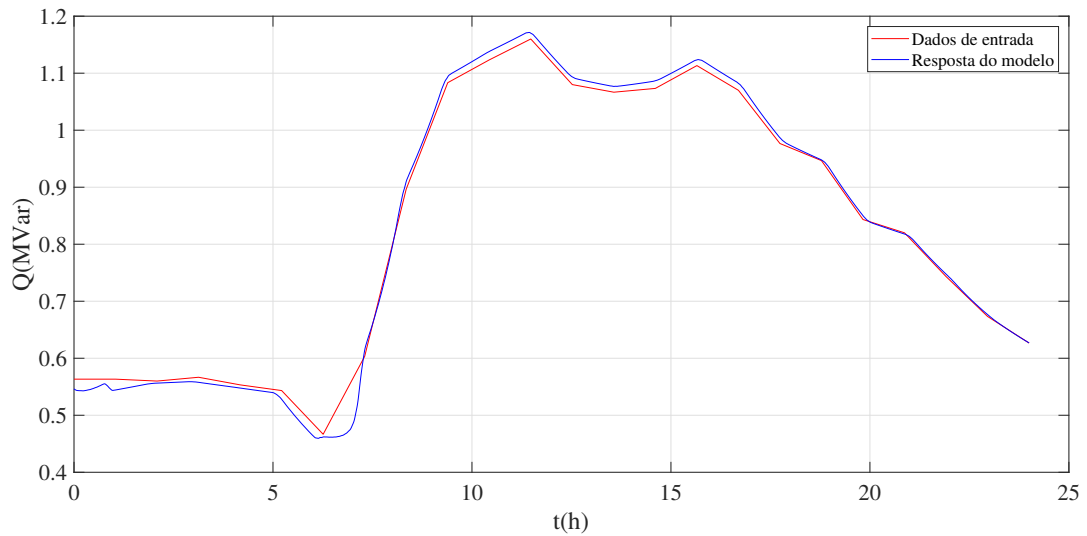


Figura 2.10 – Validação do modelo - Potência reativa.

Os resultados foram organizados de forma que para cada cenário são demonstradas as formas de onda da corrente monofásica total do alimentador em (A), que nesse caso representam a potência do alimentador já que a tensão varia muito pouco, da tensão em pu, em três barras diferentes: barra próxima à subestação da distribuidora (barrai), barra onde está conectada o carregador (barrac) e barra distante da subestação da distribuidora (barraf), e da potência medida na barra onde está conectado o carregador.

2.2.5.1 Cenário 0

O cenário 0 corresponde ao comportamento do alimentador sem a presença dos VEs. Segundo as informações recebidas da ENERGISA, o alimentador **JPS BI-6** tem um carregamento alto. Nesse sentido, foi feito um mapeamento nos dados de medição de potência do ano de 2019, ano esse que representa realmente as condições de carga do alimentador, diferentemente dos anos de 2020 e 2021 devido ao cenário pandêmico. Após a análise das medições de 2019, foi escolhido o dia 23/03/2019 como dia base para as simulações. A escolha desse dia deu-se devido ao alto pico de potência desse dia, próximo aos 7,87 MW trifásico e 2,62 MW monofásico, além do fato de que para esse dia há também a disponibilidade de dados de medição, realizados no cubículo de entrada de energia da rede da UFPB.

Na Figura 2.11 está representada a curva de corrente medida na barra onde está conectado o gerador, representando o transformador da subestação(fonte primária do sistema), do modelo, sendo assim, essa é a corrente total do alimentador. Observa-se que o modelo está de acordo com o comportamento de potência real do alimentador, que pode ser verificado ao se comparar a Figura 2.11 com a Figura 2.3.

Na Figura 2.12 está representado o comportamento das tensões em pu em três

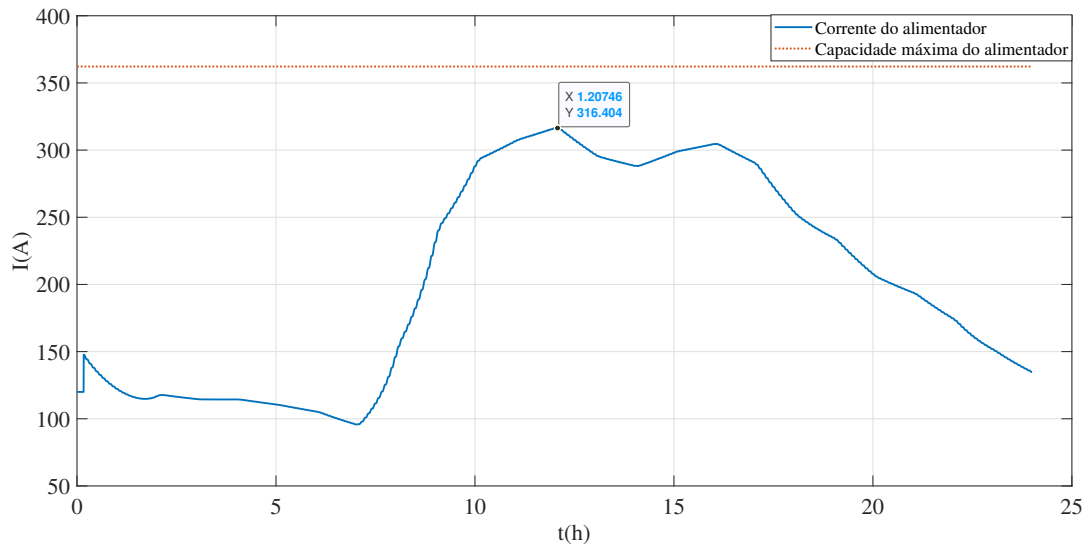


Figura 2.11 – Cenário 0 - Corrente monofásica total do alimentador.

barras diferentes. Segundo o Módulo 8 - Qualidade de Energia do Prodist (ANEEL, 2020c), o limite de subtensão é de 0,93 pu, para pontos de conexão em Tensão Nominal igual ou superior a 2,3 kV e inferior a 69 kV. No caso do cenário 0 não há transgressão dos valores limites de tensão de regime permanente estabelecidos pelo Prodist.

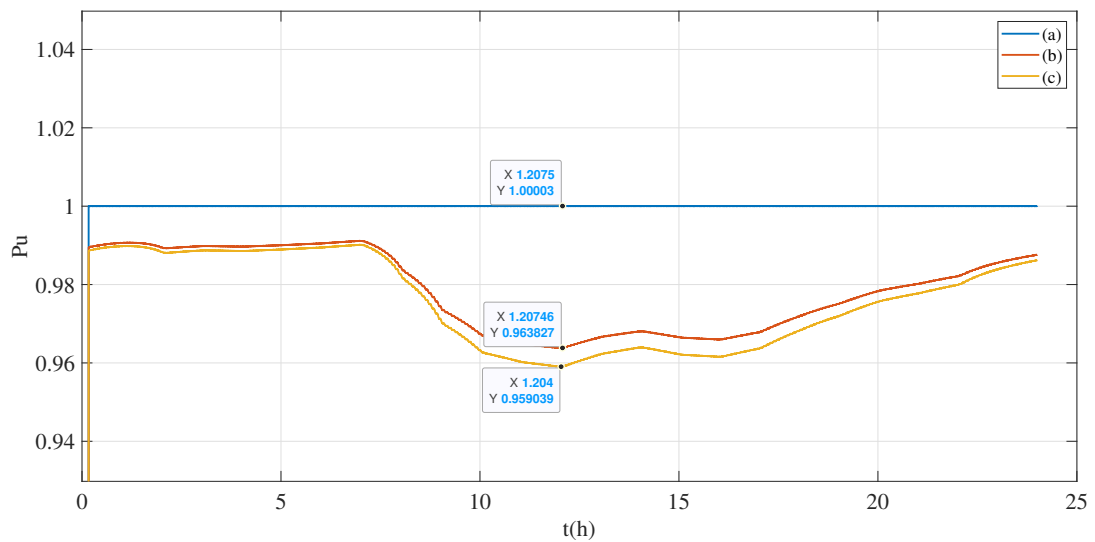


Figura 2.12 – Cenário 0 - Tensões. (a) Barra conectada à fonte; (b) Barra com a conexão do carregador; (c) Barra longe da fonte.

2.2.5.2 Cenário 1

No cenário 1 foi implementado o carregamento de 30 VEs num único ponto, mostrado na Figura 2.1, levando em consideração a estimativa resumida na tabela 2.2. Além disso, a simulação leva em consideração as premissas de que todos os VEs estariam

carregando no mesmo ponto e começariam a carregar às 10 da manhã, que representa o horário do início da aula da maioria dos alunos da universidade.

Na Figura 2.13 estão representado a curva de corrente total do alimentador com a introdução do carregamento de 30 VEs e a linha que representa a capacidade máxima de corrente do alimentador. Para essa quantidade de VEs é possível notar que não há ultrapassagem da capacidade de corrente do alimentador, mas é possível notar um aumento de 37,64 A em relação a corrente de pico do cenário 0.

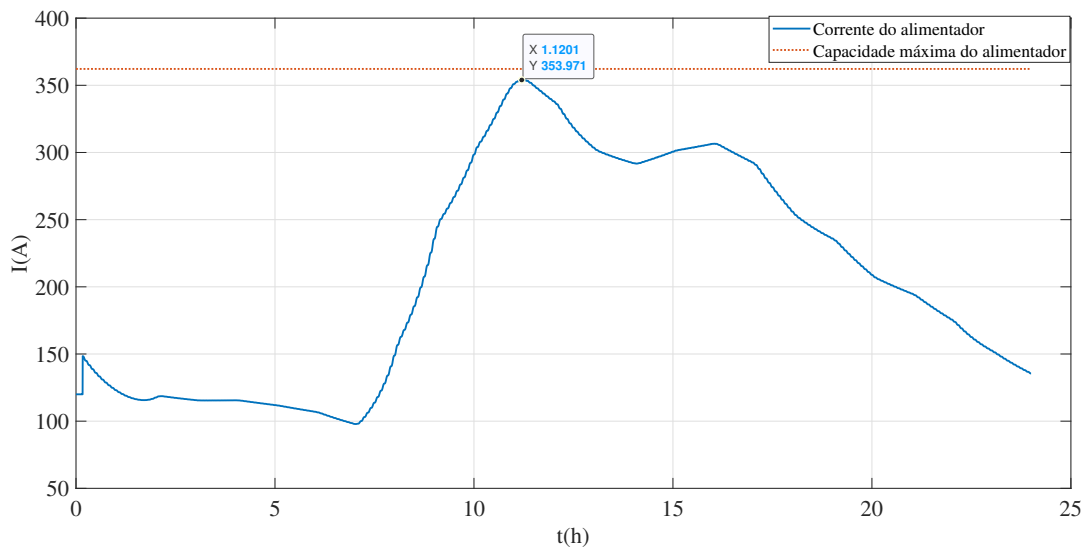


Figura 2.13 – Cenário 1 - Corrente monofásica total do alimentador.

Na Figura 2.14 está demonstrado os perfis de tensão para o Cenário 1. Vale notar que há uma pequena redução na magnitude das tensões para este cenário. Comparando com o cenário 0, no qual a tensão mais baixa foi de 0,959 pu, a tensão mais baixa do cenário 1 é de 0,951 pu. Além disso, para tensão na barra onde está o carregador, no cenário 0 era de 0,963 e para o cenário 1 é de 0,956, o que era esperado devido à entrada de carga nesse ponto. As diferenças das tensões entre os cenários 0 e 1 estão resumidas na tabela 2.3

Tabela 2.3 – Tensões das barras em pu.

Barras	Cenário 0	Cenário 1	Diferença entre os cenários módulo
barrai	1	1	0
barrac	0,963	0,956	0.007
barraf	0,959	0,951	0.008

Na Figura 2.15 está representada a potência medida na barra onde está conectada o carregador, com seu valor de pico representado na imagem.

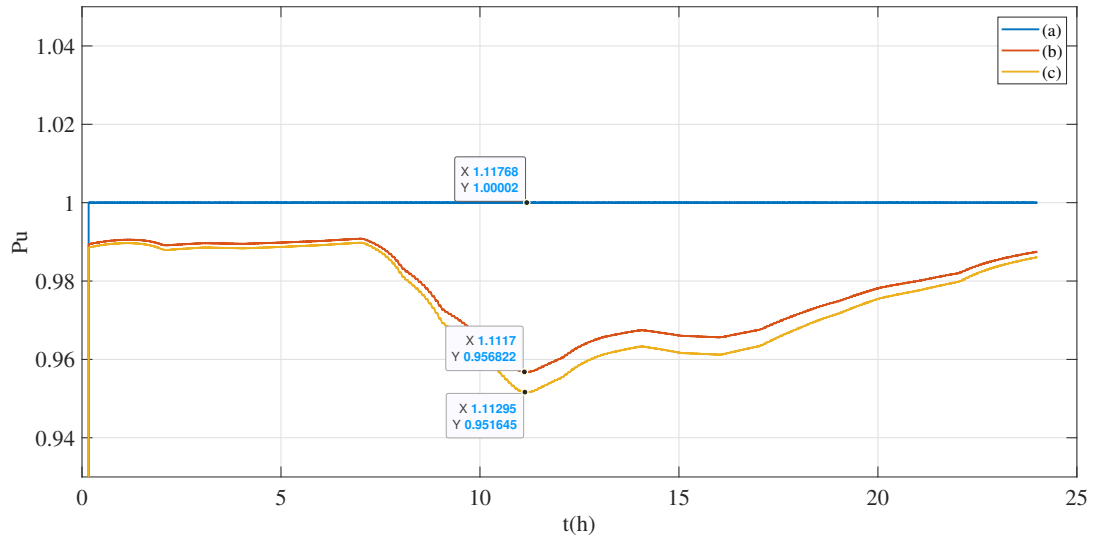


Figura 2.14 – Cenário 1 - Tensões. (a) Barra conectada à fonte; (b) Barra com a conexão do carregador; (c) Barra longe da fonte.

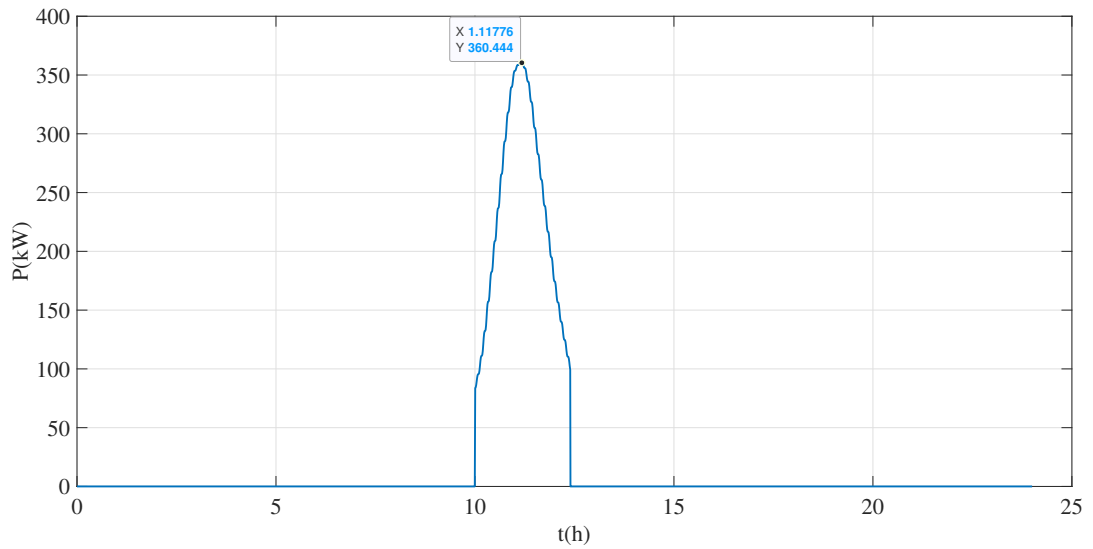


Figura 2.15 – Cenário 1 - Potência da barra com o carregador.

2.2.5.3 Cenário 2

No cenário 2 foi implementado o carregamento de 52 VEs num único ponto, mostrado em roxo na Figura 2.1, levando em consideração a estimativa resumida na tabela 2.2. Além disso, todas as premissas da simulação do cenário 1 são utilizadas para este cenário, como o carregamento dos carros no mesmo ponto e o horário do início de carga, com a única diferença do montante de VEs que serão carregados.

Na Figura 2.16 está representada a curva de corrente total do alimentador com a introdução do carregamento de 52 VEs e a linha que representa a capacidade máxima

de corrente do alimentador. Para essa quantidade de VEs já houve a ultrapassagem da capacidade máxima do alimentador por um período aproximado de 70 minutos ou 1 hora e 10 minutos. Além disso, foi possível notar um pico máximo de corrente 6,69% (corrente de pico de 386,5 A) maior que a capacidade máxima do alimentador.

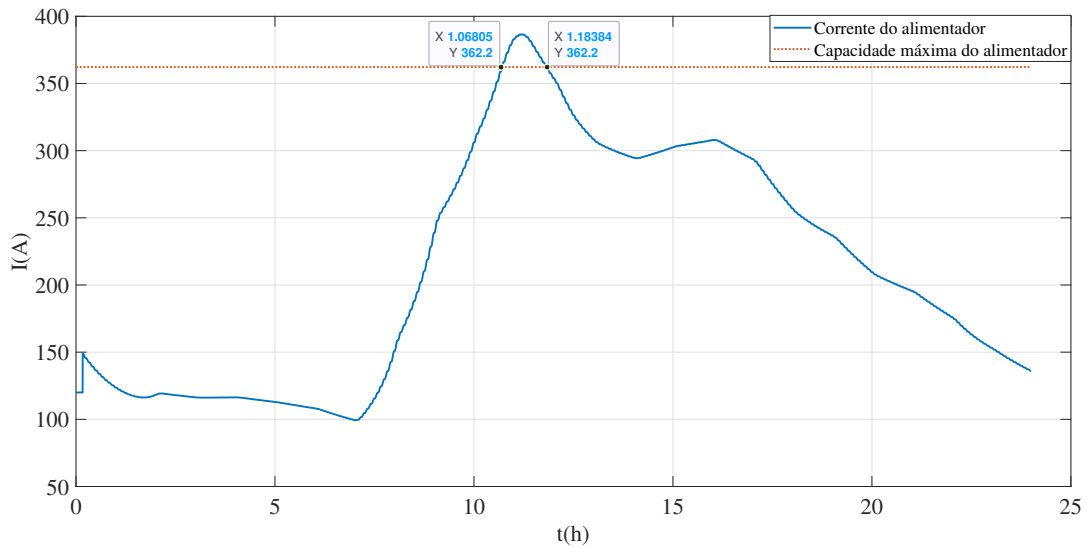


Figura 2.16 – Cenário 2 - Corrente monofásica total do alimentador.

Na Figura 2.17 estão demonstrado os perfis de tensão para o cenário 2. Vale notar que há uma redução mais acentuada na magnitude das tensões comparando com cenário 1. A tensão mais baixa do cenário 2 é de 0,945, já para o cenário 1 foi de 0,951 pu. Ademais, para tensão na barra onde está o carregador, no cenário 1 era de 0,956 e para o cenário 2 é de 0,951, devido ao aumento na carga devido ao acréscimo de VEs. Mesmo para este caso, o limite de subtensão não foi rompido, no entanto, visto o crescimento acelerado dessas novas tecnologias de mobilidade elétrica, é possível que em um futuro recente esse limite seja transgredido. As diferenças das tensões entre os cenários 1 e 2 estão resumidas na tabela 2.4.

Tabela 2.4 – Tensões das barras em pu.

Barras	Cenário 1	Cenário 2	Diferença entre os cenários em módulo
barrai	1	1	0
barrac	0,956	0,951	0.005
barraf	0,951	0,945	0.006

Na Figura 2.18 está representada a potência medida na barra onde está conectada o carregador, com seu valor de pico representado na imagem, assim como foi feito para o cenário 1. Nesse caso, o valor de potência na barra quase dobrou em relação ao que foi

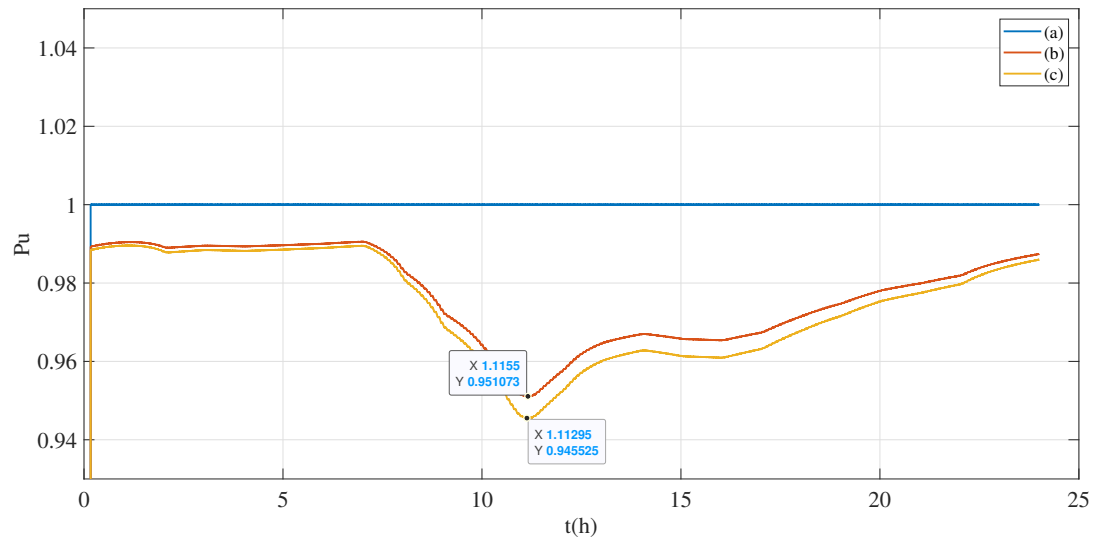


Figura 2.17 – Cenário 2 - Tensões. (a) Barra conectada à fonte; (b) Barra com a conexão do carregador; (c) Barra longe da fonte.

avaliado no cenário 1, Figura 2.15, isso contribuiu para a diminuição mais acentuada na tensão nesse ponto como foi notado na Figura 2.17.

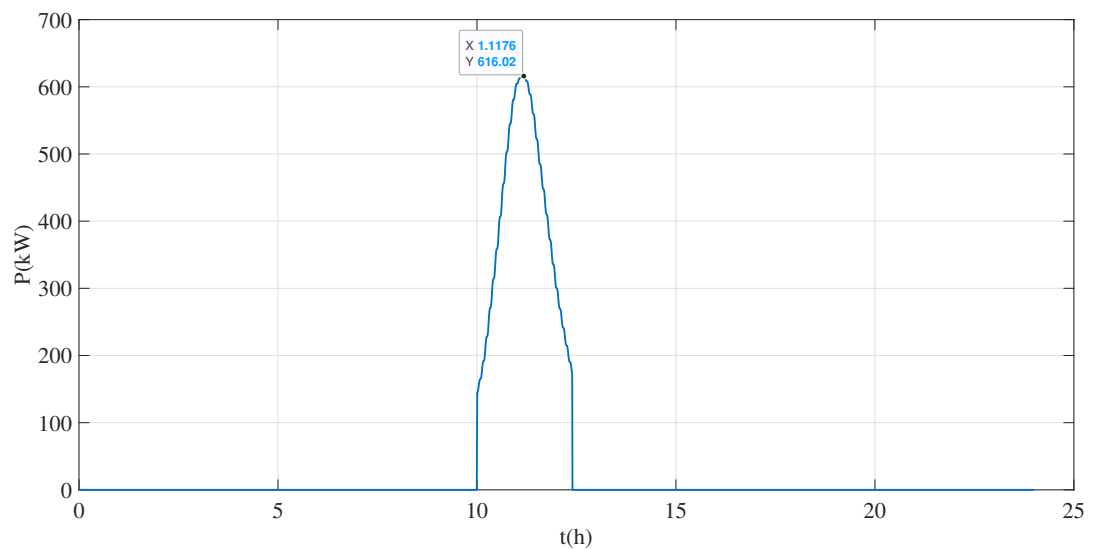


Figura 2.18 – Cenário 2 - Potência da barra com o carregador.

2.2.5.4 Cenário 3

No cenário 3 foi implementado o carregamento, em um único ponto como no cenário 1, de 30 VEs. Nesse contexto, o carregamento desses 30 VEs se deu em um único ponto e com todos eles iniciando próximo às 10 da manhã. A diferença para o cenário 1 é de que neste caso os VEs chegariam com carga da bateria próximo de 60%.

Na Figura 2.19 observa-se a curva de corrente total do alimentador com a introdução do carregamento para este cenário. Para essa quantidade de VEs não houve a ultrapassagem da capacidade máxima do alimentador. É possível notar uma corrente menor que no cenário 1, isso devido ao momento no qual ocorre pico de potência do carregamento, um pouco antes do que ocorre no cenário 1, visto que neste caso os VEs chegam com bateria próxima de 60% da carga.

