

UNIVERSIDADE ESTADUAL DO OESTE DO PARANÁ
CAMPUS DE FOZ DO IGUAÇU
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA ELÉTRICA E COMPUTAÇÃO

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

**DIMENSIONAMENTO ESTOCÁSTICO DE GERAÇÃO DE ENERGIA SOLAR
FOTOVOLTAICA APLICADO A CONSUMIDORES EM MÉDIA TENSÃO –
ESTUDO DE CASO**

ROSANGELO JERONIMO DA COSTA DUARTE

FOZ DO IGUAÇU
2023

Rosangelo Jeronimo da Costa Duarte

Dimensionamento Estocástico de Geração de Energia Solar
Fotovoltaica Aplicado a Consumidores em Média Tensão –
Estudo de Caso

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Computação da Universidade Estadual do Paraná como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica. Área de concentração: Sistemas Elétricos e Computação.

Orientador: Edgar Manuel Carreno Franco.

Foz do Iguaçu
2023

Ficha de identificação da obra elaborada através do Formulário de Geração Automática do Sistema de Bibliotecas da Unioeste.

Duarte, Rosangelo Jeronimo da Costa
Dimensionamento estocástico de geração de energia solar fotovoltaica aplicado a consumidores em média tensão ? estudo de caso / Rosangelo Jeronimo da Costa Duarte; orientador Edgar Manuel Carreno Franco. -- Foz do Iguaçu, 2023.
92 p.

Dissertação (Mestrado Acadêmico Campus de Foz do Iguaçu) -- Universidade Estadual do Oeste do Paraná, Centro de Engenharias e Ciências Exatas, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Computação, 2023.

1. Dimensionamento estocástico. 2. TUSDg. 3. Previsão geração fotovoltaico. 4. Geração distribuída. I. Franco, Edgar Manuel Carreno , orient. II. Título.

Dimensionamento Estocástico de Geração de Energia Solar Fotovoltaica Aplicado a Consumidores em Média Tensão – Estudo de Caso

Rosangelo Jeronimo da Costa Duarte

Esta Dissertação de Mestrado foi apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Computação e aprovada pela Banca Examinadora assim constituída:

Prof. Dr. **Edgar Manuel Carreno Franco** (Orientador)
Universidade Estadual do Oeste do Paraná – UNIOESTE/PGEEC

Prof. Dr. **Roberto Cayetano Lotero**
Universidade Estadual do Oeste do Paraná – UNIOESTE

Prof. Dr. **Adriano Batista de Almeida**
Universidade Estadual do Oeste do Paraná – UNIOESTE

Data da defesa: 15 de setembro de 2023

Resumo

Recentemente, uma alteração significativa foi implementada na legislação brasileira em relação à compensação da energia excedente gerada por sistemas fotovoltaicos (SFV). Essa modificação visa a transformar a forma como a cobrança pelo uso da rede de distribuição de energia elétrica é realizada. Agora, o faturamento ocorre com base na injeção de demanda medida em quilowatts (kW), utilizando a Tarifa de Uso do Sistema de Distribuição – Geração da concessionária, conhecida como TUSDg. Anteriormente, os projetos eram tarifados pela Tarifa de Uso do Sistema de Distribuição – Carga (TUSDc), o que significava que pagavam pela potência elétrica injetada (excedente) ou pelo custo de disponibilidade do sistema. Com a recente mudança, houve uma separação nos custos tarifários, distinguindo a demanda de carga (kW) da demanda de geração (injeção em kW). Essa separação consolidou o cálculo da TUSDg na parcela referente à energia ativa injetada na rede, impactando, assim, a maneira como a demanda de carga é contratada e como a demanda de geração local é fornecida nos consumidores do Grupo A. Neste sentido, este trabalho propõe-se a realizar um estudo de caso no dimensionamento de um SFV para a edificação comercial da Universidade Federal da Integração Latino-Americana (UNILA), denominada Campus Integração em Foz do Iguaçu-PR, para verificar o impacto dessa mudança. Utilizando o dimensionamento estocástico, o objetivo é determinar um sistema capaz de injetar uma quantidade específica de demanda na rede elétrica, considerando também a previsão da probabilidade de injeção da demanda de geração em diferentes cenários. Na análise, tanto a partir do dimensionamento determinístico quanto do estocástico, leva-se em conta a geração de autoconsumo local do SFV, comparando os resultados e determinando o retorno financeiro do projeto em diversos cenários e de acordo com as regras de compensação estabelecidas na Lei nº 14.300/2022.

Palavras-chave: Dimensionamento estocástico, TUSDg, previsão geração fotovoltaica, geração distribuída.

Abstract

Recently, a significant change was implemented in Brazilian legislation regarding the compensation of surplus energy generated by photovoltaic systems (SFV). This change aims to transform the way in which billing for the use of the electricity distribution network is carried out. Now, billing is based on the injection of demand measured in kilowatts (kW), using the concessionaire's Distribution System Use Tariff, known as TUSDg. Previously, projects were charged by the Distribution System Use Tariff – Load (TUSDc), which meant that they paid for the injected electrical power (surplus) or for the cost