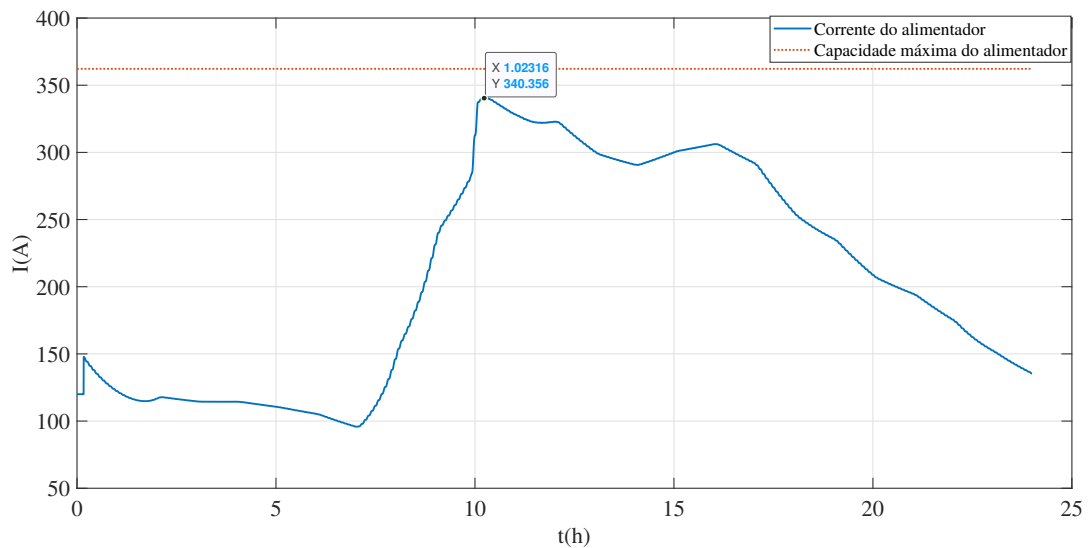


Figura 2.19 – Cenário 3 - Corrente monofásica total do alimentador.

O comportamento de tensão para o cenário 3 pode ser observado na Figura 2.20. Vale notar que há uma diminuição menor da magnitude das tensões comparando com cenário 1. A tensão mais baixa do cenário 3 é de 0,953, já para o cenário 1 foi de 0,951 pu. Ademais, para tensão na barra onde está o carregador, no cenário 1 era de 0,956 e para o cenário 3 é de 0,958. Neste caso, a ocorrência de uma menor subtensão se dá, possivelmente, devido ao pico de potência do carregamento em um momento anterior ao pico da curva de corrente original da Figura 2.11. As diferenças das tensões entre os cenários 1 e 3 estão resumidas na tabela 2.5.

A potência medida na barra onde está conectada o carregador é representada na Figura 2.18, com o valor de pico representado na imagem. Neste caso, a curva ficou diferente dos cenários 1 e 2 devido ao estado de carga da bateria de 60% no momento da chegada na UFPB.

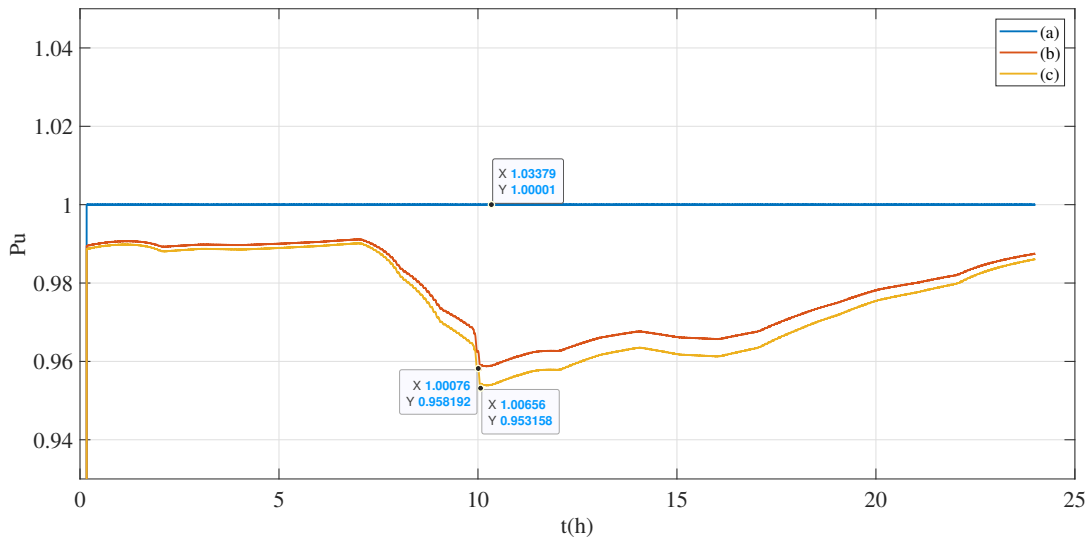


Figura 2.20 – Cenário 3 - Tensões. (a) Barra conectada à fonte; (b) Barra com a conexão do carregador; (c) Barra longe da fonte.

Tabela 2.5 – Tensões das barras em pu.

Barras	Cenário 1	Cenário 3	Diferença entre os cenários em módulo
barrai	1	1	0
barrac	0,956	0,958	0.002
barraf	0,951	0,953	0.002

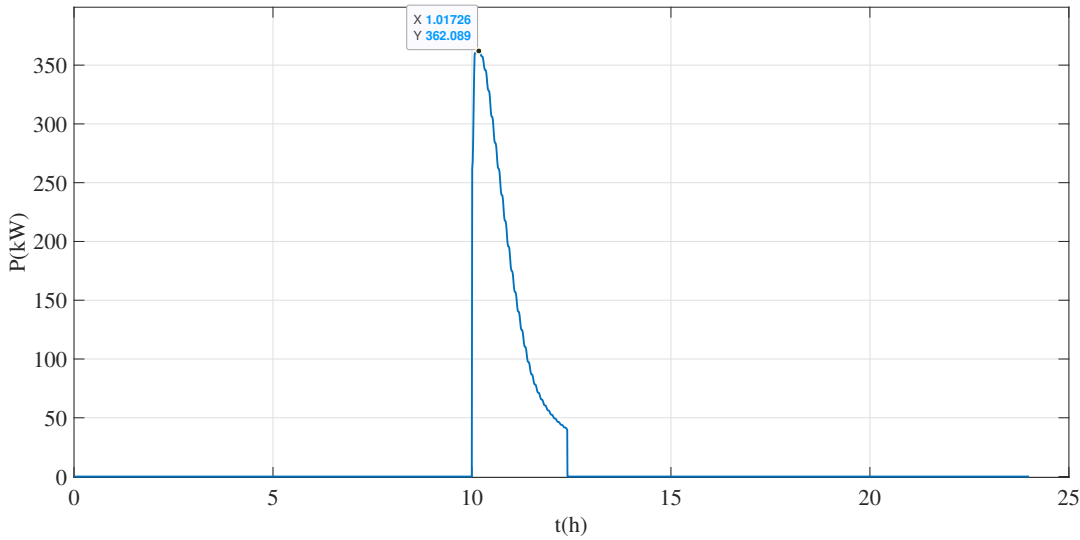


Figura 2.21 – Cenário 3 - Potência da barra com o carregador.

2.2.5.5 Cenário 4

No cenário 4 foi implementado o carregamento, em um único ponto como no cenário 1, de 52 VEs. Nesse sentido, o carregamento desses 52 VEs se deu em um único ponto e com todos eles chegando próximo às 10 da manhã. A diferença para o cenário 2 é de que neste caso os VEs chegariam com carga da bateria próximo de 60%.

Na Figura 2.22 está representada a curva de corrente total do alimentador com a introdução do carregamento de 52 VEs. Para essa quantidade de VEs, assim como no cenário 2, houve ultrapassagem da capacidade máxima do alimentador. A diferença é que neste caso, o período em que a capacidade máxima permanece excedida é menor, de aproximadamente 56 minutos. O pico de corrente neste cenário foi 2,93% (corrente de pico de 372,83 A) maior que a capacidade máxima do alimentador. Um pico um pouco menor que no cenário 2. O intervalo menor de sobrecorrente e o pico menor ocorrem devido ao estado de carga da bateria estar próximo de 60% e também ao momento que ocorre o pico do carregamento.

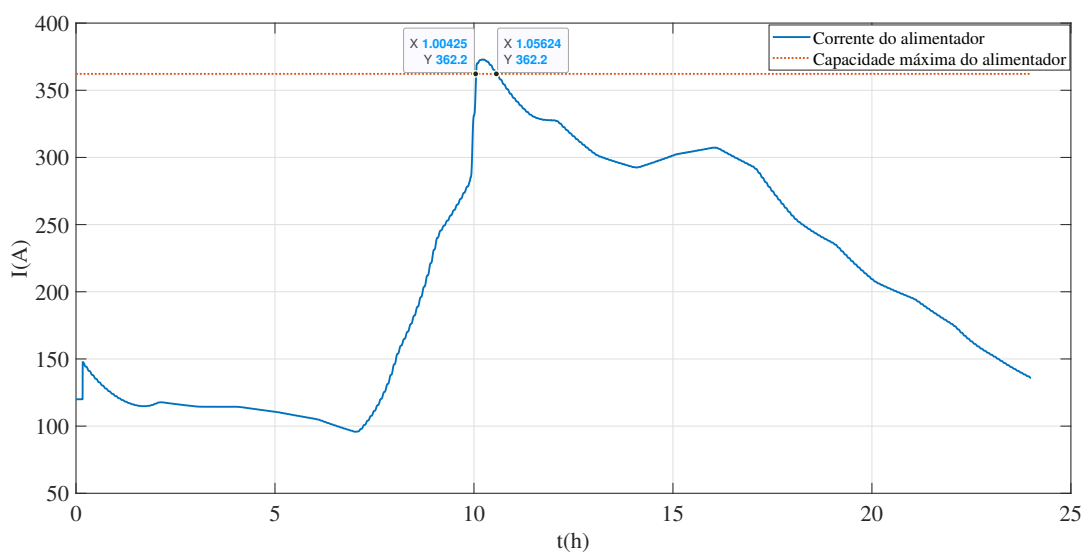


Figura 2.22 – Cenário 4 - Corrente monofásica total do alimentador.

Na Figura 2.23 está demonstrado o comportamento de tensão para o cenário 4. Assim como aconteceu na comparação entre os cenários 1 e 3, houve uma redução menor na magnitude das tensões se comparado ao cenário 2, isso devido ao momento do pico de corrente de carregamento em relação ao pico de corrente da curva original do alimentador. A tensão mais baixa do cenário 4 é de 0,946, já para o cenário 3 foi de 0,953 pu. Ademais, para tensão na barra onde está o carregador, no cenário 4 era de 0,951 e para o cenário 3 é de 0,958. As diferenças das tensões entre os cenários 3 e 4 estão resumidas na tabela 2.9.

Na Figura 2.24 apresenta-se a potência medida na barra onde está conectado o carregador. Neste caso, a curva ficou diferente dos cenários 1 e 2 e parecido com o cenário 3, devido ao estado de carga da bateria de 60% no momento da chegada na UFPB.

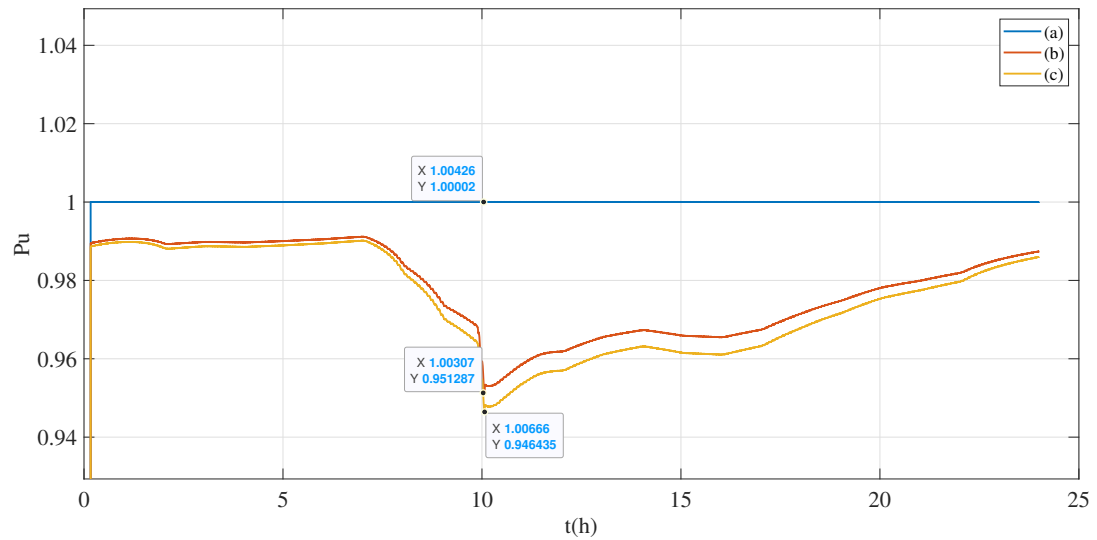


Figura 2.23 – Cenário 4 - Tensões. (a) Barra conectada à fonte; (b) Barra com a conexão do carregador; (c) Barra longe da fonte.

Tabela 2.6 – Tensões das barras em pu.

Barras	Cenário 3	Cenário 4	Diferença entre os cenários em módulo
barrai	1	1	0
barrac	0,958	0,951	0.007
barraf	0,953	0,946	0.007

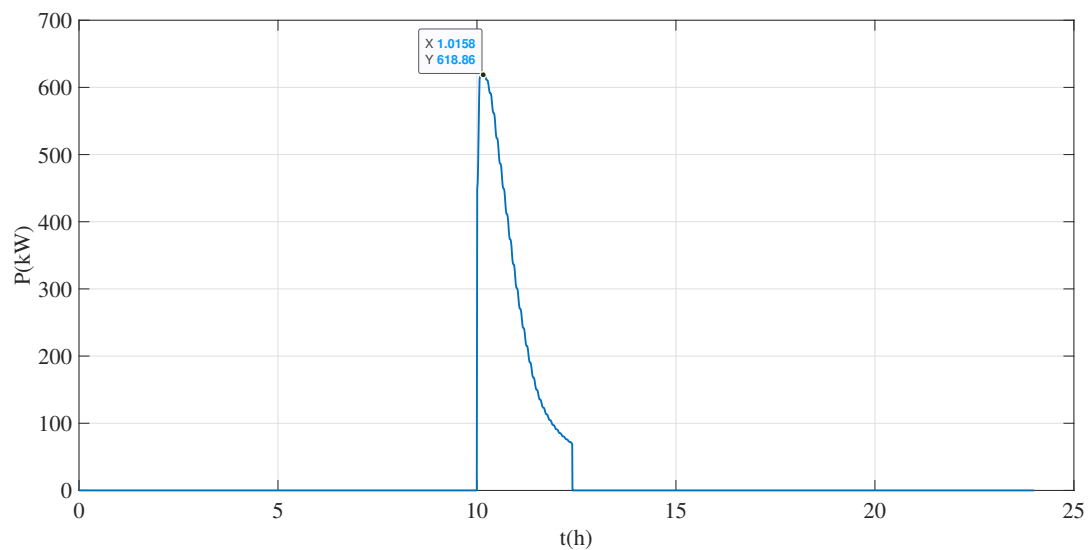


Figura 2.24 – Cenário 4 - Potência da barra com o carregador.

2.2.5.6 Cenário 5

No cenário 5 foi implementado 52 VEs em um único ponto de carregamento, mostrado em roxo na Figura 2.1, e com os carros chegando com a bateria próxima de 0%

da carga. Porém, diferente dos cenários anteriores, foi feito a distribuição dos horários de chegada dos VEs na UFPB. Nesse contexto, 10 VEs chegam às 8 horas, 20 VEs chegam às 10 horas, 12 VEs chegam às 14 horas e 10 VEs chegam às 16 horas.

Na Figura 2.25 está representada a curva de corrente total do alimentador para este cenário. No cenário 5, diferente do que ocorre nos cenários 2 e 4 não ocorreu a ultrapassagem do limite da capacidade de corrente do alimentador, isso ocorreu justamente pela distribuição dos horários de chegada dos VEs na UFPB.

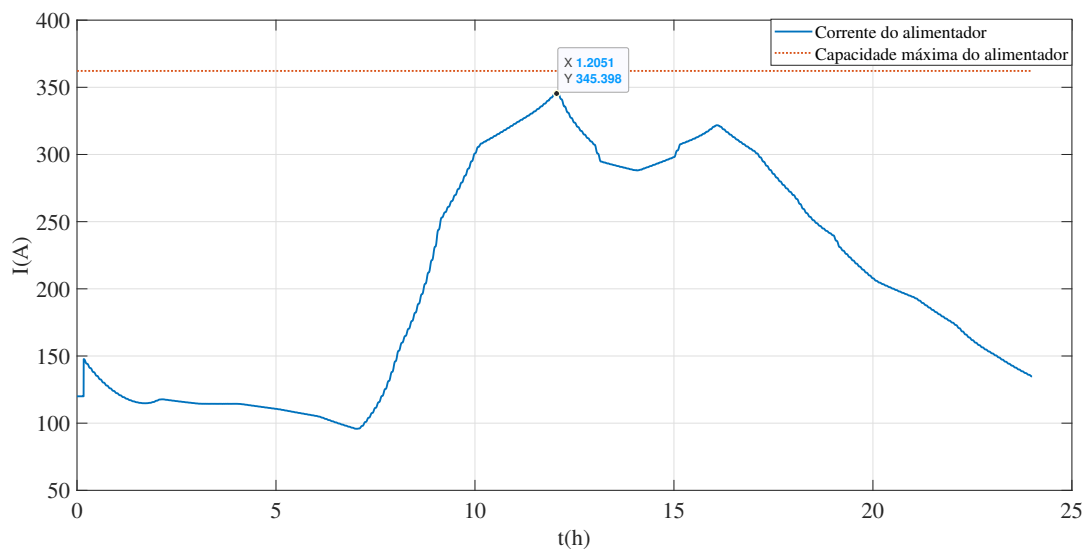


Figura 2.25 – Cenário 5 - Corrente monofásica total do alimentador.

Na Figura 2.26 está demonstrado o comportamento de tensão para o cenário 5. Ao comparar o cenário 5 aos cenários 2 e 4, é possível notar uma menor mitigação em magnitude para a tensão de regime permanente, isso acontece devido a um menor pico de corrente graças a distribuição dos horários de chegada dos VEs. Nesse sentido, a tensão mais baixa para o cenário 4 foi de 0,946, para o cenário 5 foi de 0,953. Para tensão na barra onde está o carregador, no cenário 4 era de 0,951 e para o cenário 5 é de 0,958. As diferenças das tensões entre os cenários 4 e 5 estão resumidas na tabela 2.7.

Tabela 2.7 – Tensões das barras em pu.

Barras	Cenário 4	Cenário 5	Diferença entre os cenários em módulo
barrai	1	1	0
barrac	0,951	0,958	0.007
barraf	0,946	0,953	0.007

Na Figura 2.27 está representada a potência medida na barra onde está conectado o carregador. É possível notar uma curva de potência bem diferente do que ocorreu nos

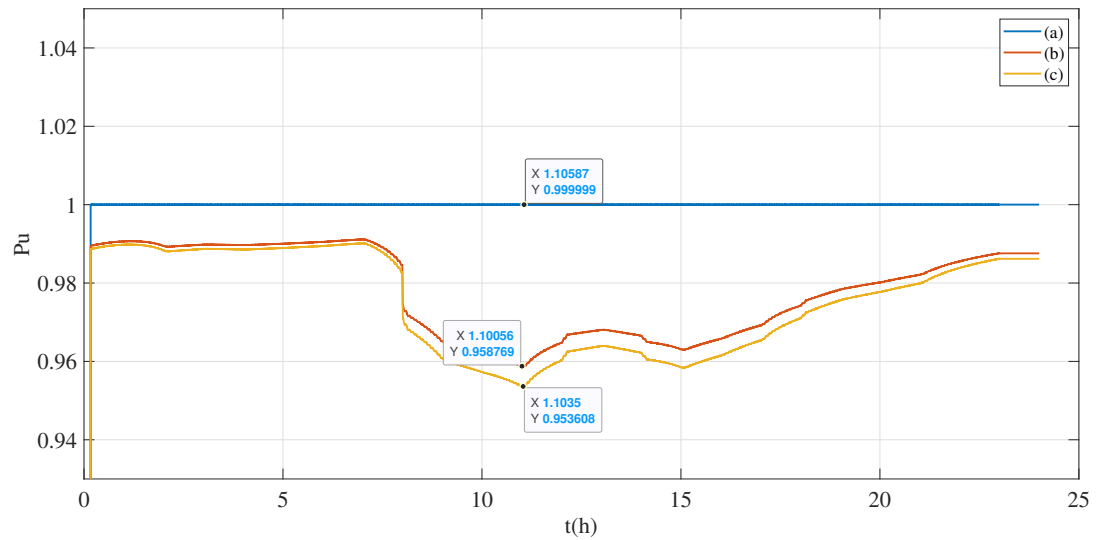


Figura 2.26 – Cenário 5 - Tensões. (a) Barra conectada à fonte; (b) Barra com a conexão do carregador; (c) Barra longe da fonte.

cenários anteriores devido a sobreposição das curvas de potência do VEs iniciando o carregamento em horários distribuídos .

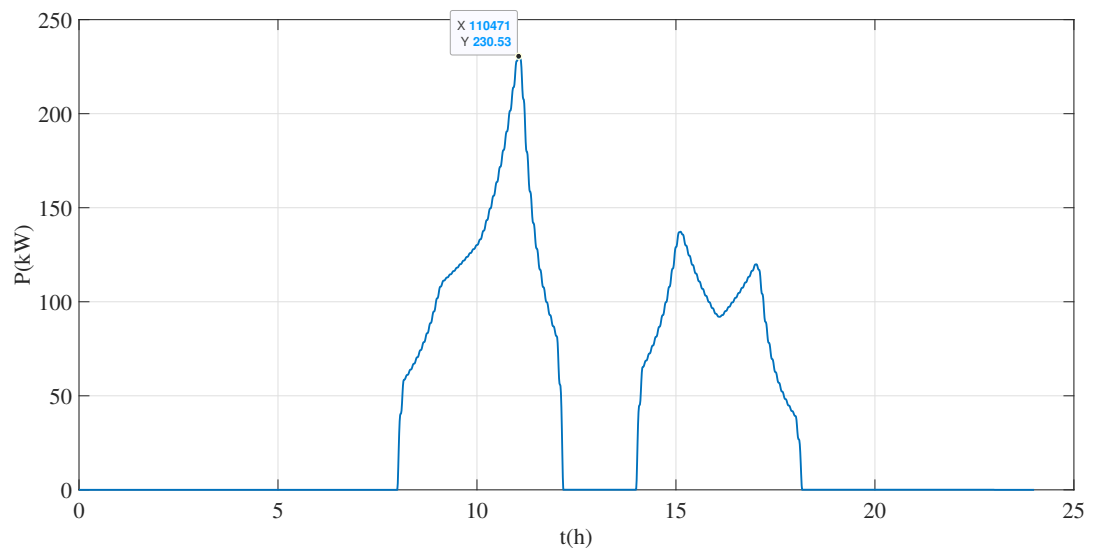


Figura 2.27 – Cenário 5 - Potência da barra com o carregador.

2.2.5.7 Cenário 6

No cenário 6 foi implementado o carregamento de 52 VEs chegando à UFPB nos mesmos horários do cenário 5. A diferença para o cenário anterior é que esse carregamento foi simulado em pontos diferentes da rede da UFPB, como demonstrado nos pontos em vermelho da Figura 2.1.

Na Figura 2.28 está representado a curva de corrente total do alimentador para o cenário 6. O pico de corrente é o mesmo comparando com o cenário 5, já que a quantidade de VEs e os horários de início do carregamento são os mesmos.

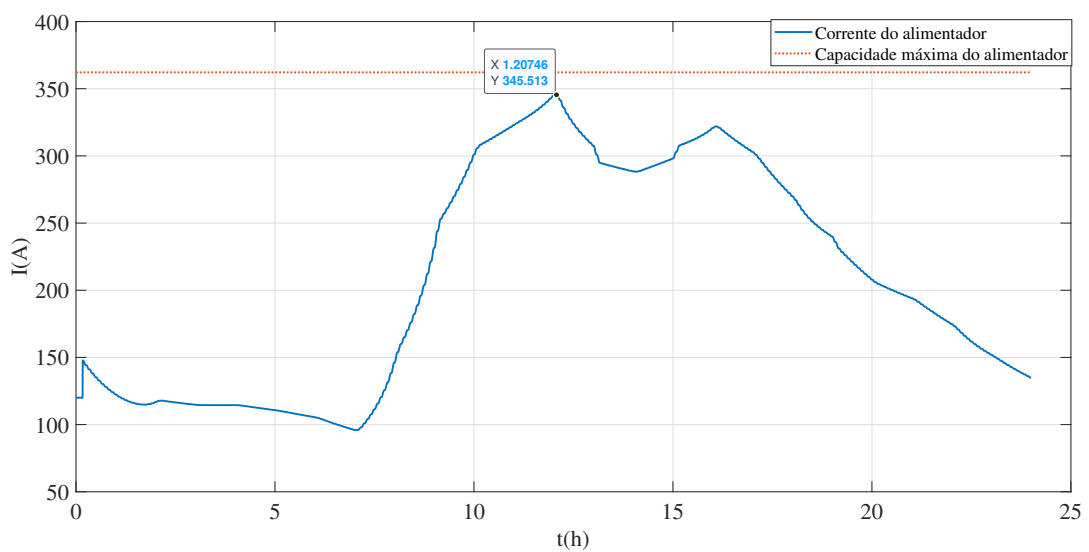


Figura 2.28 – Cenário 6 - Corrente monofásica total do alimentador.

Na Figura 2.29 está demonstrado o comportamento de tensão para o cenário 6. Ao comparar o cenário 6 ao cenário 5, é possível notar uma menor redução na magnitude da tensão na barra mais longe da fonte, apesar da diferença entre as tensões mínimas serem muito pequenas. Nesse contexto, a tensão mais baixa para o cenário 5 foi de 0,953, para o cenário 6 foi de 0,954. As diferenças das tensões entre os cenários 5 e 6 estão resumidas na tabela 2.5.

Tabela 2.8 – Tensões das barras em pu.

Barras	Cenário 5	Cenário 6	Diferença entre os cenários em módulo
barrai	1	1	0
barrac	0,958	0,959	0.007
barraf	0,953	0,954	0.001

Na Figura 2.30 está representada a potência medida em uma das barras há carregamento de VEs. É possível notar uma curva de potência é igual a do cenário 5, porém

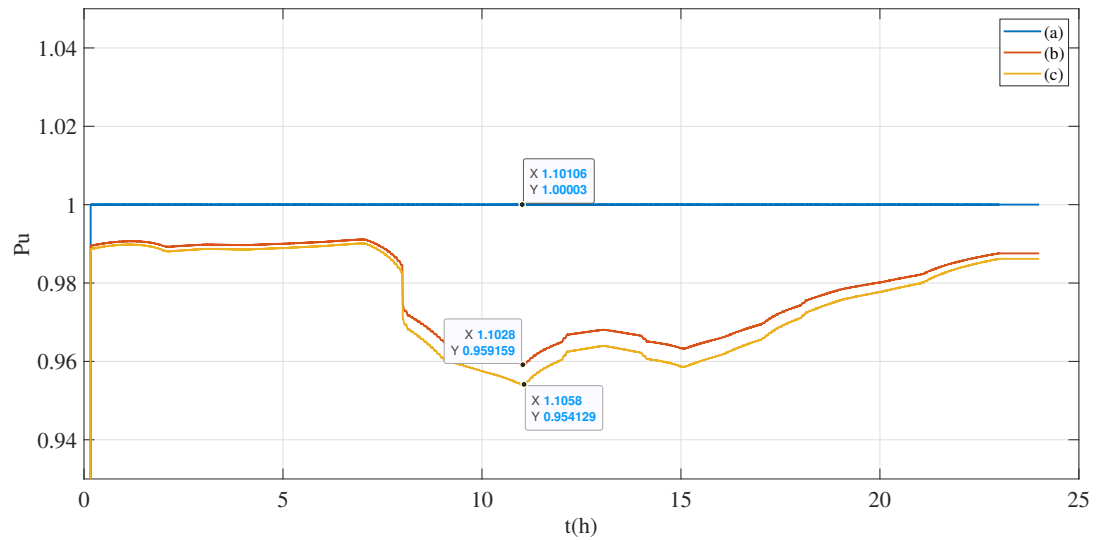


Figura 2.29 – Cenário 6 - Tensões. (a) Barra conectada à fonte; (b) Barra com a conexão do carregador; (c) Barra longe da fonte.

com um pico menor, visto que o carregamento está distribuído em alguns pontos, e nesta Figura está demonstrado apenas um dos pontos.

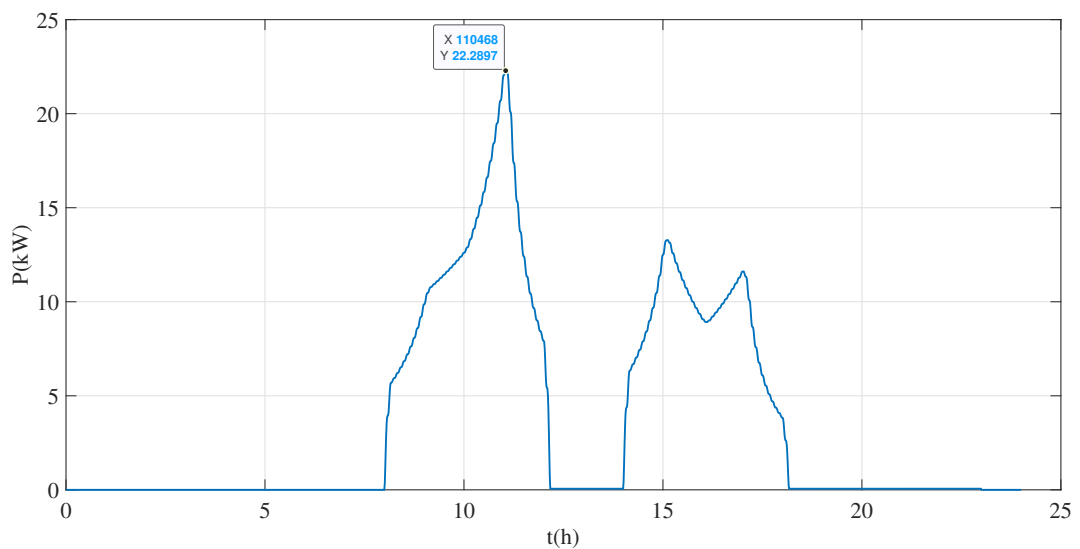


Figura 2.30 – Cenário 6 - Potência da barra com o carregador.

2.3 INSIGHTS TEÓRICOS

Nesta seção são apresentados alguns cálculos teóricos levando em consideração a capacidade de potência do alimentador com o intuito de analisar a quantidade de VEs que o alimentador **JPS BI-6** comporta em caso extremos.

Como já foi citado anteriormente a capacidade máxima de potência do alimentador é de 9,5 MW. Além disso, o pico de potência para 23/03/2019, dia escolhido para as simulações, é de 7,87 MW. Portanto, nesse caso há 1,63 MW de margem para aumento de potência devido à introdução do carregamento dos VEs.

Sob essa ótica, foi calculada a quantidade de VEs que o alimentador suportaria sem ultrapassar a capacidade de potência de 9,5 MW. Outrossim, como base para esses cálculos foi considerada 40 kW, 22kW e 7,5 kW de potência de carregamento máximo. Os resultados dos cálculos propostos estão resumidos a seguir:

- 40 VEs com potência de carregamento máxima de 40 kW são suportados por este alimentador.
- 74 VEs com potência de carregamento máxima de 22 kW são suportados por este alimentador.
- 217 VEs com potência de carregamento máxima de 7,5 kW são suportados por este alimentador.

Ademais, foram feitas algumas estimativas da quantidade de VEs para os anos de 2025 e 2028 considerando a metodologia utilizada na construção dos cenários apresentada na seção 3.3 . Com essas estimativas, para cada valor de carregamento máximo foi analisado se a capacidade do alimentador é ultrapassado. Além disso, foram incluídos também nessa análise os anos de 2022 e 2023.

1. Ano de 2022

No caso de 2022, com 30 VEs, como já foi apresentado na seção 3.3, não há ultrapassagem da capacidade máxima do alimentador para o carregamento máximo de 40 kW. Portanto, pode-se concluir que não haverá ultrapassagem também com os outros carregamentos máximos de 22 e 7,5 kW.

- 30 VEs com carregamento máximo de 40 kW: acréscimo de potência de 1,2 MW à potência de pico(7,87 MW).
- 30 VEs com carregamento máximo de 22 kW: acréscimo de potência de 0,66 MW à potência de pico(7,87 MW).
- 30 VEs com carregamento máximo de 7,5 kW: acréscimo de potência de 0,225 MW à potência de pico(7,87 MW).

2. Ano de 2023

No caso de 2023, com 52 VEs, como também foi apresentado no capítulo 3.3, há ultrapassagem da capacidade máxima do alimentador para o carregamento máximo de 40 kW. No entanto, para os carregamentos máximos de 22 e 7,5 kW não é verificada a ultrapassagem.

- 52 VEs com carregamento máximo de 40 kW: acréscimo de potência de 2,08 MW à potência de pico(7,87 MW). 4,73% acima do limite.
- 52 VEs com carregamento máximo de 22 kW: acréscimo de potência de 1,14 MW à potência de pico(7,87 MW).
- 52 VEs com carregamento máximo de 7,5 kW: acréscimo de potência de 0,39 MW à potência de pico(7,87 MW).

3. Ano de 2025

No caso de 2025, a estimativa é de que existam 153 VEs frequentando a UFPB. Com essa quantidade ocorreria a ultrapassagem da capacidade do alimentador para o carregamento máximo de 40 e 22kW

- 153 VEs com carregamento máxima de 40 kW: acréscimo de potência de 6,12 MW à potência de pico(7,87 MW). 47,26% acima do limite.
- 153 VEs com carregamento máxima de 22 kW: acréscimo de potência de 3,36 MW à potência de pico(7,87 MW). 18,21% acima do limite.
- 153 VEs com carregamento máxima de 7,5 kW: acréscimo de potência de 1,15 MW à potência de pico(7,87 MW).

4. Ano de 2028

No caso de 2028, a estimativa é de que existam 749 VEs frequentando a UFPB. Com essa quantidade ocorreria a ultrapassagem da capacidade do alimentador para o carregamento máximo de 40, 22, 7.5 kW.

- 749 VEs com carregamento máximo de 40 kW: acréscimo de potência de 29,96 MW à potência de pico(7,87 MW). 298% acima do limite.
- 749 VEs com carregamento máximo de 22 kW: acréscimo de potência de 16,47 MW à potência de pico(7,87 MW). 156% acima do limite.
- 749 VEs com carregamento máximo de 7,5 kW: acréscimo de potência de 5,62 MW à potência de pico(7,87 MW). 42% acima do limite.

2.3.1 Fator de carga (FC)

O FC pode ser obtido através da razão entre a demanda média e a demanda máxima de uma unidade consumidora no mesmo intervalo de tempo, como consta na Resolução

Normativa ANEEL Nº 414 DE 09 de setembro de 2010. A equação 2.11 representa a definição da ANEEL citada anteriormente.

$$FC = \frac{D_{med}}{D_{max}} \quad (2.11)$$

onde D_{med} é a Demanda média e o D_{max} é a Demanda máxima.

Nesse sentido, o FC representa o quanto a instalação é eficiente energeticamente, quanto mais próximo de 1 mais uniforme é a utilização da energia nessa unidade consumidora.

Seguindo essa lógica, foi calculado o FC para o dia 23/03/2019 em seu estado normal, ou seja sem o VEs, e depois com a inclusão da potência dos VEs. Sem a inclusão dos VEs o FC do alimentador é de 0,6443. Foi introduzido a quantidade de VEs na curva do alimentador com um carregamento médio de 22 kW, o que seria um caso médio.

1. Chegada de todos os VEs às 19 horas:

- Com 30 VEs foi obtido um FC de 0,5884
- Com 52 VEs foi obtido um FC de 0,5603
- Com 153 VEs foi obtido um FC de 0,4622
- Com 749 VEs foi obtido um FC de 0,2478

2. Chegada dos VEs entre 8 e 10 horas:

- Com 30 VEs foi obtido um FC de 0,6121
- Com 52 VEs foi obtido um FC de 0,5982
- Com 153 VEs foi obtido um FC de 0,5436
- Com 749 VEs foi obtido um FC de 0,3745

Os valores de FC apresentados para o alimentador **JPS BI-6** mostram que ele não é eficiente energeticamente e com a introdução dos VEs piora, uma vez que os picos de carga do carregamento pioram a uniformidade da curva de carga. Dessa forma, ficará prejudicado para esse alimentador a otimização dos investimentos das instalações elétricas e pode ocorrer também prejuízos aos equipamentos elétricos instalados na rede, a exemplo de motores (FILHO, 2001).

2.4 ANÁLISE ANUAL E SOLUÇÕES

Segundo os Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional - PRODIST/ Módulo 2 - Planejamento da Expansão do Sistema de Distribuição

(ANEEL, 2020b), anualmente deve ser feito um estudo de previsão de cargas para o Sistema de Distribuição de Média Tensão (SDMT) a fim de fornecer informações essenciais ao planejamento das redes, além de permitir avaliar o volume de obras necessárias ao reforço, ampliações e correções dos sistemas elétricos. Essa indicação da ANEEL somente reforça o aumento natural da carga, sendo assim, soluções são apresentadas na literatura para esse aumento, como consta no próprio Módulo 2 do PRODIST (ANEEL, 2020b) a proposição de novas subestações, redes e linhas de distribuição. Além disso, (VARGAS, 2015) em seu estudo apresenta como soluções para alimentadores sobrecarregados a viabilidade de reconfiguração de alimentadores com o auxílio de chaves Normalmente Abertas (NAs), reforços em rede compacta, reforços em rede convencional e a construção de um novo alimentador em rede convencional. Por outro lado, (MARTINS, 2009) indica, em sua avaliação, a reconfiguração da rede através das chaves NAs, alteração da topologia da rede instalando novas chaves NAs, recondutoramento de linhas e a instalação de unidades de Geração Distribuída nas barras.

Além do aumento de carga natural, é necessário avaliar o aumento de demanda devido as novas tecnologias de mobilidade elétrica. Segundo a Associação Brasileira dos Veículos Elétricos (ABVE, 2022), em 2021 o Brasil atingiu a melhor série de resultados para veículos leves eletrificados com aumento de 77% em relação ao ano de 2020 e de 195% em relação ao ano de 2019. Outrossim, as vendas de veículos eletrificados leves no Brasil cresceram 115% no primeiro trimestre de 2022 segundo a Associação Brasileira dos Veículos Elétricos (ABVE, 2022). Esse excedente de potência, além do aumento natural de carga, pode trazer alguns impactos aos sistemas elétricos para os quais as distribuidoras de energia precisam estar preparadas. Sendo assim, existem alguns estudos que buscam analisar e solucionar os impactos dos VEs na rede elétrica. Sob essa ótica, (DROVTAR et al., 2013) estuda a integração de VEs em um sistema de potência da Estônia no qual são encontrados alguns problemas relacionadas a tensões próximas e abaixo dos limites inferiores de tensão, nesse sentido, é citado como sugestão para amenizar o entrave a introdução de capacitores shunt nas barras cuja tensão ficou abaixo e próximo dos limites antes citados. Além disso, (WANG, 2014) propõe um agendamento de horário do carregamento dos VEs através de uma tarifação dinâmica com o intuito de não aumentar o pico da curva de demanda da rede analisada. Em (GINIGEME; WANG, 2020), é utilizada uma estratégia de Vehicle-to-Grid (V2G) com os VEs para diminuir os picos da curva de carga analisada.

Ademais, empresas do setor de energia estão empregando algumas soluções pioneiras que buscam mitigar os impactos do aumento da frota dos VEs em seus sistemas elétricos. Um desses casos é a iniciativa da Itaipú Binacional, por meio do Parque Tecnológico de Itaipu, em parceria com a Nissan e o Instituto de Tecnologia Aplicada e Inovação, que busca desenvolver carregadores bidirecionais para VEs, fazendo com que os carros funcionem como uma solução para compartilhamento de energia com a casa do consumidor, edifícios comerciais e a rede, buscando promover uma estratégia V2G (POTÊNCIA, 2019).

Outro exemplo de iniciativas parecidas é o que fez a Companhia Paulista de Força e Luz (CPFL), em parceria com Unicamp, que por meio do projeto Emotive, estabelece meios de estudo sobre V2G e tarifação dinâmica, bem como estudos voltados aos impactos devido à introdução dos VEs em sua rede (LUZ, 2018). As Centrais Elétricas de Santa Catarina (Celesc) também, em parceria com a Fundação CERTI, desenvolveram o projeto Eletroposto Celesc, que une postos de carregamento de VEs, sistemas de armazenamento de energia e geração renovável, e uma plataforma de gerenciamento de eletropostos em centros urbanos. O objetivo do projeto é evitar que o aumento da demanda pelos VEs sobrecarregue a rede elétrica e, para isso, eles utilizam os eletropostos com a introdução da geração fotovoltaica e bancos de bateria (CATARINA, 2022).

Diante do cenário exposto, nesta seção serão apresentados possíveis soluções para mitigar os impactos da introdução da potência excedente nos sistemas elétricos. Além disso, a introdução dos VEs em horários críticos diários de todo o ano de 2019 no alimentador **JPS B-16**. Quanto a quantidade de VEs, serão analisados os anos de 2022, 2023, 2025 e 2028, com seus respectivos montantes de VEs para cada alimentador, segundo a metodologia apresentada na seção 2.5 deste capítulo.

Na Figura 2.31 está representada uma curva com as potências máximas atingidas em cada dia do ano de 2019 para o alimentador **JPS BI-6**. Também está indicado na Figura 2.31 a linha do limite de capacidade do alimentador de 9.5 MW. A partir dessa curva foram feitas algumas análises quanto à introdução da potência dos VEs nesses dias. É importante deixar claro que as estimativas apresentadas neste documento não levam em consideração o aumento natural da demanda com o passar do tempo, somente está sendo considerado o aumento da potência dos VEs.

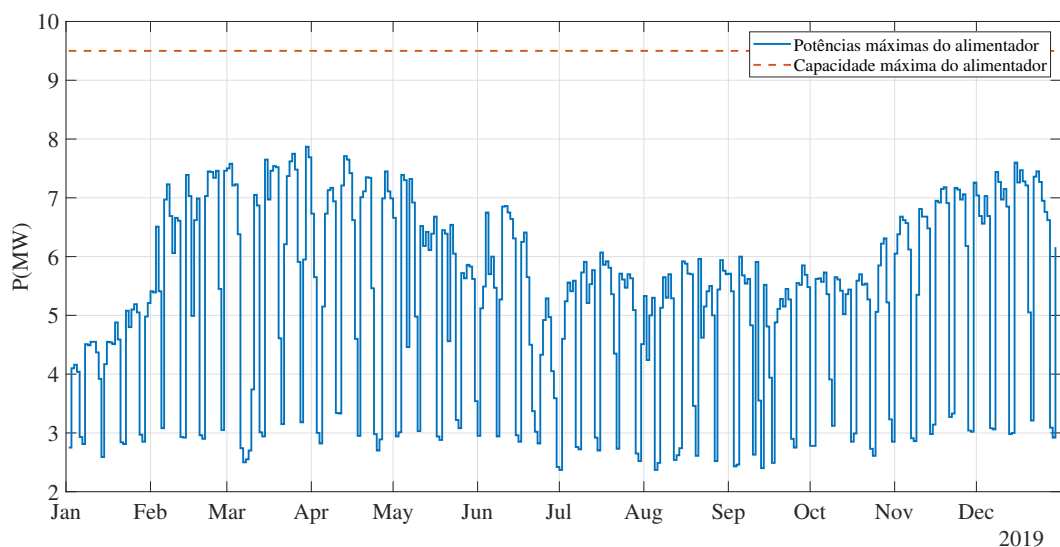


Figura 2.31 – Potências máximas do alimentador em cada dia de 2019.

A seguir serão apresentadas as análises anuais e sugestões de ações para correção

das ultrapassagens de limite de potência do alimentador. Para os anos de 2022, 2023, 2025 e 2028 foram verificados ocorrências de ultrapassagem da capacidade do alimentador, com os carregamentos máximos de 7.5, 22 e 40 kW, entretanto foram apresentadas soluções somente àqueles em que foram observadas as ultrapassagens. Como dito anteriormente, as quantidades de VEs para os anos analisados foram calculados seguindo a metodologia apresentada na seção 2.5.

2.4.1 Ano de 2023

Não há ocorrências de ultrapassagens da capacidade do alimentador com os outros carregamentos máximos, de 7.5 e 22 kW, portanto não foram avaliados. Para o ano de 2023, a estimativa é que existam 52 VEs frequentando a UFPB. Sob essa ótica, a potência dos 52 VEs foi introduzido em todos os dias nos horários de pico exceto nos fins de semana, uma vez que a circulação de veículos na UFPB é mínima nesses dias. É possível avaliar pela Figura 2.32 que as ultrapassagens do limite ocorrem entres os meses de fevereiro e maio, e alguns ocorrem também no mês de dezembro. Nesse caso, ações por parte da distribuidora poderiam ser efetuadas somente nesses períodos, que coincidem com os períodos de aula na UFPB.

Como é comprovado no histograma da Figura 2.33 existem 12 ocorrências de ultrapassagem do limite de 9.5 MW e a maioria delas é durante o período entre março e abril.

Solução: Nesse sentido, poderia ser avaliado o mais rentável: deixar que essas ultrapassagens ocorram sem controle, ou fazer manobras de distribuição de cargas para outro alimentador nesse período, uma vez que isso pode gerar estresse no transformador da subestação. Nesse caso, essa avaliação de rentabilidade é sugerida uma vez que as ocorrências de ultrapassagens são poucas.

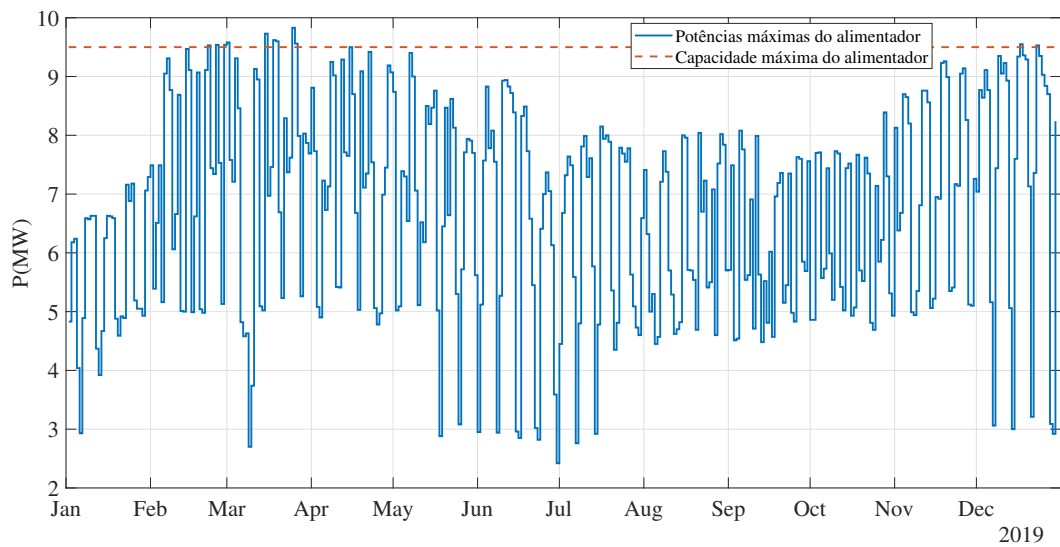


Figura 2.32 – Potências máximas do alimentador com a introdução da potência dos VEs para 2023.

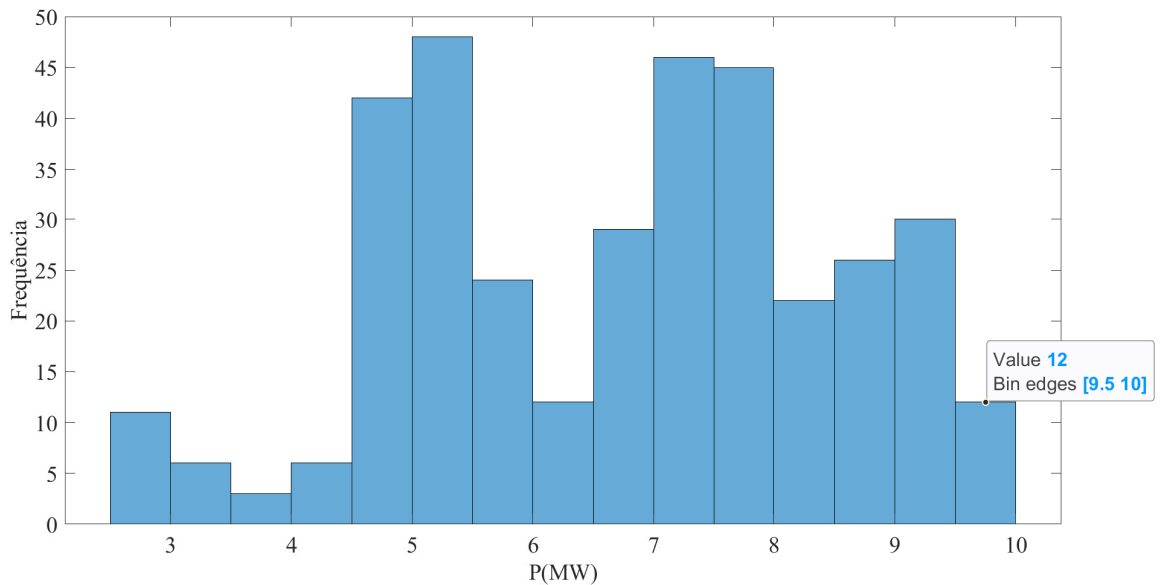


Figura 2.33 – Histograma com as ocorrências de potências máximas por patamar.

2.4.2 Ano de 2025

A estimativa de VEs para o ano de 2025 é de 153, segundo a metodologia da seção 2.5. Não há ocorrências de ultrapassagem para o carregamento máximo de 7.5 kW, dessa forma esse cenário não foi analisado nesta seção.

1. Carregamento de 22 kW

Nesse caso, como pode ser visto na Figura 2.34, com um carregamento de 22 kW com 153 VEs já tiveram mais ocorrências de ultrapassagem do que no caso de 52 VEs com um carregamento de 40 kW. Ao analisar os períodos em que ocorrem

as ultrapassagens, é possível concluir que elas acontecem entre fevereiro e junho (primeiro período de aulas da UFPB) e também entre novembro e dezembro (final do segundo período).

Na Figura 2.35 é mostrado o histograma das potências máxima para o caso em questão. Existem 78 ocorrências de ultrapassagem do limite de 9.5 MW e a maioria delas é durante o período entre março e junho, mas também ocorre com certa frequência entre novembro e dezembro. São 27 ocorrências de potências máximas entre 10.5 MW e 11.5 MW, sendo assim em 27 dias a capacidade do alimentador é superada em 10% ou mais. Além disso, em 27% dos dias do ano ocorreriam ultrapassagem do limite.

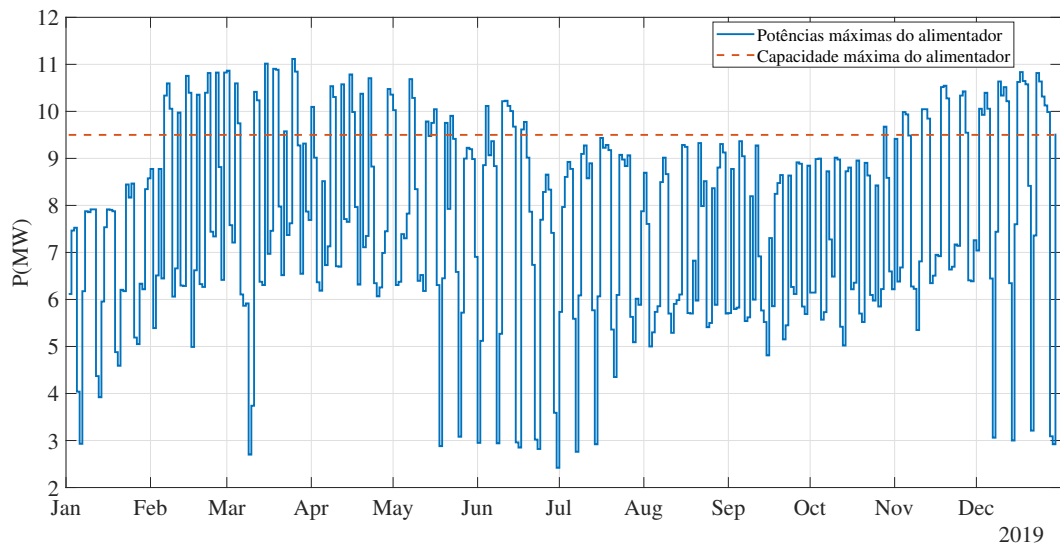


Figura 2.34 – Potências máximas do alimentador com a introdução da potência dos VEs para 2025 com carregamento máximo de 22kW.

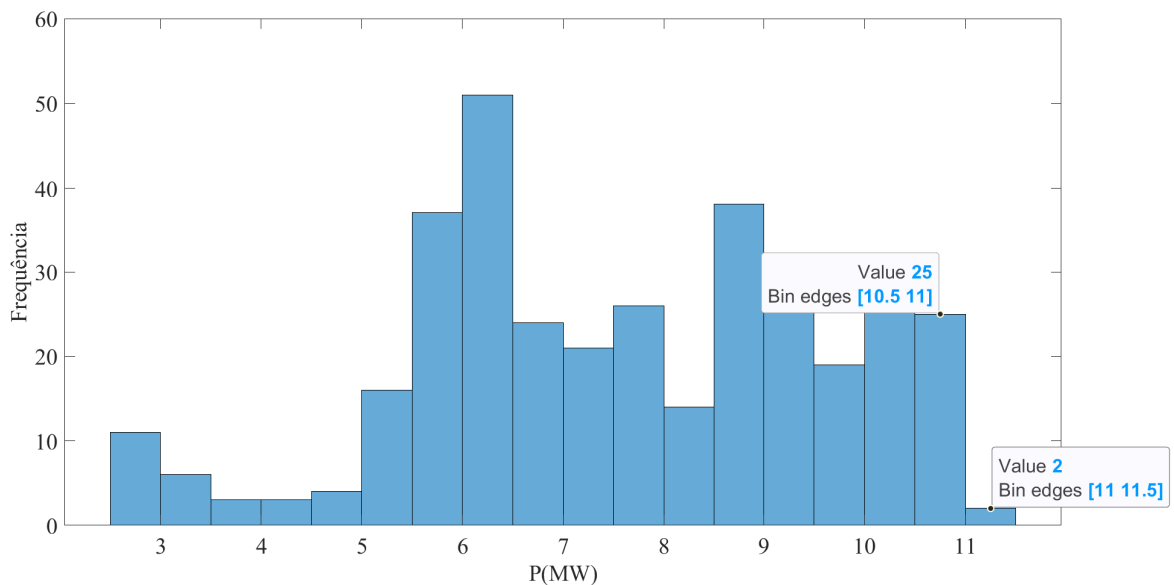


Figura 2.35 – Histograma com as ocorrências de potências máximas por patamar.

2. Carregamento de 40 kW

Nesse caso, como pode ser visto na Figura 2.36, com um carregamento de 40 kW com 153 VEs há ocorrência de ultrapassagens do limite de capacidade em quase todos os dias do ano.

Na Figura 2.37 é mostrado o histograma das potências máxima para o caso em questão. Existem 186 ocorrências de ultrapassagem do limite de 9.5 MW, ou seja, 52% dos dias do ano as máximas superariam os 9.5 MW. Além disso, é possível notar também pela Figura 2.36 que durante os meses de fevereiro a junho, os picos de potência ultrapassam o 12 MW, sendo assim na maioria dos dias desse período o alimentador atingiria com 26% de sobrecarga. Como é possível notar pela o histograma da Figura 2.37, são 94 dias nos quais a capacidade do alimentador é ultrapassada em 26% ou mais.

Solução

Como a quantidade de ocorrências para o caso com o carregamento de 22 kW foram maiores, provavelmente não faria sentido deixar que ocorram esses eventos sem ações de correção. Nesse contexto, uma medida que poderia ser avaliada seria a introdução de um banco de baterias para fazer o corte dos picos durante os períodos de aula, entre os meses de março a junho, nos quais há maior ocorrência. Nesse sentido, a bateria funcionaria de forma que carregasse durante a madrugada onde a curva de demanda é baixa e descarregaria no horário de de pico, auxiliando o sistema ((EMMANUEL et al., 2020)), ((ANANDA-RAO et al., 2016)) . Além disso, poderia ser investido em uma estratégia V2G, na qual os carros injetam potência na rede assim que chegam na UFPB e carregam em um horário próximo

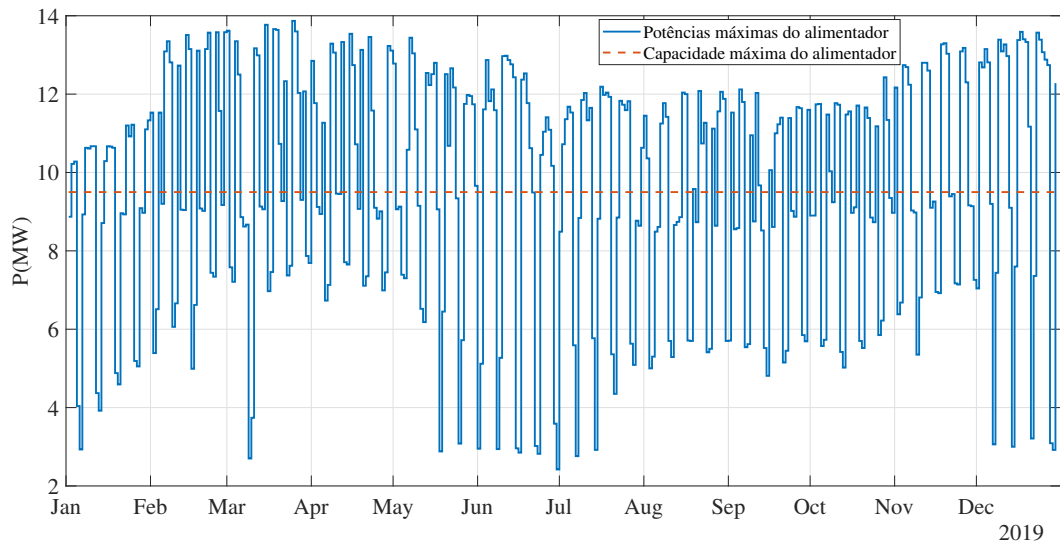


Figura 2.36 – Potências máximas do alimentador com a introdução da potência dos VEs para 2025 com carregamento máximo de 40kW.

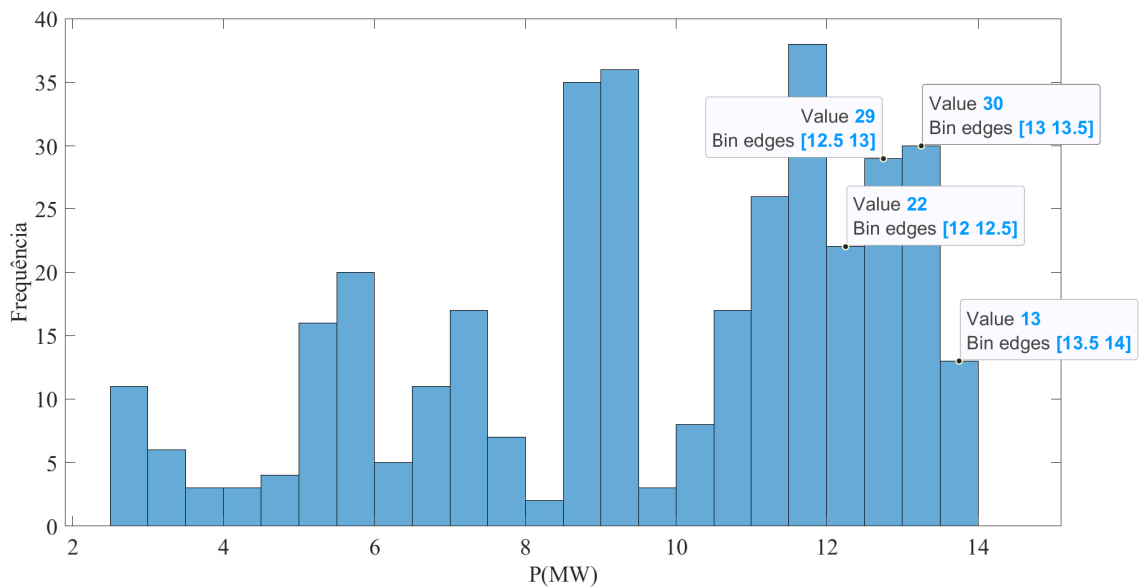


Figura 2.37 – Histograma com as ocorrências de potências máximas por patamar.

à partida, dessa maneira o pico de potência requerida pelos VEs seria deslocado para um horário que não seja o pico da curva de carga do alimentador.

Por outro lado, para o caso com o carregamento de 40kW, seria o caso de um estudo sobre reforço de linha e aumento da capacidade desse alimentador, uma vez que por meio ano ocorreriam essas ultrapassagens. Além disso, o período mais drástico é o primeiro período de aula da UFPB, na qual há as maiores sobrecargas. Nesses momentos, medida emergenciais como as manobras de troca de alimentador ou a entrada do auxílio do banco de baterias poderiam ser programadas.

2.4.3 Ano de 2028

A estimativa de VEs para o ano de 2028 é de 749, segundo a metodologia da seção 2.5. Para essa quantidade de VEs, ocorreram ultrapassagens com todos os carregamentos máximos (7,5, 22 e 40 kW).

1. Carregamento de 7,5 kW

Com um carregamento máximo de 7.5 kW ocorreram ultrapassagens da capacidade do alimentador em todo o ano, exceto nos finais de semana, visto que foi considerado que os VEs não frequentariam a UFPB nos finais de semana. Nesse sentido, entre os meses de fevereiro a junho e de novembro a dezembro são os períodos nos quais ocorrem as maiores ultrapassagens, como pode ser visto na Figura 2.38, com os picos de potências em torno de 26% acima dos 9.5 MW.

No histograma da Figura 2.39 é possível notar que existem 93 dias nos quais as potências de pico estão acima de 11,5 MW, portanto, em 93 dias a capacidade do alimentador é superada em mais de 20%.

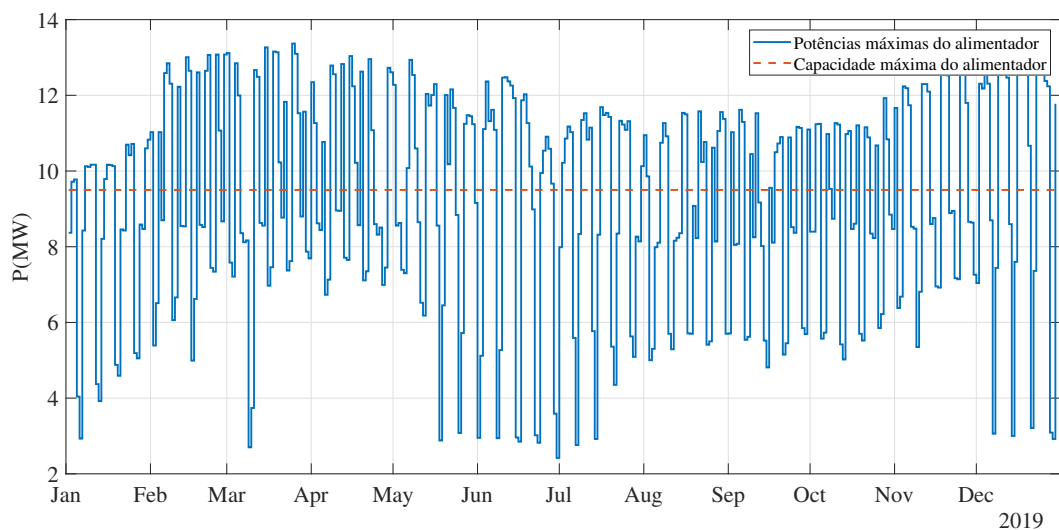
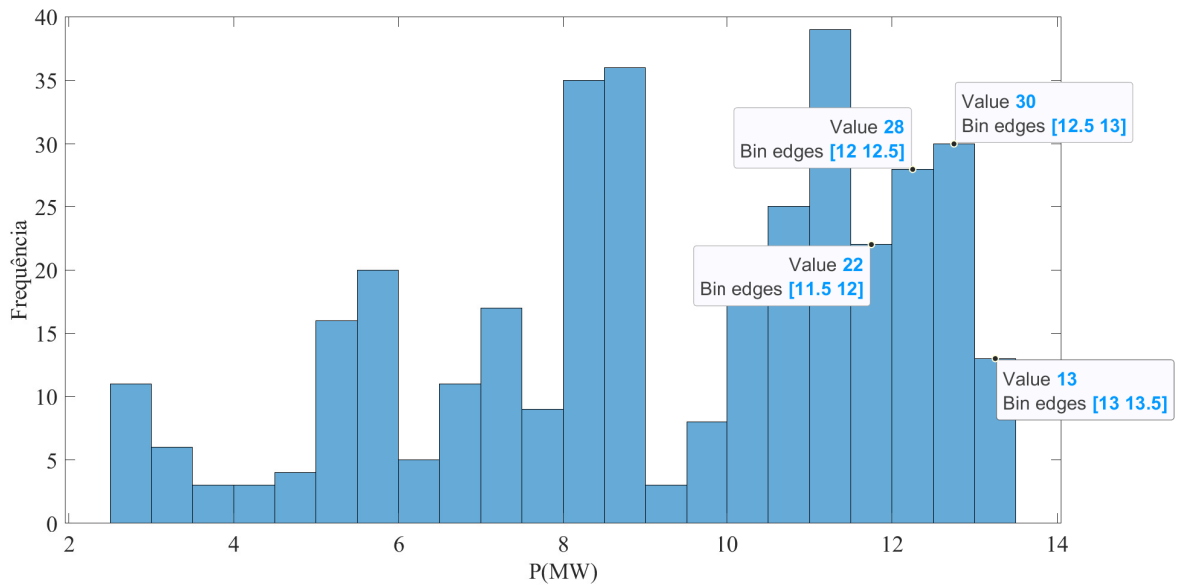


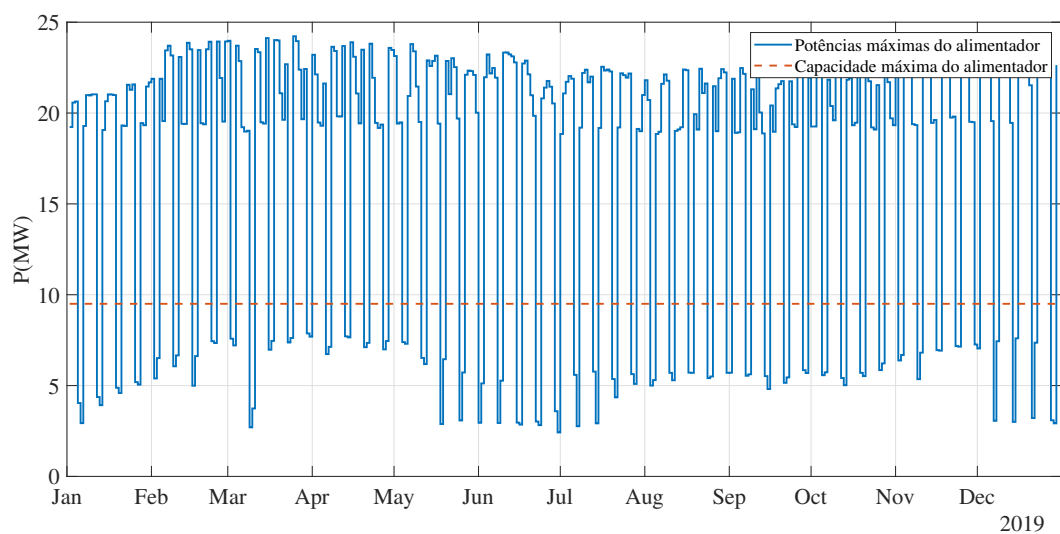
Figura 2.38 – Potências máximas do alimentador com a introdução da potência dos VEs para 2028 com carregamento máximo de 7.5kW.



2. Carregamento de 22 kW

Para o caso do carregamento máximo de 22 kW, além de haver eventos de ultrapassagem da capacidade do alimentador em todo o ano, exceto finais de semana, todas as ocorrências apresentam-se com um pico de potência 110% acima dos 9.5 MW, como é possível notar na Figura 2.40.

Além disso, no histograma da Figura 2.41 pode-se verificar que em todas as ocorrências de ultrapassagem a capacidade do alimentador é superada em 94% ou mais.



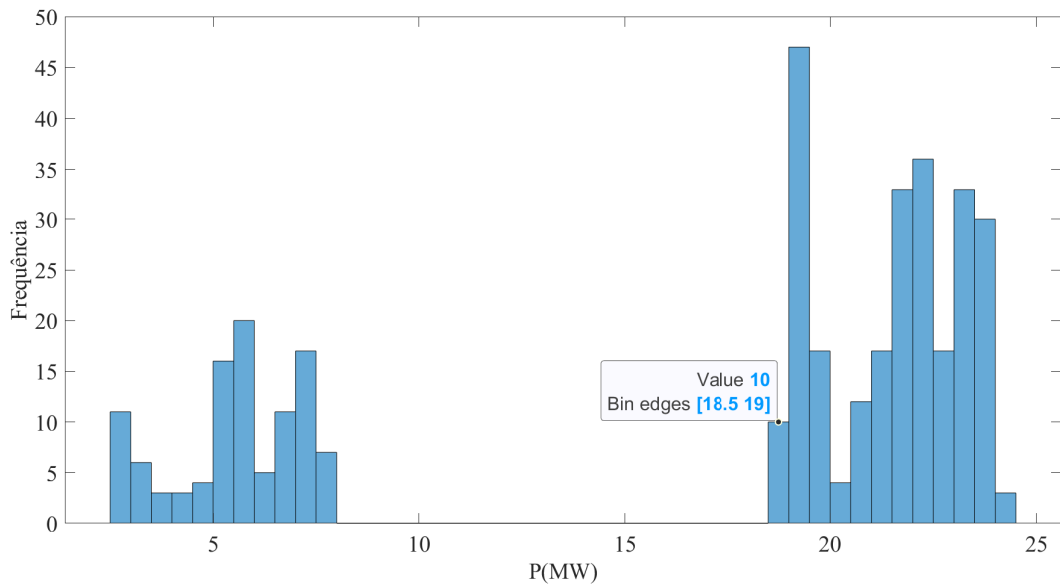


Figura 2.41 – Histograma com as ocorrências de potências máximas por patamar.

3. Carregamento de 40 kW

Como no caso anterior, com um carregamento de 40 kW, houveram ultrapassagens de em todos os dias do ano, exceto os finais de semana, como em todos os casos para o ano de 2028. Além disso, nesse caso os picos de potência ficam muito acima da capacidade do alimentador. É possível notar na Figura 2.42 que os picos de potência estão muito acima da capacidade do alimentador, representada pela linha pontilhada em laranja.

No histograma da Figura 2.43 é possível notar que todas as ocorrências de ultrapassagem superam a capacidade do alimentador em pelo menos 236%. Foram 259 dias em que ocorreram ultrapassagens, portanto em 70% do ano ocorreram esses eventos.

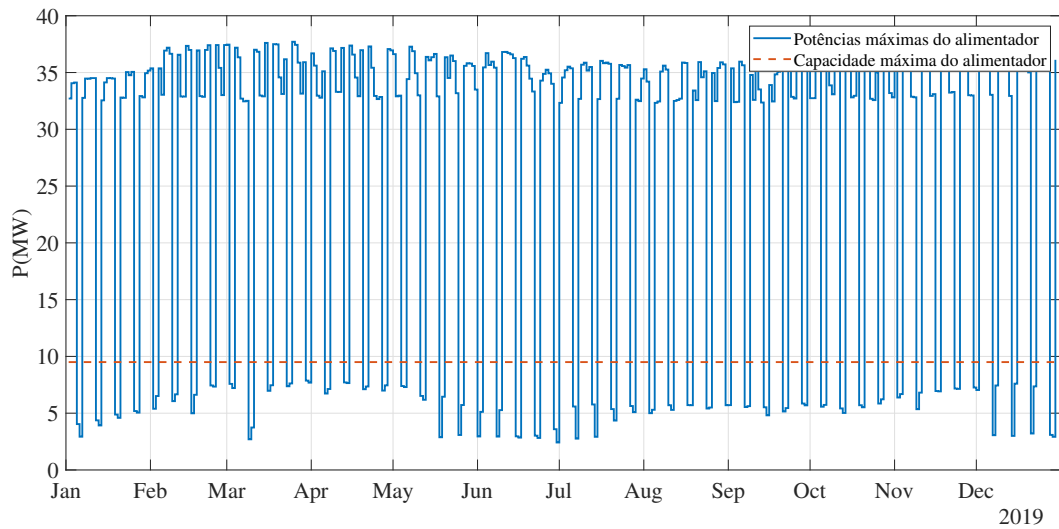


Figura 2.42 – Potências máximas do alimentador com a introdução da potência dos VEs para 2028 com carregamento máximo de 40kW.

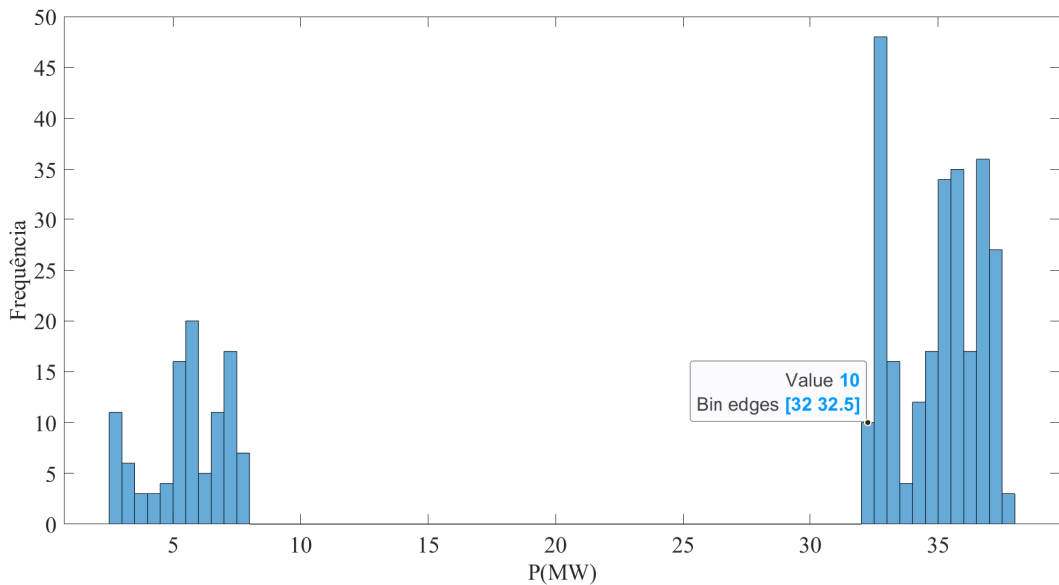


Figura 2.43 – Histograma com as ocorrências de potências máximas por patamar.

Solução

Para os três cenários, com carregamento de 7,5, 22 e 40 kW, é sugerido um estudo sobre reforço de linha e aumento da capacidade desse alimentador, visto que todo o ano ocorreriam as ultrapassagens e, além disso, há caso mais críticos como para o carregamento de 40 kW, no qual ocorrem ultrapassagens com valores muito acima do limite. Além disso, no período mais drástico, primeiro semestre de aulas da UFPB, poderia ter a introdução do banco de baterias para auxiliar com os cortes dos picos de potência. Nesse contexto ainda, a tentativa do uso dos VEs como V2G para deslocar os picos de potência dos VEs para horários menos críticos é muito válida, na medida em que a tecnologia estará mais

madura no futuro próximo.

Tabela 2.9 – Transgressões da capacidade do alimentador durante os anos.

Carregamento máximo	2023	2025	2028
7.5 kW	0	0	Todo o ano. 93 com sobrecarga $\geq 20\%$
22 kW	0	78 27 com sobrecarga $\geq 10\%$	Todo o ano. Todas com sobrecarga $\geq 110\%$
40 kW	12	186 94 com sobrecarga $\geq 26\%$	Todo o ano. Todas com sobrecarga $\geq 236\%$

2.4.4 Introdução da GD

No ano de 2021 foi instalado na UFPB um sistema fotovoltaico de 300 kW. Sistemas como esse também podem ajudar a solucionar os problemas de ultrapassagem do limite de capacidade do alimentador.

Foi analisada para o dia crítico 23/03/2019 a introdução de uma curva típica solar para um sistema fotovoltaico de 300 kW, tal curva está representada na Figura 2.44. É possível notar que a curva de geração solar tem seu pico no período no qual a demanda do alimentador **JPS B-16** é elevada. Além disso, esse horário teria a maior chegada dos VEs na UFPB, próximo às 10 da manhã.

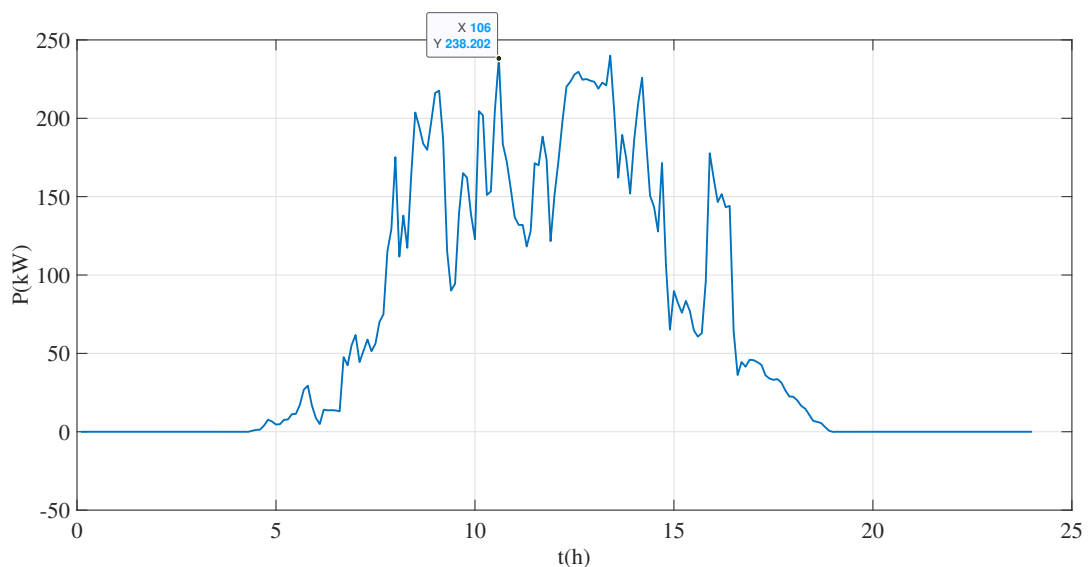


Figura 2.44 – Curva típica de geração solar.

O alimentador **JPS B-16** consegue comportar 40 VEs com carregamento máximo de 40 kW, baseado na diferença entre a capacidade do alimentador e o pico de potência

do dia 23/03/2019. Com esse tipo de sistema fotovoltaico, que é relativamente pequeno frente à capacidade do alimentador, é possível comportar em torno de 4 VEs a mais, sem atingir o limite de capacidade do alimentador. Da mesma forma, com um carregamento de 22 kW poderiam ser suportados em torno de 5 VEs a mais e com um carregamento de 7.5 kW, poderiam ser suportados em torno de 17 VEs a mais. Vale ressaltar ainda que para que essa capacidade de hospedagem seja realizável, o perfil da curva de geração mostrado na Figura 2.44 deve se repetir ao longo dos dias, além disso vale lembrar a natureza interminante desse tipo de geração.

2.4.5 Controle de carga dos VEs

Vale ressaltar que o alimentador **JPS B-16** tem como principal cliente a UFPB, com demanda contratada de 4,29 MW. A capacidade do alimentador é de 9,5 MW, sendo assim em torno de 45% de toda a carga para esse alimentador é proveniente da UFPB. Além disso, o tipo de contrato de energia da UFPB é tarifa verde com contratação de demanda. Nesse sentido, como solução à introdução da potência dos VEs nesse alimentador, uma ação seria o controle pela própria UFPB da quantidade de VEs que poderão carregar dentro dos seus limites. Isto é, a disponibilidade de pontos de carga por um cliente dessa característica seria controlado para que não ocorra ultrapassagem de demanda contratada e, com isso, não haveriam problemas com a capacidade do alimentador. Por outro lado, caso ocorra de, por exemplo, a UFPB ter um possível plano de disponibilizar muitos pontos de recarga a ponto de ultrapassar muito a demanda e aumentar muito a carga no alimentador, ela teria que avisar a distribuidora desse possível aumento de carga e assim a concessionária de energia estaria ciente da situação para planejar outras soluções.

2.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo, foi apresentada uma metodologia de construção do modelo do alimentador que fornece energia para a rede da UFPB, a partir do BDGD da Energisa. Além disso, o modelo foi georreferenciado, sendo assim, suas estruturas no *software* de simulação representam sua posição geográfica real. Foi apresentado, também, um método de introdução da curva de potência de carregamento de VEs no modelo, com o intuito de analisar os possíveis impactos da introdução dessa tecnologia no sistema elétrico de potência.

Algumas estimativas da quantidade de VEs foram feitas para anos posteriores e para o ano atual. É possível concluir que já para o ano de 2023, se as estimativas mostrarem-se corretas, haverá ultrapassagem da capacidade de potência dos alimentadores, quando os VEs iniciam o carregamento no mesmo horário. Para os anos de 2025 e 2028, a realidade é mais crítica, caso as estimativas se cumpram, isso porque a quantidade de VEs esperada superaria muito a capacidade do alimentador. Nesse sentido, o perfil de tensão

está bem próximo dos valores limites (0,93 pu), com uma tensão mínima de 0,946 pu com a introdução de 52 VEs. Ademais, tomando como base o FC calculado, é possível concluir que o alimentador é pouco eficiente energeticamente, uma vez que sua curva de carga é pouco uniforme, o que pode piorar devido a entrada dos VEs.

Foram apresentados também algumas sugestões de soluções para os impactos da introdução dos VEs no alimentador. Num futuro próximo (2023), e com uma potência de carregamento mais baixa, é possível realizar manobras de distribuição de cargas para outro alimentador, caso haja disponibilidade, além disso também é possível fazer um gerenciamento de energia com a introdução de banco de baterias. Já para um futuro mais distante (2025 e 2028), a expectativa de um número maior de VEs exige um estudo de fortalecimento da rede, ou construção de um novo alimentador a fim de compartilhar as cargas. Além disso, o gerenciamento de energia com V2G pode se tornar viável em futuro mais distante com a evolução da tecnologia. Outra metodologia que pode ser utilizada em vários dos caso é a tarifa dinâmica, estimulando economicamente, a mudança dos horários de carregamento dos VEs. Outra alternativa para minimizar os picos de demanda é a introdução da GD, que nesse tipo de alimentador o pico de geração coincide com os picos de demanda do alimentador. É importante destacar que as soluções apresentadas são sugestões iniciais para lidar com o problema em questão. Cada uma delas demanda um estudo individualizado e uma avaliação cuidadosa antes de serem implementadas, a fim de garantir que sejam adequadas e eficazes para a situação específica em que se encontram. Portanto, é necessário um trabalho de análise mais aprofundado para determinar a melhor abordagem a ser adotada.

3 GERENCIAMENTO DE ENERGIA PARA O ALIMENTADOR DA UFPB

3.1 INTRODUÇÃO

A proposta deste capítulo é pormenorizar uma das soluções apresentadas na seção 2.8. Dado o exposto, algumas soluções plausíveis foram citadas como o gerenciamento de energia na rede, com Sistemas de Armazenamento de Energia (SAEs), tarifação dinâmica, ou ainda a introdução de GD. Para este capítulo foi escolhido analisar o gerenciamento de energia na rede com a introdução de SAEs baseado em BFs. A integração de BFs em sistemas de redes inteligentes tem se tornado cada vez mais significativa para o futuro da distribuição de energia elétrica. As BFs podem armazenar energia durante períodos de baixa demanda para uso em períodos de alta demanda ou durante interrupções na rede. Com a crescente adoção de fontes renováveis de energia, como a solar e a eólica, as baterias tornam-se ainda mais cruciais para garantir a estabilidade do sistema elétrico, armazenando e utilizando essas fontes de energia intermitentes. Além disso, o uso de BFs em sistemas de redes inteligentes pode fornecer uma melhor gestão de carga, prevenindo sobrecargas na rede e reduzindo o desperdício de energia.

Foram estudados alguns autores que apresentam metodologias de otimização e gerenciamento de sistemas que contam com a participação geradores Fotovoltaicos (PV), SAEs e, em alguns casos, é incluído também os VEHPs. A maioria dos artigos têm em sua estratégia a utilização de algoritmos de otimização com funções objetivos baseadas nos custos envolvidos no sistema, com a introdução dos custos operacionais dos SAEs e custos de demanda e ultrapassagem. Além disso, alguns trabalhos consideraram um comportamento de saída e chegada dos VEPs, o que pode resultar em uma resposta mais real do gerenciamento do sistema.

Em (ZHU et al., 2011), foi analisado um gerenciamento ótimo da geração PV e SAEs, composto apenas por BFs, com o fito de diminuir os custos do uso da energia da rede e picos de potência em residências. Foram incluídas, previsões de geração e demanda neste estudo para chegar aos objetivos desejados. Como contribuição principal do estudo, é ressaltado a elaboração de uma nova arquitetura de controle para o gerenciamento de sistemas PVs integrados ao SAEs. Os autores de (ZHU et al., 2011), em sua estratégia de gerenciamento, utilizaram o Estado de Carga (EC) dos SAEs, previsões de geração PV e de consumo para, dessa forma, decidir o quanto de energia destinar ao SAE. Foi elaborado, então, uma comparação entre as energias produzidas pela geração PV e as energias consumidas. Com isso, foram escolhidos os melhores momentos para carregar o SAE e os momentos nos quais se utilizar a energia já estocada, baseado nos horários de ponta e fora de ponta definidos para a rede. Nesse cenário, as previsões de geração solar e da demanda do usuário são necessárias para agendar o montante de energia que deve ser

comprado da rede e/ou direcionado ao SAE baseado nos horários de ponta e fora de ponta. No modelo de previsão solar utilizado em (ZHU et al., 2011) é analisado as condições de nebulosidade do dia posterior, em seguida a análise é convertida em uma porcentagem e usada para calcular a potência da geração solar no dia previsto, desse modo, se no dia seguinte a nebulosidade for de 20%, a potência do gerador solar será $P_{max}(100\% - 20\%)$, onde P_{max} é a potência máxima da planta solar. Por outro lado, o modelo de previsão de demanda é baseado em uma média móvel ponderada a partir de uma base histórica de dados. As previsões feitas são para 24 horas a frente e as simulações do estudo são feitas para 5 dias, com intervalo de tempo de 1 hora. Dados reais foram utilizados para este estudo: dados de consumo de uma casa real, dados de geração de um painel solar, dados meteorológicos do Serviço Nacional de Meteorologia dos EUA e dados tarifários de Ontário, Canadá. Para o estudo de (ZHU et al., 2011), não foram utilizados custos de consumo ou multas por ultrapassagem na estratégia de otimização, não foram também utilizados VEPs no estudo. Outrossim, neste estudo os custos de BFs foram desconsiderados. Segundo os autores, a técnica desenvolvida foi capaz de diminuir a energia comprada da rede, da mesma maneira que diminuiu o uso da rede nos momentos de pico, além de não necessitar de quaisquer dispositivos, custos adicionais ao cliente, com exceção do próprio SAE e o sistema PV.

Em (KAZHAMIKA; ROSENBERG; KESHAV, 2016) foi analisado um estudo de gerenciamento de energia em um sistema residencial com fluxo de energia bidirecional e equipado com um PV e um SAE, composto apenas por BFs, assim como no artigo (ZHU et al., 2011), a fim de diminuir os custos da eletricidade. Como contribuições do artigo, ressaltou-se a formulação e solução de uma estratégia para a operação de um sistema PV com um SAE, que pode encontrar a estratégia de operação ótima para esquemas de tarifários genéricos, assim como a modificação de uma proposta baseada na previsão de dados, em busca de não utilizar os algoritmos preditivos. Ademais, a introdução da proposta de custo de ultrapassagem aliado ao custo de demanda, chamado de preços de pico de demanda, e uma investigação da necessidade de dados previstos também são postos como contribuições. Neste estudo, foi introduzido o que os autores chamaram de custo diferencial, o qual é formado pela diferença entre o custo do uso de energia da rede e o valor cobrado pela venda de energia à rede. Nesse sentido, o custo citado anteriormente foi utilizado para fazer o gerenciamento de energia, além do custo de ultrapassagem da demanda contratada que também compunha a estratégia de otimização. Com isso, foi feito um gerenciamento de energia nas baterias para 24 horas que otimize o custo de energia do sistema, com intervalo de tempo de 5 minutos. Os dados de curva PV e carga foram obtidas da Universidade de Ciências aplicadas de Hochschule Landshut na Alemanha por nove meses, de abril a dezembro de 2014. A conclusão dos autores é que os resultados são ligeiramente melhores quando adicionadas previsões no algoritmo, no entanto, ainda segundo eles, é questionável se há benefício em agregar os dados previstos

na estratégia, uma vez que as previsões podem ter altos custos de elaboração e ainda podem ser imprecisas. Assim como em (ZHU et al., 2011), é ressaltado neste artigo que os custos de degradação das baterias não são abordados e, segundo os autores, isso não traria mudanças significativas aos resultados devido à tecnologia das baterias de íons de lítio em uso. Por fim, não foram incluídos os VEPs no estudo em questão.

Em (AZNAVI et al., 2020) também foi estudado um gerenciamento de energia de uma casa inteligente equipada com geração PV e SAEs, o qual, diferente dos artigos anteriores, é formado agora por VEHPs e BFs. Além disso, diferente de (KAZHAMIKA; ROSENBERG; KESHAV, 2016), o fluxo de energia entre a rede e o sistema é unidirecional. Sendo assim, toda energia dos PVs é utilizada pela carga e o excedente é enviado aos SAEs. Os autores ressaltaram que, nos estudos revisados, a energia armazenada nos SAEs eram utilizadas sem que se considerassem os custos para esse uso, diferentemente do que é feito em seu trabalho, no qual eles utilizararam os custos operacionais dos SAEs. Nesse contexto, a estratégia proposta pelos autores teve como objetivo otimizar a carga e a descarga dos SAEs, enquanto minimiza a despesa total do uso de energia. Para isso, foi criada uma função de otimização com o custo do consumo de energia da rede e o custo representativo do preço de carga e descarga dos SAEs. O custo supracitado, chamado de preço da energia (PE), foi desenvolvida com base no EC, na Capacidade Nominal (CN) e na potência de cada SAE. Não foi considerado custo para o PV, de forma que seja estimulado o autoconsumo total da energia do PV na casa. O comportamento tarifário e os dados de carga foram obtidos do mercado PJM (*Pennsylvania-New Jersey-Maryland*) para o dia 31 de março de 2017, já os dados de perfil da geração PV foram extraídos de um domicílio localizado em Reno, Nevada, EUA. Como resultado, é feito um gerenciamento ótimo do fluxo de energia entre os componentes da casa inteligente para um dia a frente. Segundo os autores, com a introdução do PE há uma maior participação dos SAEs nas trocas de energia, o que acarreta uma diminuição maior dos custos gerais do sistema devido ao armazenamento de energia para uso futuro. Tipicamente, o período de análise inicia-se a partir da hora 00:00, no intuito de observar a otimização frente ao comportamento do cliente e flutuações de geração PV durante um dia completo. Contudo, no estudo (AZNAVI et al., 2020), assumiu-se um período de simulação de 24 horas, iniciando às 18:00, com intervalos de 30 minutos. Por fim, não foram considerados nesse artigo, exceto o consumo, nenhum outro custo da rede, não foram consideradas previsões de demanda ou de curva de geração PV, como também não foi considerado o comportamento de saída e chegada dos VEHPs.

Em (CHEN et al., 2011), foi realizado um estudo baseado em um Sistema de Gestão de Energia Inteligente (SGEI) para o gerenciamento inteligente de energia em uma microrrede composta por PVs e um SAE composto por BFs, ao contrário dos trabalhos anteriores que avaliaram sistemas residenciais. O SGEI é um sistema com um módulo de previsão, um módulo de carga e descarga do SAE e um módulo de otimização. A

microrrede é separada da rede de distribuição e o SGEI visa atender a demanda total da microrrede, utilizando sua produção local. Como contribuição do artigo, os autores citam a elaboração de uma proposta diferente da usual para a construção do modelo de previsão da geração PV. Nesse cenário, o modelo de previsões de (CHEN et al., 2011) é constituído de uma Rede Neural Artificial (RNA) baseada nas condições climáticas para os dias, como ensolarado, chuvoso ou nublado, além dos dados históricos da geração. Com base em previsões, o objetivo do estudo é otimizar os fluxos de energia entre a geração e o fornecimento, para minimizar o custo operacional ou maximizar o lucro, ao mesmo tempo que satisfaz as restrições da unidade geradora e da rede. Um dos objetivos específicos do método de gerenciamento do artigo é utilizar o máximo da geração PV na microrrede sem mandá-la para a rede de distribuição. Para isso, foram utilizados os custos de disponibilidade de energia e potência, operação e manutenção das baterias, assim como o custo de compra da energia da rede. O estudo feito considerou um período de simulação de 24 horas, com um intervalo de tempo de 1 hora. Os dados utilizados na estratégia foram obtidas do banco de dados de um sistema SCADA, medindo um PV real. Dados de demanda e modelos tarifários da microrrede também foram necessários para a elaboração da estratégia ótima. Além disso, não foi utilizado na otimização, multa por ultrapassagem de demanda contratada, assim como não foram incluídos na estratégia VEHPs. A saída do algoritmo representa a direção e a quantidade do fluxo de energia entre geradores, SAEs, cargas e rede de forma otimizada em termos de custos.

Os autores de (BADAWY; SOZER, 2017) realizaram um estudo utilizando uma microrrede, assim como (CHEN et al., 2011), com geradores PVs, BFs e uma estação de carregamento de VEHPs, com o objetivo de diminuir os custos do uso do sistema, enquanto auxilia na penetração de sistemas com PVs e BFs na rede para que seja dado o suporte a crescente necessidade de carregamento rápido dos VEHPs. Como contribuição do artigo, tem-se a introdução de duas camadas de otimização com a utilização de dois algoritmos de otimização, além disso a introdução dos custos de degradação da bateria na estratégia de otimização. Neste estudo os VEHPs não foram utilizados como SAEs, uma vez que eles não injetam energia no sistema. Para desenvolver a otimização foram utilizados os custos de degradação das BFs, baseado no EC, na Profundidade de Descarga (PD) e na vida útil, e também os custos de consumo de energia da rede. Como já citado, foram utilizadas duas camadas na estratégia de otimização, uma que recebe uma coletânea de dados previstos, como condições climáticas, dados históricos de carga e um modelo estatístico da tarifa da rede, e tem como saída o EC das BFs, a outra camada recebe o EC calculado na primeira e serve para o gerenciamento do fluxo de energia em intervalos de tempo pequenos e para mitigar possíveis erros. Nesse contexto, o tempo de simulação da primeira camada é de 24 horas com intervalo de tempo de 1 hora, enquanto a segunda camada tem tempo de simulação de 1 hora com 10 minutos de intervalo de tempo. Segundo os autores, a introdução do custo de degradação das baterias na otimização contribui para aumentar a

vida útil das baterias em média 3 anos em relação a estratégia convencional que utiliza apenas os custos de consumo de energia da rede. Por último, não foram utilizados custos de demanda e multas por ultrapassagem para compor a função objetivo do estudo.

Em (KORKAS et al., 2018), foi estudado um método de otimização baseado em uma programação dinâmica aproximada multimodal para a carga e descarga de VEHPs em uma estação de carregamento com o objetivo de minimizar os custos operacionais do sistema. Além disso, é utilizado um comportamento de partida e chegada dos carros à estação a partir de uma distribuição Gaussiana, o que ainda não havia sido observado nos trabalhos estudados. Como diferencial, os autores ressaltaram o uso de um espaço de estados contínuo, ao invés do discreto, que melhor representa as constantes mudanças e variações de potência de baterias. A fim de formular a estratégia de otimização de (KORKAS et al., 2018) foram utilizados os custos de consumo de energia da rede e os custos de carregamento dos VEHPs que continuam conectados à estação. Além disso, o estudo tinha por objetivo providenciar que todos os VEPs próximos à partida tivessem um EC desejável, definido como 100% pelos autores, e, para isso, poderia ser utilizada a carga dos VEPs que estavam longe da partida. Foram considerados, ainda, intervalos de tempo de 1 hora e tempos de simulação total de um dia (24 horas) e de uma semana (168 horas). Os autores usaram um banco de dados da cidade de Atenas, do ano de 2011, para formar o modelo de fonte PV para o estudo, por outro lado, os modelos tarifários foram obtidos dos estudos revisados no artigo. A saída do algoritmo de otimização representa a melhor maneira de contratação da energia da rede que também representa o menor custo de utilização da energia pela estação de carregamento, levando em consideração a potência da fonte PV. Segundo o estudo, a estratégia desenvolvida teve um comportamento robusto na presença de horários diversos de partida e chegada dos VEHPs, bem como diferentes modelos tarifários e de geração PV. Por fim, não foram utilizadas no artigo nenhum tipo de previsão para a elaboração da otimização, também não foi utilizado a influência de multas por ultrapassagem.

Em (GINIGEME; WANG, 2020) foi realizada a otimização de um sistema de distribuição com a introdução de VEHPs, propondo minimizar o pico de demanda, a variação do perfil de carga, o custo de degradação de carga e descarga das baterias dos VEHPs. Como contribuições do estudo são citadas pelo autores dois modelos de otimização baseado nos VEHPs que buscam atingir vários objetivos, como a melhorar a variação do perfil de carga e diminuir o custo de degradação das baterias dos VEHPs, além de possibilitar o controle de um número vasto de carga e descarga ds VEPs. Nesse artigo, não foi utilizado no estudo qualquer SAE, exceto as baterias dos VEHPs, portanto, o custo de degradação está, somente, relacionado a essas baterias. Ademais, (GINIGEME; WANG, 2020) utilizou um modelo de dinâmica de utilização dos VEHPs, assim como em (KORKAS et al., 2018), considerando horários para saída e chegada dos veículos em casa e no trabalho. Nesse sentido, o EC é importante, visto que os VEHPs precisavam

ter uma carga suficiente para o momento em que deveriam fazer o deslocamento. Por outro lado, o EC também é utilizado para calcular a PD, da seguinte forma: $PD = 1 - EC$, que faz parte da elaboração dos custos de degradação das baterias dos VEHPs. Para a estratégia de otimização de (GINIGEME; WANG, 2020) foram utilizados dois modelos, no primeiro foi estudado a minimização do pico de demanda com a introdução dos VEHPs e do custo de degradação do SAE. Por outro lado, no segundo modelo foi analisado a minimização dos dois itens do primeiro e, também, do custo de carga e descarga do SAE. Nesse contexto, foi estabelecido um período de estudo de 24 horas, com tempo de intervalo de 5 minutos, além disso, foi assumido que os VEHPs viajam 30 km por dia, gastando, para isso, 45 minutos. Os dados que compunham a curva de carga do estudo foram obtidos no mercado PJM, assim como em (AZNAVI et al., 2020), para o dia 29 de outubro de 2019. Para compor o modelo tarifário, foram utilizados dados de Saskatchewan, Canadá. A saída do algoritmo de otimização representa, portanto, o melhor custo de carregamento/descarregamento dos VEHPs, assim como o custo de degradação de suas baterias e é, também, escolhido o melhor dentre os modelos de otimização a ser usado para minimizar os custos. Segundo os autores, a estratégia foi suficiente para diminuir tanto o pico de demanda do sistema, quanto diminuir as flutuações da curva de carga. Outrossim, o custo de degradação das baterias aumentou, no entanto a soma dos custos de degradação e carga e descarga diminuiu ao ponto de fazer o sistema lucrar com a otimização. Neste artigo, não foram utilizadas previsões de demanda ou geração PV, assim como não foram utilizadas multas por ultrapassagem de demanda.

Em (RANGEL et al., 2021), a metodologia apresentada teve o objetivo de alocar BFs em redes de distribuição de maneira ótima. Em seu estudo, (RANGEL et al., 2021) permitiu selecionar o tipo, a potência e a localização melhores em uma rede com Geração Distribuída (GD) e VEHPs. Segundo os autores, em seu estudo foi apresentada uma nova abordagem para modelar a viabilidade econômica de SAEs integrados em redes de distribuição. Além disso, foi utilizada uma estratégia incluindo uma RNA para substituir o algoritmo estocástico de Monte Carlo (MCS), para que todo processo se tornasse mais ágil. Nessa metodologia, foi utilizado o MCS uma única vez para criar um banco de dados com os diferentes cenários possíveis para o funcionamento do sistema com as BFs. Nesse contexto, o banco de dados foi usado para treinar uma RNA que servirá, em substituição ao MCS, como um método de avaliação para aptidão das soluções encontradas pelos algoritmos de otimização utilizados pelo estudo. Tendo isso em vista, (RANGEL et al., 2021) determinou a localização, capacidade, custos e vida útil das baterias, custos totais e tensão nas barras. Além disso, foi feita uma comparação entre três algoritmos de otimização, Algoritmo Genético (AG), Enxame de Partículas (EP) e Evolução Diferencial (ED), com o intuito de buscar as melhores soluções e qual estratégia apresentou a melhor performance. A estratégia de otimização, assim como nos artigos anteriores, foi formada pelos custos de uso da energia da rede, custos das perdas na rede e o custo de uso das BFs (manutenção,

operação e aquisição), considerando um tempo de simulação de 1 dia, com intervalo de tempo de 1 hora. Os dados utilizados no estudo são dados reais de GD, curva de carga e modelo tarifário obtidos do Operador Independente do Sistema Elétrico de Ontário, Canadá. Por fim, a saída do algoritmo é a melhor tecnologia, localização e capacidade de bateria, que por sua vez resultou no lucro ótimo do uso de energia da rede distribuição. A conclusão dos autores foi que o EP foi superior aos outros algoritmos de otimização e o método de uso da RNA fez com a resposta seja atingida 20 vezes mais rápida. Por outro lado, foi ressaltado que a abordagem proposta pode se tornar uma ferramenta fundamental em pesquisas sobre a influência de SAEs nos sistemas elétricos.

Em (TRAN et al., 2019) foi proposto uma metodologia diferente dos artigos anteriores, apesar dos objetivos serem semelhantes aos buscados por (ZHU et al., 2011), (KAZHAMIAKA; ROSENBERG; KESHAV, 2016), (AZNAVI et al., 2020), (CHEN et al., 2011), (BADAWY; SOZER, 2017), (KORKAS et al., 2018) e (GINIGEME; WANG, 2020), baseado em um sistema de controle de energia residencial que tem como tecnologias integrantes, geradores PVs e VEHPs, no qual as baterias dos veículos foram utilizadas como SAEs a fim de mitigar os impactos negativos da fonte PV na planta. Utilizou-se um carregador rápido para fazer a interface entre o sistema e os VEHPs, chamado de CHAdeMO. Nesse estudo foi considerada, ainda, a existência de dois carros na residência para que um deles seja usado como SAE no controle. Os autores indicaram, como principais contribuições de seu trabalho, um novo sistema de controle para o fluxo de energia residencial usando o padrão do carregador de corrente contínua. Nesse contexto, a proposta de (TRAN et al., 2019) teve como objetivo diminuir o pico de demanda e com a implementação do SAE, auxiliar na estabilidade da rede. A estratégia de gerenciamento de energia de (TRAN et al., 2019) foi baseada em um controle em tempo real que têm como referência o balanço de energia entre a geração PV, a energia consumida da rede, a demanda da casa e a carga e descarga do SAE. Sendo assim, como já citado, diferentemente dos artigos anteriores, este estudo não utiliza custos de consumo ou ultrapassagem, assim como também não precifica a carga e descarga do SAE. Nessa lógica, o controle foi composto de modos de trabalho que foram escolhidos de acordo com a situação do EC do SAE e do horário atual, visto que a depender do horário, terá maior montante de geração PV ou demanda residencial. Esses horários são definidos pelos autores e à medida que são identificados no algoritmo de controle, um modo de atuação correspondente é escolhido. Cada modo de atuação tem definido comportamento da potência dos participantes do sistema, VEPs carregando ou descarregando, gerador PV suprindo a carga ou carregando os VEPs, etc. A partir das potências de cada equipamento e de suas tensões, é calculado a corrente, que juntamente com a tensão, será utilizado com referência para o controle dos conversores dos integrantes do sistema. Dessa maneira se dá o gerenciamento do fluxo de energia do sistema proposto em (TRAN et al., 2019). As simulações elaboradas no artigo tem um tempo de 6 segundos, separados em intervalos de tempo não constantes, nos quais o controle atua em todos

os modos propostos, ora sem a fonte PV, ora sem a participação dos VEPs, ora com a participação dos dois, PV e VEHPs. Foi utilizado um simulador para o gerador PV e testado sobre pior caso de geração PV, no qual a irradiância e a temperatura mudam constantemente em um intervalo curto de tempo, por outro lado, a carga da casa foi considerada como uma resistência simples. Os autores do estudo citam que a estratégia desenvolvida foi suficiente para controlar o equilíbrio de energia do sistema, o que ajuda a diminuir as incertezas provenientes da geração PV e a fornecer uma saída de energia confiável. Contudo, não foram considerados qualquer tipo de previsão de demanda ou geração PV, assim como não foi considerado qualquer tipo de comportamento de saída e chegada de VEPs.

O artigo (LI et al., 2020) apresenta um modelo matemático inovador que considera o envelhecimento da bateria ao otimizar o carregamento bidirecional de VEs. O objetivo do estudo é maximizar o benefício econômico da venda de energia de VEs para a rede elétrica, ao mesmo tempo em que se leva em conta o envelhecimento da bateria. Para isso, foi desenvolvida uma ferramenta de otimização que leva em consideração o EC, o PD, a eficiência do carregamento e descarregamento, os custos da rede e a demanda de energia do VE. Os autores propuseram dois cenários para avaliar o impacto do envelhecimento da bateria nos custos de operação de VEs. O primeiro cenário é baseado em um perfil de carregamento semanal típico, enquanto o segundo cenário é baseado em um perfil de carregamento mais dinâmico que varia ao longo do dia. Além disso, foi investigado o impacto do envelhecimento da bateria nos serviços de V2G baseados em fluxo de energia bidirecional, como a arbitragem de energia. Eles propuseram três cenários de V2G para avaliar a rentabilidade dos serviços em diferentes cenários de preços de eletricidade e custos de envelhecimento da bateria. Os autores coletaram dados de sensores a bordo de um VE e os utilizaram para validar o modelo da bateria do veículo e para testar as diferentes estratégias de carregamento propostas pelo algoritmo de otimização. A simulação foi realizada para um horizonte de 24 horas com um intervalo de tempo de 5 minutos. Foi utilizado um algoritmo de programação dinâmica discreta (PDD) para otimizar o carregamento bidirecional de VEs, técnica poderosa para resolver problemas de otimização com muitas variáveis e restrições. Os autores concluíram que a otimização do carregamento bidirecional de veículos elétricos pôde reduzir significativamente os custos operacionais e prolongar a vida útil da bateria, enquanto também permite que os veículos elétricos forneçam serviços de suporte à rede elétrica. No entanto, eles destacam que a modelagem precisa da degradação da bateria é crucial para maximizar os benefícios da otimização do carregamento.

Na Tabela 3.1 é possível encontrar um resumo do trabalho realizado pelos autores nos artigos estudados.

O presente estudo se baseou nas pesquisas detalhadas na Tabela 3.1 para o de-

Tabela 3.1 – Resumo das abordagens estudadas.

Artigo	Aplicação R\$/kW	Objetivo R\$/kWh	Requisitos R\$/kW	Ferramenta de Otimização
T. Zhu et al. 2011 (ZHU et al., 2011)	Gerenciamento ótimo de energia residencial.	Reduzir custos do uso da rede. Reduzir picos de potência.	EC e previsões de geração e consumo.	Controle eficiente proposto pelos autores.
F. Kazhamiaka, C. Rosenberg, S. Keshav. 2016 (KAZHAMIAKA; ROSENBERG; KESHAV, 2016)	Gerenciamento ótimo de energia residencial.	Reduzir custos de energia do sistema. Avaliar a necessidade do uso de previsões.	Custo de consumo demanda e ultrapassagem.	<i>Integer Linear Programming</i>
S. Aznavi et al. 2020 (AZNAVI et al., 2020)	Gerenciamento ótimo de energia residencial.	Reduzir o custo de energia do sistema. Otimizar carga e descarga dos SAEs.	Custo de consumo e custo de carga e descarga dos SAEs.	<i>Stochastic Fractal Search</i>
C. Chen et al. 2011 (CHEN et al., 2011)	Gerenciamento ótimo de energia em uma microrrede	Reduzir custos do uso da rede Maximizar o autoconsumo do PV.	Custos operacionais das BF's. Custos de consumo de energia.	<i>Genetic Algorithm</i>
M. O. Badawy, Y. Soze. 2017 (BADAWY; SOZER, 2017)	Gerenciamento ótimo de energia em uma microrrede	Reduzir custos de energia do sistema. Auxiliar a penetração de BFs e PVs na rede.	Custos de consumo e custos de degradação das BF's.	<i>Particle Swarm Optimization</i> e <i>Dynamic Programming</i>
C. D. Korkas et al. 2018 (KORKAS et al., 2018)	Gerenciamento ótimo de energia em uma estação de carregamento.	Reduzir custos energia do sistema.	Custo de consumo, custo carga/descarga e modelo de partida/ chegada dos VEPs.	<i>Rule Based Control</i> , <i>Open-Loop Optimization</i> e <i>Multi-Modal</i>
K. Ginigeme, Z. Wang. 2020 (GINIGEME; WANG, 2020)	Gerenciamento ótimo de energia em um sistema de distribuição	Reduzir pico de demanda e variação do perfil de carga. Reduzir custos de degradação dos SAEs.	Custos de degradação dos SAEs. Modelo de partida/ chegada dos VEPs.	Algoritmo de controle ótimo desenvolvido pelos autores.
C. Rangel et al. 2021 (RANGEL et al., 2021)	Alocação ótima de BFs em um sistema de distribuição.	Selecionar o tipo, a potência e a localização ótima de BFs no sistema.	Custos de consumo, de perdas elétricas e da operação e manutenção dos BFs.	<i>Genetic Algorithm</i> , <i>Differential Evolution</i> e <i>Particle Swarm</i>
V.T. Tran, et al. 2019 (TRAN et al., 2019)	Gerenciamento ótimo de energia residencial.	Reduzir o pico de demanda e auxiliar na estabilidade da rede.	Dois VEPs e o EC.	Controle baseado na potência de horários fixos.
LI, et al. 2020 (LI et al., 2020)	Otimização da carga de VEPs.	Maximizar venda de energia dos VEPs.	Custos operacionais da bateria dos VEPs Custos de consumo	Discrete Dynamic Programming

envolvimento do algoritmo. O objetivo principal do algoritmo é a redução dos custos associados à utilização da rede elétrica. Para alcançar esse objetivo, busca-se a exclusão ou mitigação de penalidades por ultrapassagem de demanda e custos de demanda, bem como a redução dos custos relacionados à degradação das BF's. Dessa forma, para o funcionamento adequado do algoritmo, são necessários os seguintes requisitos: informações precisas sobre os custos de demanda, consumo, multas por ultrapassagem e custos operacionais das

baterias estacionárias. O EC e o PD das BFs também são importantes para a otimização do modelo. Por fim, para a realização da otimização, foi utilizada a técnica de Algoritmo Genético (AG) como ferramenta de otimização.

3.2 ALGORITMO GENÉTICO

O conceito de otimização é bem definido como um problema de análise de decisões complexas, envolvendo seleção de variáveis, com o objetivo de quantificar a performance e medir qualidade das decisões. Buscando ainda encontrar a melhor solução respeitando restrições, caso seja necessário (SOARES, 1997).

Os métodos de otimização podem ser divididos basicamente em determinísticos, enumerativos ou estocásticos. Os determinísticos basicamente tem em sua metodologia o uso de derivadas partindo de um ponto inicial e usando o ponto atual como ponto inicial para cada iteração. Nesse caso, o algoritmo sempre chega na mesma resposta se partir do mesmo ponto inicial. Além disso, esse método tem como qualidade serem rápidos e bons para problemas contínuos, no entanto existem problemas com pontos ótimos locais e também com funções descontínuas, nas quais a derivadas são complexas. No método enumerativo, o algoritmo procura dentro de um espaço finito, todas as combinações possíveis de soluções. Mesmo com uma implementação simples, este método não responde bem em meio a um vasto espaço de soluções.

Nos métodos estocásticos várias escolhas são feitas com base em números aleatórios, sorteados no momento de execução do código. Eles buscam a solução por regras de probabilidade e não necessitam usar as derivadas, por isso não têm problemas com funções descontínuas. Outro benefício desse método é a capacidade de lidar com um vasto espaço de soluções, facilitando o processo de trabalho com problemas complexos. Portanto, sendo um problema com muitas variáveis, necessitando de uma solução global, os métodos estocásticos são os mais recomendados (SOARES, 1997).

Dentro dos métodos estocásticos, existe uma categoria específica de algoritmos bioinspirados, baseados no comportamento de populações para o desenvolvimento de técnicas de solução de problemas. Um desses algoritmos é o Algoritmo Genético (AG), proposto por John Holland e baseado no conceito da seleção natural de Charles Darwin. Para Darwin, os indivíduos mais adaptados conseguiam sobreviver em um determinado ambiente, selecionador de características, e repassar suas qualidades. Holland, por sua vez, incorporou esse princípio em um programa de computador para resolver problemas complexos assim como acontece na natureza (BARCELLOS, 2000).

Nesse sentido, cada indivíduo (possível solução) é submetido ao ambiente modulador (função matemática que representa o problema) e os mais aptos recebem valores mais altos de função, representando sua maior adaptabilidade. Analisando dentro de um grupo

de soluções as melhores (mais aptas), elas são selecionadas para as próximas etapas do método. Alguns conceitos da genética moderna, pós-Darwin, são também utilizadas para melhor performance do algoritmo, como o crossover e a mutação dos indivíduos, a esses dá-se o nome de operadores genéticos.

Ainda seguindo a analogia com a biologia, no método os indivíduos são formados por um conjunto de caracteres (cromossomos), cada caractere (gene) ou o conjunto deles, que definem uma determinada característica aos indivíduos, estão localizados numa dada posição (locus gênico).

Na figura 3.1, está demonstrado um fluxograma do método de soluções de problema com o GA.

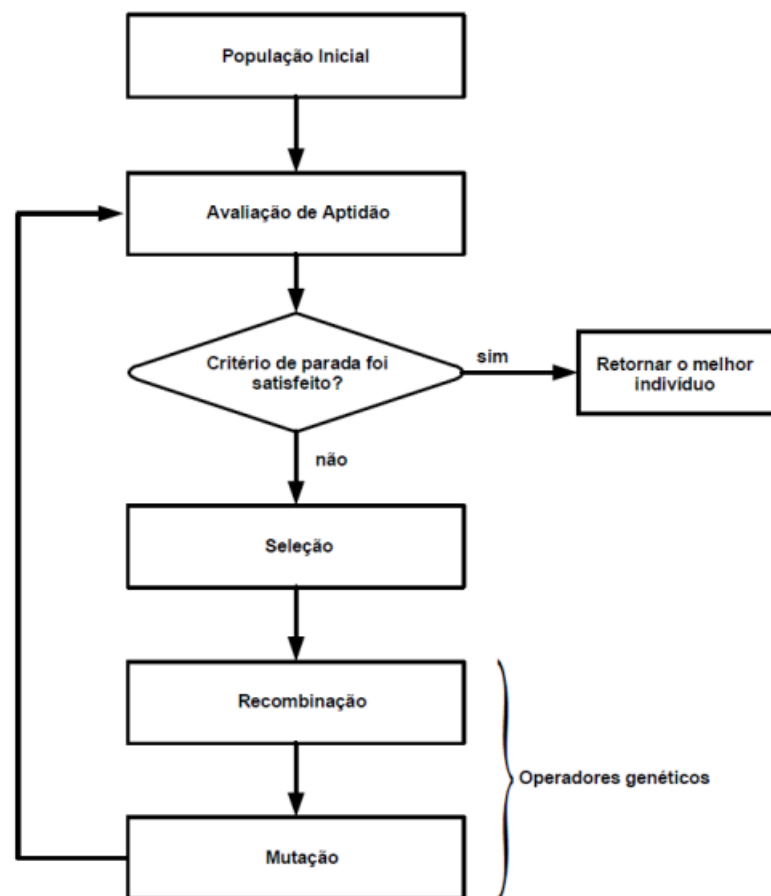


Figura 3.1 – Fluxograma típico do GA.
[Fonte: (ZINI; NETO; GAARBELINI, 2014)]

A **População Inicial** é um conjunto de possíveis soluções (indivíduos) para o problema, normalmente definida aleatoriamente. Antes de definir essa população, é escolhido a melhor forma de representação dos indivíduos, como por exemplo em representação binária ou vetores.

Na **Avaliação de aptidão** é usado a função objetivo, que representa de forma fiel o problema, como um meio selecionador de características. Essa função fornece a cada

indivíduo uma medida de aptidão na população atual, que irá nortear depois o processo de seleção.

O **Critério de Parada** pode ser pré-definido pelo número de iterações ou gerações (como é chamado cada população criada pelo algoritmo), quando um indivíduo de qualidade aceitável seja encontrado, ou ainda o algoritmo não consiga mais mostrar evolução, ou seja, a solução não está mais apresentando indivíduos mais aptos.

Na **Seleção** são avaliados as medidas de aptidão que foram fornecidas pela avaliação de aptidão com o intuito de selecionar os indivíduos mais aptos. Nessa fase do algoritmo são escolhidos os melhores indivíduos que serão utilizados nos próximos passos da metodologia, que são recombinação (crossover) e a mutação. O método padrão de seleção dos AGs é o método da roleta. Nessa proposta, a seleção é baseada em porcentagens indicadas para cada indivíduo de acordo com sua aptidão avaliada pela função objetivo. A equação 3.1 resume o modo da obtenção das porcentagens de cada indivíduo.

$$p_i = \frac{f_i}{\sum f} \quad (3.1)$$

onde p_i é a porcentagem de cada indivíduo, f_i é a medida de aptidão recebida da função objetivo e $\sum f$ é a soma das aptidões de todos os indivíduos.

As porcentagens obtidas pela equação 3.1 são incluídas em uma roleta como a da figura 3.2. Nesse caso, escolhido aleatoriamente um indivíduo, existe uma maior probabilidade deste ser um indivíduo de alta aptidão, uma vez que ele representa uma maior área na roleta.

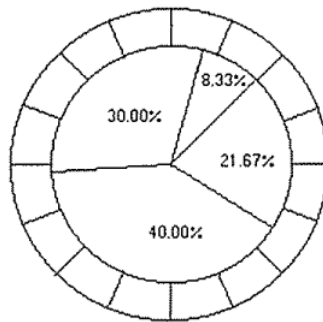


Figura 3.2 – Roleta com as porcentagens para seleção.

[Fonte: (SOARES, 1997)]

Existem diversos outros métodos de seleção baseados ou não no método da roleta. Eles são pormenorizados em (BARCELLOS, 2000) e (SOARES, 1997).

Na **Recombinação** ou *Crossover* ocorre um cruzamento entre os indivíduos mais aptos, nomeados de pais, gerando novos outros, nomeados de filhos, com "boas" características, a fim de avaliar o maior número de indivíduos e buscar soluções ótimas globais. Em uma representação binária, o processo de *crossover* ocorre como está representado na figura 3.3.

Nela, parte dos genes dos pais são recombinaados formados dois filhos cruzados, que podem representar soluções ótimas que ainda não haviam sido analisados pelo algoritmo.

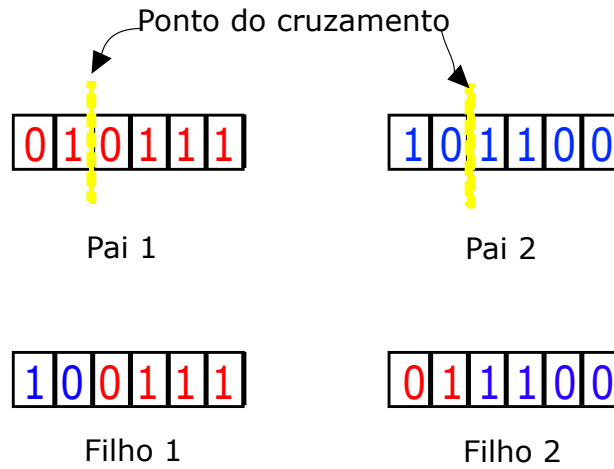


Figura 3.3 – Operador genético: cruzamento.

O processo de **mutação**, diferente da recombinação, incide em um único indivíduo, nesse caso, um dos genes é modificado em busca de se chegar a novas características e a restauração do material genético perdido nos processos de seleção e *crossover*.

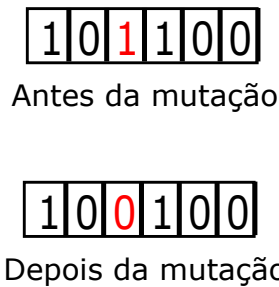


Figura 3.4 – Operador genético: mutação.

Atuam sobre os operadores genéticos, probabilidades sobre suas ocorrências. As características de novos indivíduos não podem ser modificadas em todas as iterações, caso isso aconteça o algoritmo pode não encontrar soluções ótimas. Sendo assim, a recombinação e a mutação não devem atuar demasiadamente, a fim de evitar problemas de convergência, por isso se usam as probabilidades de ocorrência.

3.3 FORMULAÇÃO DO PROBLEMA

Nesta seção será abordado a metodologia do gerenciamento de energia assumindo o sistema com BFs e os VEs integrando a rede da UFPB, que é suprida pelo alimentador **JPS BI-6**, que originalmente tem 288 pontos e foi estruturada em 24 pontos. A proposta de otimização de energia é baseada no custo da tarifa de demanda e multa por ultrapassagem, além dos custos da tarifa de consumo e de degradação das BFs. Restrições de EC e potência das BFs serão também utilizadas no algoritmo de otimização. Será feito, por fim, um gerenciamento ótimo de 24 horas utilizando o algoritmo genético.

Primeiramente, foi assumido que o sistema se comporta de tal forma que a potência das BFs (P_b) em kW é positiva quando ele está descarregando, ou seja, fornecendo energia ao sistema, e é negativa quando está carregando, isto é, recebendo energia da planta. A potência da rede (P_g) em kW foi considerada positiva se ela estiver fornecendo energia ao sistema e negativa quando está recebendo energia do sistema. Por outro lado, a potência da carga (P_l) em kW é considerada sempre positiva, uma vez que não há cargas que devolvem energia para o sistema.

O modelo proposto neste estudo obedece as equações 3.2 à 3.16. A estratégia propôs que o fornecimento de energia ótimo estabeleça um menor custo tendo como base a tarifa da rede, nos horários de ponta e fora de ponta, e a degradação das BFs. Dessa maneira, P_g para o sistema, em um dia, pode ser representado pela equação 3.2. A equação 3.3 apresenta como é feito o cálculo do EC da BF em %, que é utilizado na otimização para decidir os momentos em que a BF pode fornecer e/ou receber energia do sistema.

Foram impostos limites de EC como restrição para evitar atingir os valores máximos e mínimos de EC, o que levaria a um mau funcionamento da BF ou até mesmo a perda de função do equipamento, além disso essa restrição promove uma maior vida útil para a bateria. Ademais, P_b está limitado ao valor de potência do conversor de energia $P_{[conv]}$ que conecta a BF ao sistema. Sendo assim, as restrições 3.4 e 3.5 devem ser considerados.

A otimização do problema proposto nesse estudo foi realizada a partir de um Algoritmo Genético (AG), utilizando a função *ga* do próprio MATLAB®. A *ga* recebe a função objetivo e as restrições do modelo e retorna o valor ótimo buscado.

A função objetivo é uma função dos custos do sistema. O custo total do sistema, equação 3.6, é a soma dos custos de degradação da bateria (C_{BESS}) e do custo de fornecimento de energia da rede ao sistema (C_g). O C_g pode ser definido de acordo com a equação 3.7.

Se P_g , em algum instante, exceder a demanda contratada em 5%, é cobrado um valor pela ultrapassagem do valor estipulado (ANEEL, 2021). Esse valor é *multa* na equação 3.7, e é formulada como na equação 3.8.

O C_{saeb} leva em consideração a temperatura e o EC da bateria, conforme as equações 3.3 e 3.10, respectivamente. Além disso, o modelo também leva em conta o PD da bateria, conforme a equação 3.11. O objetivo dessas considerações é prolongar a vida útil da bateria e, assim, reduzir o custo operacional do sistema. As equações 3.3 e 3.10 foram obtidas a partir das figuras 3 e 5 de (BADAWEY; SOZER, 2017).

A equação 3.11, que representa o custo do PD é baseado na porcentagem da energia total que será gasta em um dia no processo de carga e descarga da bateria. Nesse sentido, o E_t é uma estimativa da energia total da bateria, definido pelas equações 3.12 e 3.13, onde $N(\Delta EC_m)$ é uma estimativa do número de ciclos de vida da bateria para um EC médio.

O E_{us} é a quantidade de energia utilizada no dia e pode ser obtido pela equação 3.14 (HOKE et al., 2011). O custo de degradação da bateria em R\$/kWh pode ser calculado pela equação 3.15. Por fim, a equação 3.16 representa a função objetivo que compreende todos os custos relacionados à bateria e à rede.

$$P_g(t) = P_l(t) - P_b(t) - P_{pv}(t) \quad (3.2)$$

$$EC(t) = EC(t - \Delta t) - \frac{P_b(t)\Delta t}{Q} \quad (3.3)$$

$$EC_{min} \leq EC \leq EC_{max} \quad (3.4)$$

$$-P_{conv} \leq P_b \leq P_{conv} \quad (3.5)$$

$$C_t = C_g + C_{BESS} \quad (3.6)$$

$$C_g(t) = P_g(t) T_g(t) \Delta t + (Dem T_d)/30 + multa \quad (3.7)$$

$$multa = \max(u_{fp}) t_{ultfp} \quad (3.8)$$

$$C_{temp} = 0.0013T - 0.02 \quad (3.9)$$

$$C_{ec} = 0.049EC_m - 0.0017 \quad (3.10)$$

$$C_{pd} = C_{bat} \times \frac{E_{us}}{E_t} \quad (3.11)$$

$$N(\Delta EC_m) = \frac{\Delta EC^{-1/0,6844}}{145,71} \quad (3.12)$$

$$E_t = N(\Delta EC_m) \Delta EC_m Q \quad (3.13)$$

$$E_{us} = \Delta EC Q; \quad (3.14)$$

$$C_{bess} = \max(C_{temp}, C_{ec}, C_{pd}, C_{sc}) \quad (3.15)$$

$$\min(Ct) = \sum C_g(t) + P_b(t)\Delta t C_{bess}(t) \quad (3.16)$$

em que P_{pv} é a potência do gerador fotovoltaico em kW, Q é capacidade total da bateria em MWh e Δt é o passo de cálculo da simulação em horas. T_g é a tarifa de consumo em R\$/kW e T_d é a tarifa de demanda em R\$/kWh, Dem é a demanda a ser faturada em kW. u_{fp} é a maior ultrapassagem da demanda no horário fora de ponta em kW. Assim como t_{ultfp} é o valor da tarifa para a ultrapassagem no horário fora de ponta em R\$/kW. É importante salientar que a UFPB se enquadra no grupo A e subgrupo A4, com tensão de fornecimento em 13,8 kV e modalidade tarifária horária verde. T é a temperatura de operação da bateria em °C, o EC_m é a média do EC em %, calculado pela equação 3.3, no dia.

3.4 RESULTADOS

O algoritmo de gerenciamento de energia proposto tem como objetivo reduzir os custos da rede elétrica por meio do gerenciamento de energia para um determinado dia.

Para avaliar a eficiência do algoritmo, a curva de carga da potência ativa da UFPB foi utilizada, conforme mostrado na Figura 2.3(b). Além disso, a curva de potência do gerador solar fotovoltaico foi representada na Figura 2.44 como P_l .

Os demais parâmetros utilizados no gerenciamento ótimo de energia estão descritos nas Tabelas 3.2 e 3.3. As especificações de Q e P_{conv} da BF utilizadas no modelo foram estabelecidas em consonância com a bateria de propriedade da UFPB que está em funcionamento no CAMPUS I. É importante ressaltar que o algoritmo visa minimizar os custos da rede elétrica, levando em consideração diversos fatores, como a demanda de energia, a capacidade de geração do gerador FV, custos operacionais da bateria e as tarifas de energia. Com isso, espera-se que o algoritmo consiga otimizar o uso da energia elétrica, reduzindo os custos e promovendo a eficiência energética.

Tabela 3.2 – Parâmetros utilizados

Variável	Valor
Δt	1 h
T	20°C
Dem	4200 kW
Q_b	500 kWh
P_{conv}	250 kW
EC_{min}	0.1
EC_{max}	0.91

Tabela 3.3 – Tarifas da rede.

Horário	Demanda R\$/kW	Consumo R\$/kWh	Demanda por ultrapassagem R\$/kW
Ponta	–	1,305458	–
Fora de ponta	25,49	0,07554	52,56

Na Figura 3.5 é ilustrada a atuação do algoritmo de gerenciamento de energia, mostrando que P_l é suprida tanto pela rede quanto pela bateria, garantindo que P_g não ultrapasse a demanda contratada. Nessa primeira etapa, o C_{pd} foi zerado, o que significa que os custos de envelhecimento da bateria não foram considerados. O algoritmo foi projetado para gerenciar a utilização da BF de forma eficiente, permitindo que ela seja utilizada apenas em dois momentos específicos: 1) quando a demanda de energia pela carga é maior que a demanda contratada, por volta das 11 horas, e 2) quando a tarifa da rede é mais alta, às 17 horas, e é mais econômico fornecer energia da bateria do que da rede. Dessa maneira, houve uma redução no valor do custo da rede em R\$ 18.361,00 reais.

Observa-se na Figura 3.5(c) a diminuição de EC por volta das 11 horas, momento em que a carga do sistema ultrapassaria a demanda contratada. Nesse momento, a BF é acionada para suprir a diferença. Da mesma forma, por volta das 17 horas, a EC cai

completamente para o limite inferior de EC. Nesse momento, a bateria despeja toda a sua energia no sistema, uma vez que a tarifa de consumo de energia da rede está mais alta.

Ao utilizar o algoritmo de gerenciamento de energia, é possível reduzir os custos com energia elétrica, mantendo a eficiência energética e evitando multas por excesso de demanda. Dessa forma, é possível maximizar o uso de fontes de energia renováveis, como o gerador FV, enquanto se mantém o equilíbrio entre demanda e oferta de energia no sistema.

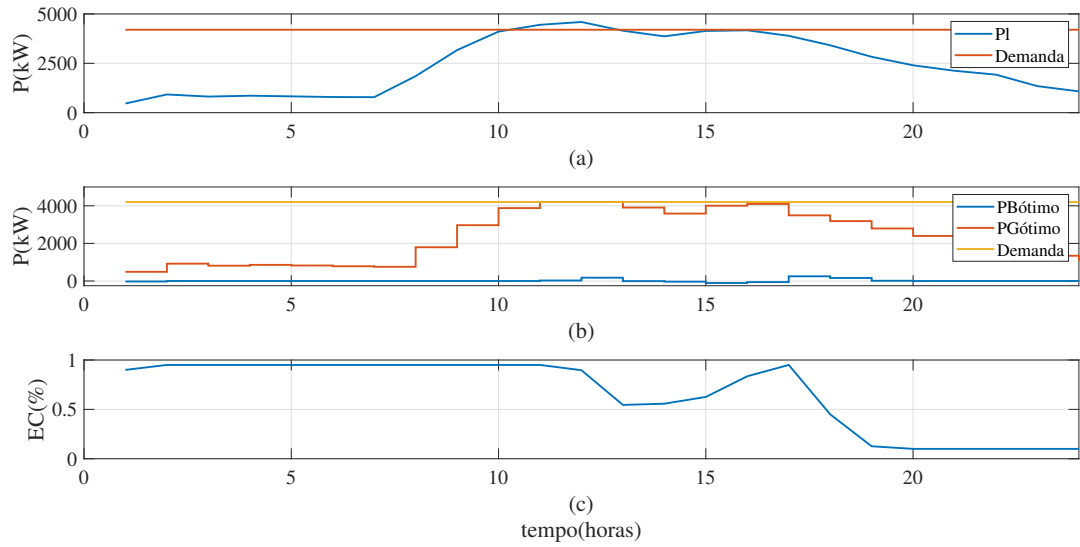


Figura 3.5 – gerenciamento ótimo. (a) Curva de carga utilizada como P_l (b) P_g e P_b depois da otimização (c) EC depois da otimização.

O caso demonstrado na Figura 3.6 representa a atuação do algoritmo de gerenciamento com as equações de PD sendo consideradas. Nesse caso, é possível notar que a bateria ainda é utilizada quando a demanda de energia da carga é maior que a demanda contratada, uma vez que o valor da tarifa de ultrapassagem é muito alto, como indicado na Tabela 3.3.

No entanto, com a inclusão do C_{pd} , não é mais viável descarregar a BF no horário de ponta, ou seja, é mais caro utilizar a energia de BF do que a energia da rede nesse horário. Esse agendamento inteligente do uso da BF é importante para reduzir os seus custos de envelhecimento e prolongar sua vida útil. Ao considerar as equações de PD no algoritmo, é possível otimizar a gestão da energia, garantindo que a BF seja utilizada de forma eficiente e econômica.

Dessa forma, fica evidente a necessidade do gerenciamento também do uso da BF de forma a prolongar sua vida útil, reduzir os custos operacionais e de substituição associados ao envelhecimento da BF, como é feito também no artigo (LI et al., 2020). Isso é especialmente relevante em sistemas que utilizam BFs de íons de lítio, que podem sofrer degradação ao longo do tempo e após um número específico de ciclos de carga

e descarga. Um agendamento eficiente do uso da BF pode ajudar a evitar o desgaste excessivo, reduzindo a necessidade de substituição.

Além disso, ao considerar C_{dod} no planejamento e gerenciamento do sistema, é possível tomar melhores decisões sobre o uso da BF, como a determinação dos horários de carga e descarga mais eficientes e a definição do nível ideal de carga para prolongar a vida útil da bateria.

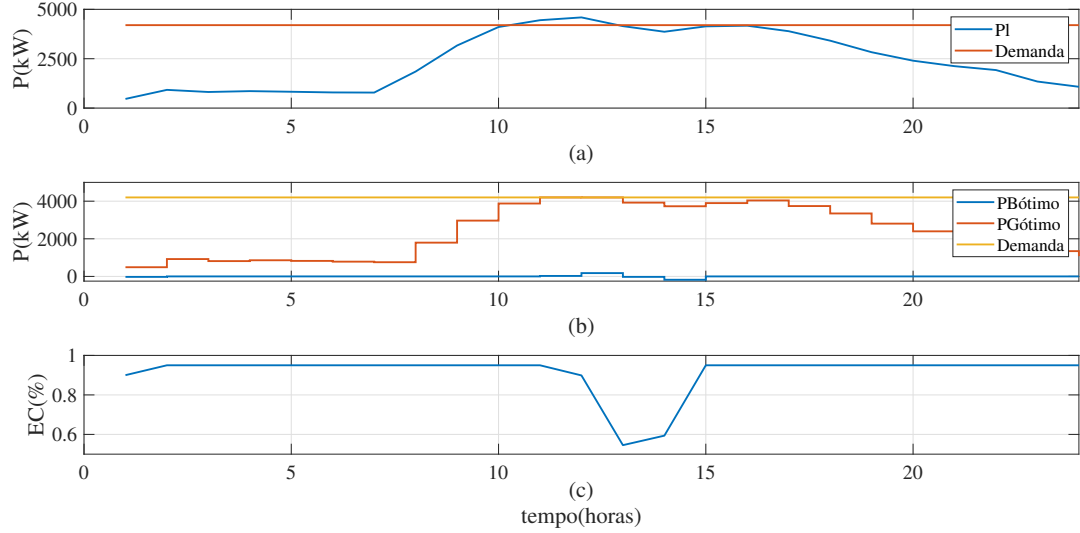


Figura 3.6 – gerenciamento ótimo. (a) Curva de carga utilizada como P_l (b) P_g e P_b depois da otimização (c) EC depois da otimização.

Foi utilizado o modelo de gerenciamento também para o cenário 2, apresentado na seção 2.6.3. Nessa abordagem, a curva de carga desse cenário foi utilizada como P_l , mas o valor de carga do alimentador conectado à rede fora dos limites da UFPB, que foi estabelecido na Figura 2.3(c), foi removido dessa curva. Dessa forma, P_l pôde ser calculado por meio da equação 3.17.

$$P_l(t) = P_{lcVE}(t) - P_{pdu}(t) \quad (3.17)$$

onde, P_{lcVE} é a potência da carga total do alimentador com 52 VEs em kWh e P_{pdu} é carga do alimentador conectada a rede fora dos limites da UFPB, representada pela Figura 2.3(c).

Com isso, está representado na figura 3.7 o comportamento do sistema com o gerenciamento aplicado pelo algoritmo. Nessa situação, mesmo com a atuação da BF, não foi possível zerar a multa decorrente da ultrapassagem, uma vez que a potência de carregamento dos VEs era elevada e a capacidade da bateria limitada para atender a essa demanda. No entanto, mesmo sem conseguir zerar a multa, a atuação da bateria para esse caso foi significativa, reduzindo o valor da multa em R\$ 24.530,00. A redução no custo total da rede foi de R\$ 25.384,00.

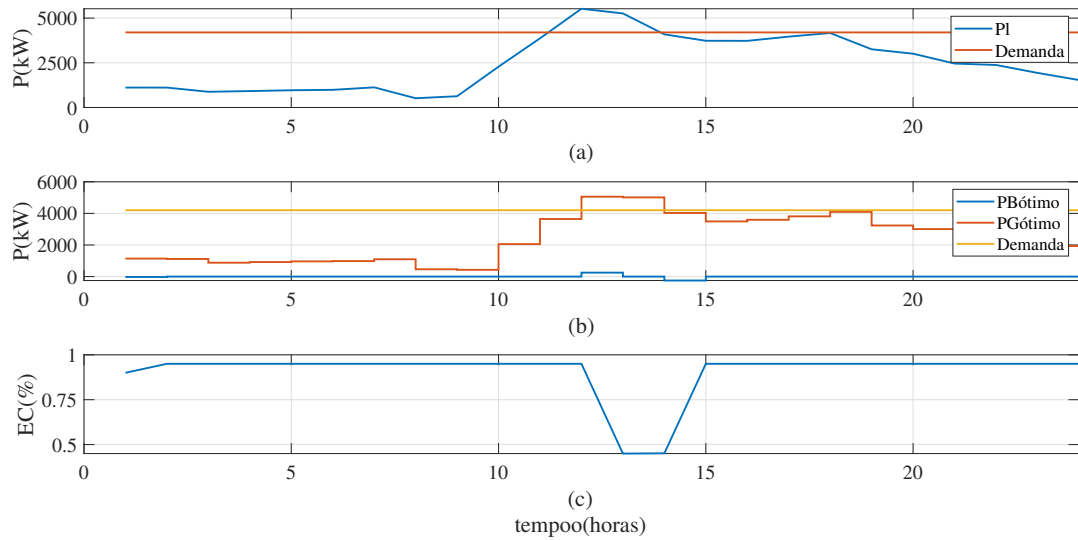


Figura 3.7 – gerenciamento ótimo. (a) Curva de carga utilizada como P_l (b) P_g e P_b depois da otimização (c) EC depois da otimização.

Para o cenário em questão, foram utilizados Q igual a 2275 kWh e P_{conv} igual a 1200 kW. Como resultado, o algoritmo de gerenciamento foi capaz de controlar a energia no sistema de forma que o $PG_{ótimo}$ não ultrapassasse a demanda contratada, como pode ser visto na Figura 3.8(b). Com essa estratégia, foi possível evitar a multa por excesso de demanda e, conseqüentemente, reduzir os custos associados. Desse modo, o custo da rede teve uma redução de R\$ 70.362,00.

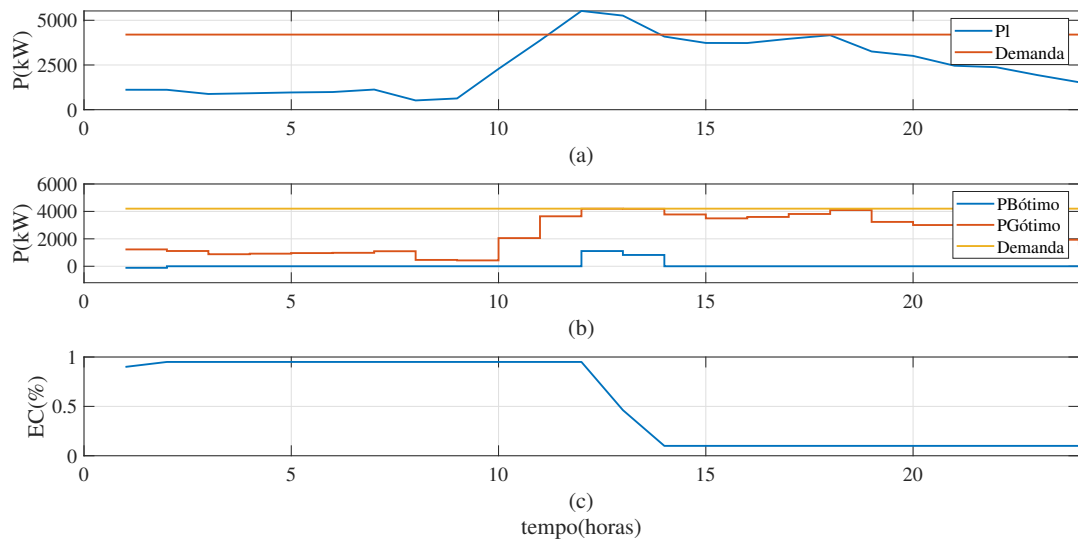


Figura 3.8 – gerenciamento ótimo. (a) Curva de carga utilizada como P_l (b) P_g e P_b depois da otimização (c) EC depois da otimização.

A fim de simplificar o cálculo da demanda, adotou-se a simplificação descrita na equação 3.7, na qual o valor em reais da demanda foi dividido por 30, considerando que ele é cobrado apenas uma vez ao longo de todo o mês. Para comprovar a validade dessa

estratégia, uma nova simulação foi conduzida, focando na análise de um mês completo. A modelagem foi realizada de duas maneiras distintas: 1) utilizando vetores de 744 pontos (representando 31 dias) com a otimização realizada uma única vez; 2) utilizando vetores de 24 pontos representando um único dia, com a otimização repetida por 30 vezes e retornando às condições iniciais após 24 pontos.

Na Figura 3.9, é apresentado o comportamento do gerenciamento de energia utilizando a primeira metodologia descrita anteriormente. É importante ressaltar que, para essa modelagem, foi utilizada a carga do mês de abril de 2018, pois esse período apresentou uma demanda relativamente alta, permitindo testar a eficácia do modelo em situações de carga mais elevada.

Ao comparar as Figuras 3.9(a) e 3.9(b), é possível observar visualmente a diminuição dos picos de potência. Além disso, a diminuição média percentual no valor dos picos de potência foi de 4,87%. Essa análise mais detalhada pode ser visualizada na Figura 3.10, na qual a curva de carga e o $PG_{ótimo}$ são sobrepostos. Além disso, cabe ressaltar que a potência que a bateria pode injetar na rede está limitada em $250kW$, isso faz com que o sistema não consiga excluir totalmente a multa por ultrapassagem.

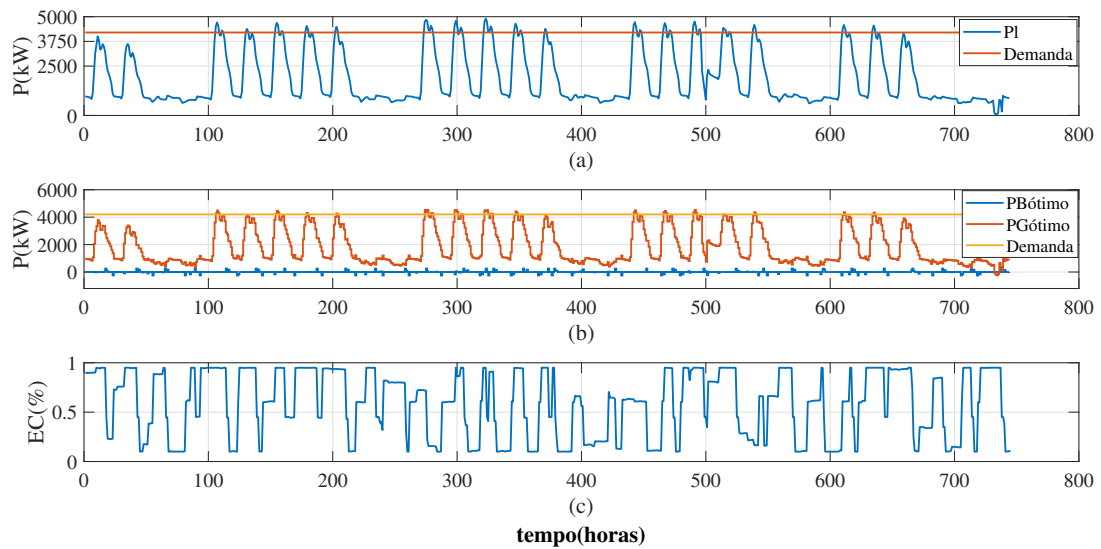


Figura 3.9 – gerenciamento ótimo. (a) Curva de carga utilizada como P_l (b) P_g e P_b depois da otimização (c) EC depois da otimização.

Na Figura 3.11 é apresentado o comportamento do $PG_{ótimo}$ considerando a segunda abordagem de modelagem, na qual os vetores têm 24 pontos, representando um único dia. Os gráficos de carga e $PG_{ótimo}$ estão sobrepostos, sendo a carga representada em azul e o $PG_{ótimo}$ em laranja.

Nesse cenário, foi observada uma redução média de 5,5% nos picos de potência em relação à demanda contratada. Além disso, ocorreram menos ultrapassagens da demanda contratada, sendo registradas 28 vezes para esse caso, em contrapartida às 38 vezes da

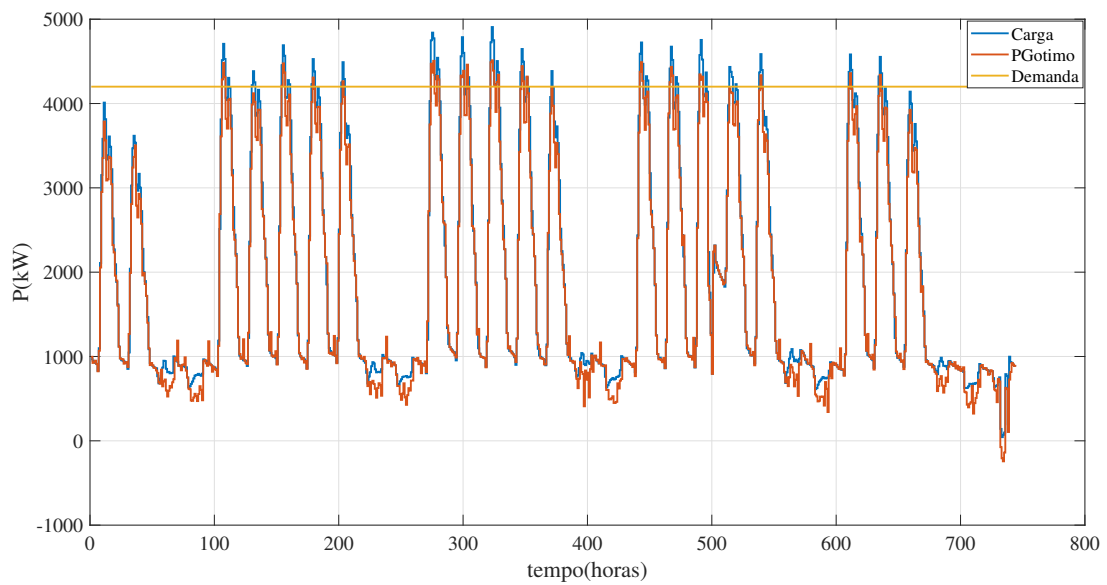


Figura 3.10 – Carga x PGótimo.

primeira abordagem. A diminuição nas ocorrências de ultrapassagem observada contribui para a minimização dos custos associados às penalidades por ultrapassagem de demanda e para um uso mais eficiente dos recursos energéticos disponíveis.

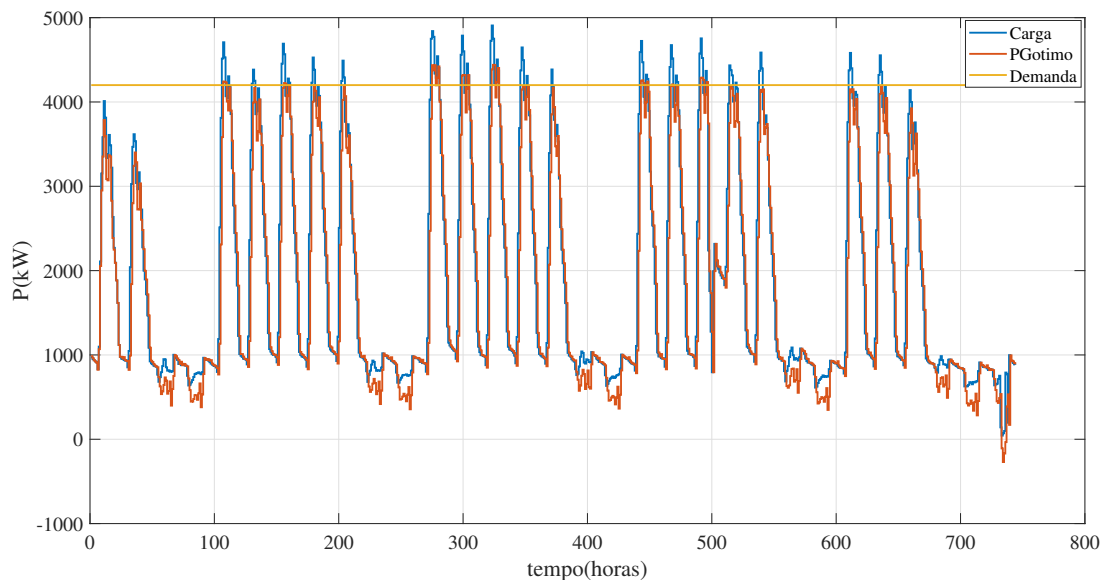


Figura 3.11 – Carga x PGótimo.

Na Figura 3.12, é apresentada a comparação entre as duas abordagens mencionadas anteriormente. O PGótimo da primeira abordagem é representado em azul, enquanto o PGótimo da segunda abordagem é representado em laranja. Observa-se que os perfis de PGótimo das duas metodologias são praticamente idênticos, embora a segunda abordagem apresente picos, em média, 6% menores.

Além disso, verificou-se que a simulação realizada com a segunda abordagem demanda menos tempo de processamento, exigindo assim menos poder computacional. Essa redução no tempo de execução torna a segunda abordagem mais eficiente e viável em termos de recursos computacionais necessários.

Com base nessas análises, conclui-se que a segunda abordagem é viável e produz resultados pertinentes para o estudo em questão. A similaridade nos perfis de PGótimo entre as duas abordagens indica que a redução dos picos de potência e o controle da demanda podem ser alcançados de forma eficaz, independentemente da escala de modelagem escolhida.

Os resultados obtidos demonstram, portanto, a eficácia do modelo de gerenciamento de energia proposto para a redução dos picos de potência e, conseqüentemente, para o controle dos custos associados à demanda de energia elétrica.

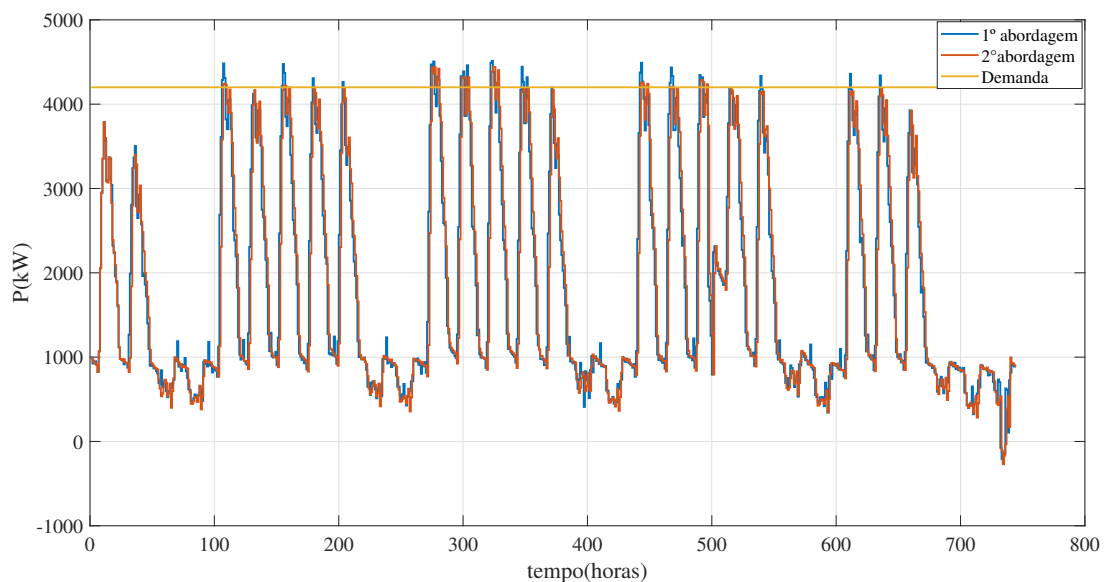


Figura 3.12 – PGótimo(vetor 744 pontos) x PGótimo(vetor 24 pontos)

3.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O objetivo deste capítulo foi avaliar o impacto da utilização de BFs no sistema, visando reduzir os custos e melhorar a eficiência energética. Foram analisados os resultados obtidos através do algoritmo de gerenciamento de carga, considerando diferentes cenários e configurações de bateria.

Primeiramente, foram analisados alguns artigos que apresentaram como objeto do estudo sistemas compostos por PVs, SAEs e VEHPs. A maioria deles teve como aplicação o gerenciamento ótimo de energia em sistemas residenciais, microrredes ou sistemas de distribuição. Os autores buscaram atingir os mais diversos objetivos, em geral redução de custos de consumo de energia, otimização de carga/descarga e redução dos custos de degradação dos SAEs estão envolvidas em todos os estudo. Além disso, foram necessários alguns requisitos como custos de consumo, demanda e, por vezes, multas por ultrapassagem. Além disso, foram necessários a estimação do EC, PD, dados diversos de geração PV, demanda do sistema e em alguns casos previsões desses dados. A revisão bibliográfica apresentada neste capítulo fornece um arcabouço científico para o processo de gerenciamento de energia na rede de distribuição da UFPB, aplicando a ela BFs, que auxiliem a rede nos momentos de necessidade.

Com base nessa revisão bibliográfica, foi apresentada a estrutura do algoritmo de gerenciamento, levando em consideração muitos dos pontos elencados pelos estudos analisados. O algoritmo de otimização proposto neste capítulo utiliza-se dos custos operacionais da BF, baseados em EC, PD e na temperatura, custos de consumo, demanda e multas por ultrapassagem. Com isso, foi possível, no caso da carga original da UFPB, excluir a multa por ultrapassagem que é uma constante nas contas de energia da universidade e diminuir o valor do custo da rede em R\$ 18.361,00 reais.

Quando utilizado como Pl a curva de carga com a inclusão dos VEs, foi possível notar que a BF utilizada não tinha capacidade suficiente para zerar a multa por ultrapassagem, devido à alta potência que o carregamento dos VEs demanda do sistema. No entanto, pôde-se perceber que mesmo com essa BF, o valor da multa foi reduzido em R\$ 24.530,00. Além disso, foi mostrado que uma bateria com capacidade suficiente pode fazer com que a multa seja também zerada.

Em suma, o uso de BFs em sistemas de gerenciamento de energia pode trazer diversos benefícios, como a redução de custos e melhoria da eficiência energética. No entanto, é importante considerar todas as variáveis envolvidas, como custos de consumo, demanda, multas por ultrapassagem e capacidade das baterias, para garantir o sucesso da implementação.

4 TRABALHOS FUTUROS

Tendo em vista alguns percalços encontrados na pesquisa apresentada nesse documento, algumas ideias foram formuladas que podem ser utilizadas como continuação desse estudo. Futuras pesquisas poderão explorar com mais profundidade essa abordagem, superando as limitações enfrentadas neste estudo e contribuindo para o avanço do conhecimento na área.

- Implementação da carga com potência constante: A construção de um modelo de carga com potência na planta já estabelecida pode ser um trabalho interessante. O estudo desenvolvido neste documento busca refletir sobre as formas mais estressadas do sistema, a exemplo de ter sido trabalhado com dias nos quais a magnitude da carga era a maior para os anos de 2018 e 2019. Nesse sentido, uma abordagem recomendada para a continuação do estudo seria a utilização do modelo de carga de Potência Constante. No entanto, devido a restrições de tempo e desafios no desenvolvimento e construção do modelo, não foi possível avançar nessa direção.
- Extrapolação do modelo para redes genéricas de média tensão: O modelo implementado neste documento precisa de ajustes para gerar redes genéricas, devido à considerações necessárias em relação a alguns tipos de equipamentos instalados na rede, uma vez que a estratégia utilizada para alguns equipamentos não funcionaria de forma geral.
- Avaliação da sobrecarga no interior da rede: Devido a introdução desenfreada dos VEs, alguns transformadores a nível de baixa tensão poderiam ser sobrecarregados, ponto que não foi avaliado no estudo deste documento. Tendo isso em vista, seria interessante traçar um procedimento de avaliação da rede a nível de baixa tensão.

5 CONCLUSÃO

A entrada de VEs nos sistemas elétricos é uma realidade que pode gerar dificuldades aos alimentadores, afetando sua capacidade de potência e tensão, além do fator de carga. Nesse sentido, o presente estudo teve como objetivo analisar os impactos dos VEs no alimentador da Energisa **JPS BI-6**, utilizando uma modelagem construída no Simulink/MATLAB® com base no BDGD.

Os resultados das simulações mostraram que a introdução de VEs poderia levar a uma ultrapassagem da capacidade de potência dos alimentadores, com um perfil de tensão próximo dos valores limites. Além disso, o FC calculado indicou que o alimentador é pouco eficiente energeticamente, o que pode piorar com a entrada dos VEs.

Para lidar com esses problemas, foram sugeridas algumas soluções, incluindo manobras de distribuição de cargas, gerenciamento de energia com a introdução de banco de baterias, fortalecimento da rede ou construção de um novo alimentador, e tarifa dinâmica para estimular a mudança de horários de carregamento dos VEs. É importante ressaltar novamente que as soluções sugeridas foram pensadas de maneira geral, para sua aplicação é necessário um estudo aprofundado da estratégia, como foi estudado para o caso da introdução das BFs.

Como indicado, a introdução das BFs foi pormenorizada no Capítulo 3, apresentando uma forma de utilizar as BFs como um meio a carga excessiva na rede. Com base na revisão bibliográfica, foi apresentada a estrutura do algoritmo de gerenciamento de energia, levando em consideração custos operacionais da BF, custos de consumo, demanda e multas por ultrapassagem. Foi mostrado que a utilização de BFs pode trazer benefícios significativos, como a redução de custos e melhoria da eficiência energética, mas é importante considerar todas as variáveis envolvidas para garantir o sucesso da implementação.

Dessa forma, o uso de BFs aliado a um algoritmo de gerenciamento de carga eficiente pode ser uma solução viável e sustentável para o gerenciamento de energia em microrredes ou sistemas de distribuição de energia elétrica.

REFERÊNCIAS

- ABVE, A. B. dos V. E. *Eletrificados batem todas as previsões em 2021*. 2022. Disponível em: <<http://www.abve.org.br/eletrificados-batem-todas-as-previsoes-em-2021/>>.
- ALSHAHRANI, S.; KHALID, M.; ALMUHAINI, M. Electric vehicles beyond energy storage and modern power networks: Challenges and applications. *IEEE Access*, v. 7, p. 99031–99064, 2019.
- ANANDA-RAO, K. et al. Microcontroller based battery controller for peak shaving integrated with solar photovoltaic. In: *4th IET Clean Energy and Technology Conference (CEAT 2016)*. [S.l.: s.n.], 2016. p. 1–6.
- ANEEL. *Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – PRODIST. Módulo 10 – Sistema de Informação Geográfica Regulatório*. [S.l.], 2020.
- _____. *Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – PRODIST. Módulo 2 – Planejamento da Expansão do Sistema de Distribuição*. [S.l.], 2020.
- _____. *Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – PRODIST. Módulo 8 – Qualidade da Energia Elétrica*. [S.l.], 2020.
- _____. *RESOLUÇÃO NORMATIVA ANEEL Nº 1.000, DE 7 DE DEZEMBRO DE 2021*. [S.l.], 2021.
- ANFAVEA, A. N. dos Fabricantes de V. A. *O Caminho da Descarbonização do Setor Automotivo Brasileiro*. [S.l.], 2021. Disponível em: <<https://anfavea.com.br/docs/apresentacoes/APRESENTA\%C3\%87\%C3\%83O-ANFAVEA-E-BCG.pdf>>.
- AZNAVI, S. et al. Realistic and Intelligent Management of Connected Storage Devices in Future Smart Homes Considering Energy Price Tag. *IEEE Trans. Ind. Appl.*, IEEE, v. 56, n. 2, p. 1679–1689, mar 2020. ISSN 0093-9994. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/8918109/>>.
- BADAWY, M. O.; SOZER, Y. Power Flow Management of a Grid Tied PV-Battery System for Electric Vehicles Charging. *IEEE Trans. Ind. Appl.*, IEEE, v. 53, n. 2, p. 1347–1357, mar 2017. ISSN 0093-9994. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/7762955/>>.
- BARCELLOS, J. *Algoritmos Genéticos Adaptativos: um Estudo Comparativo*. Dissertação (Mestrado) — Universidade de São Paulo (USP), 2000. Disponível em: <<https://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/3/3141/tde-05092001-141334/publico/Tag.pdf>>.
- BloombergNEF. *Electric Vehicle Outlook 2020*. 2020. Disponível em: <<https://about.bnef.com/electric-vehicle-outlook/>>.
- BYD. *BYD - E5 - Ficha técnica*. [S.l.].
- CATARINA, C. E. D. S. *A mobilidade elétrica já é realidade!* 2022. Disponível em: <<https://eletropostocelesc.com.br/>>.
- CEVADA, C. *Avaliação para o uso da bicicleta: Estudo de caso do campus da UFPB e seu entorno imediato*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal da Paraíba (UFPB), 2015.

CHEN, C. et al. Smart energy management system for optimal microgrid economic operation. *IET Renewable Power Generation*, v. 5, p. 258–267, 2011. ISSN 1752-1424. Disponível em: <<https://fardapaper.ir/mohavaha/uploads/2019/10/Fardapaper-Smart-energy-management-system-for-optimal-microgrid-economic-operation.pdf>>.

CLEMENT-NYNS, K.; HAESSEN, E.; DRIESSEN, J. The impact of charging plug-in hybrid electric vehicles on a residential distribution grid. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 25, n. 1, p. 371–380, 2010.

DAS, H. et al. Electric vehicles standards, charging infrastructure, and impact on grid integration: A technological review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 120, p. 109618, 2020. ISSN 1364-0321. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032119308251>>.

DIEFENTHÄLER, A. *Modelagem de Carga em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG), 2018. Disponível em: <<https://www.ppgee.ufmg.br/defesas/1498M.PDF>>.

DIEFENTHÄLER, A. *Modelagem Matemática de Linhas de Transmissão Baseada em Dados Reais da Rede de Distribuição Primária de Energia Elétrica*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Regional do Noroeste do Estado do Rio Grande do Sul (Unijuí), 2019. Disponível em: <<https://bibliodigital.unijui.edu.br:8443/xmlui/bitstream/handle/123456789/5825/Andressa\%20Ta\%C3\%ADs\%20Diefenthaler.pdf?sequence=1>>.

DROVTAR, I. et al. Large scale electric vehicle integration and its impact on the estonian power system. p. 1–6, 2013.

EMMANUEL, M. et al. Impacts of control set-points on battery energy storage performance for peak shaving application. In: *2020 47th IEEE Photovoltaic Specialists Conference (PVSC)*. [S.l.: s.n.], 2020. p. 2703–2707.

ENTSO-E. *Electric Vehicle Integration into Power Grids*. [S.l.], 2021.

ENVIRONMENT, T. . *EU Parliament backs 2035 end date for combustion engine cars*. 2022. Disponível em: <<https://www.transportenvironment.org/discover/te-reaction-to-meps-vote-on-eu-clean-car-rules/>>.

FILHO, J. M. *Instalações Elétricas Industriais*. [S.l.]: LTC Editora, 2001.

GINIGEME, K.; WANG, Z. Distributed Optimal Vehicle-To-Grid Approaches With Consideration of Battery Degradation Cost Under Real-Time Pricing. *IEEE Access*, IEEE, v. 8, p. 5225–5235, 2020. ISSN 2169-3536. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/8949354/>>.

GRANADOS, J. F. L. *Modelagem de Carga em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, Brasil, 2018.

HABIB, S. et al. A comprehensive study of implemented international standards, technical challenges, impacts and prospects for electric vehicles. *IEEE Access*, v. 6, p. 13866–13890, 2018.

- HOKE, A. et al. Electric vehicle charge optimization including effects of lithium-ion battery degradation. In: *2011 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*. [S.l.: s.n.], 2011. p. 1–8.
- KAZHAMIAKA, F.; ROSENBERG, C.; KESHAV, S. Practical Strategies for Storage Operation in Energy Systems: Design and Evaluation. *IEEE Trans. Sustain. Energy*, IEEE, v. 7, n. 4, p. 1602–1610, oct 2016. ISSN 1949-3029. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/7470517/>>.
- KHOO, Y. B. et al. Statistical modeling of electric vehicle electricity consumption in the victorian ev trial, australia. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, v. 32, p. 263–277, 2014. ISSN 1361-9209. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1361920914001187>>.
- KORKAS, C. D. et al. An Adaptive Learning-Based Approach for Nearly Optimal Dynamic Charging of Electric Vehicle Fleets. *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, IEEE, v. 19, n. 7, p. 2066–2075, jul 2018. ISSN 1524-9050. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/8024182/>>.
- KPMG. *Industry Leaders Foresee Dramatic Changes: Where The Opportunities May Lie*. [S.l.], 2021.
- LI, Y. et al. Integrating battery aging in the optimization for bidirectional charging of electric vehicles. *IEEE Transactions on Smart Grid*, IEEE, v. 11, n. 6, p. 5293–5303, 2020.
- LUZ, C. P. D. F. E. *Mobilidade Elétrica - Emotive*. 2018. Disponível em: <<https://www.grupocpfl.com.br/energias-sustentaveis/mobilidade-eletrica-emotive>>.
- MANTHIRAM, A. et al. Lithium-silicon batteries. *Nat Energy*, v. 2, n. 9, p. 17118, 2017. Disponível em: <<https://doi.org/10.1038/nenergy.2017.118>>.
- MARTINS, V. *Planejamento da Expansão de Sistemas de Distribuição Considerando Incertezas e Geração Distribuída*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Rio de Janeiro, (UFRJ), 2009.
- MONARETTO, V.
Projeto e Análise de Controle de um Carregador de Baterias de Íons de Lítio — Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS), 2021.
- NACMANSON, W.; ZHU, J.; OCHOA, L. Assessing the unmanaged ev hosting capacity of australian rural and urban distribution networks. p. 1–6, 2022.
- NEOCHARGE. *CONHEÇA OS TIPOS DE CARROS ELÉTRICOS*. 2022. Disponível em: <<https://www.neocharge.com.br/tudo-sobre/carro-eletrico/tipos-veiculos-eletricos#hibrido>>.
- NETO, J. *Análise do Impacto de Veículos Elétricos na Rede da UFPB*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Regional da Paraíba (UFPB), 2022.
- NEVES, M. *Modelagem de Carga em Sistemas de Energia Elétrica: Modelo Matemático e sua Validação com Testes de Campo*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Juiz de fora (UFJF), 2008. Disponível em: <<https://repositorio.ufjf.br/jspui/bitstream/ufjf/4137/1/marcelosilvaneves.pdf>>.

- POTÊNCIA, P. *Soluções de mobilidade elétrica*. 2019. Disponível em: <<https://revistapotencia.com.br/portal-potencia/veiculos-eletricos/solucoes-de-mobilidade-eletrica/>>.
- RANGEL, C. A. S. et al. Mixed-integer stochastic evaluation of battery energy storage system integration strategies in distribution systems. p. 1–15, 2021. Disponível em: <<https://ietresearch.onlinelibrary.wiley.com/doi/epdf/10.1049/gtd2.12316>>.
- SANTOS, A. et al. Impactos socioambientais decorrentes da nova geração de baterias aplicadas em carros elétricos. *Revista Expressão Da Estácio*, v. 4, n. 1, 2021. Disponível em: <<http://periodicos.estacio.br/index.php/REDE/article/view/9447/47967615>>.
- SANTOS, L.; GRANGEIA, C. *Texto de Discussão do Setor Elétrico Nº 102 - Experiências Internacionais em Mobilidade Elétrica*. [S.l.], 2021.
- SG2, S. Mobilidade elétrica estado da arte. In: _____. [S.l.: s.n.], 2004. cap. Carregador de carro elétrico, p. "18".
- SOARES, G. *Algoritmo Genético: Estudo, Novas Técnicas e Aplicações*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG), 1997. Disponível em: <<https://www.ppgee.ufmg.br/defesas/673M.PDF>>.
- TRAN, V. T. et al. An Efficient Energy Management Approach for a Solar-Powered EV Battery Charging Facility to Support Distribution Grids. *IEEE Trans. Ind. Appl.*, IEEE, v. 55, n. 6, p. 6517–6526, nov 2019. ISSN 0093-9994. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/8831419/>>.
- VARGAS, E. *Planejamento da Expansão do Sistemas de Distribuição Através da Simulação de Alternativas e Análise Multicritério*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Santa Maria (UFSM), 2015.
- WANG, Z. An Evaluation of Electric Vehicle Penetration under Demand Response in a Multi-Agent Based Simulation. *Electrical Power and Energy Conference*, p. 5225–5235, 2014. ISSN 220-225.
- ZHU, J. et al. Assessing the ev hosting capacity of australian urban and rural mv-lv networks. p. 1–6, 2022.
- ZHU, T. et al. The Case for Efficient Renewable Energy Management in Smart Homes. p. 67–72, 2011. Disponível em: <<https://www.researchgate.net/publication/262401266>>.
- ZINI, d. O. C.; NETO, A. B.; GAARBELINI, E. Algoritmo multiobjetivo para otimização de problemas restritos aplicados a indústria. 2014.

APÊNDICES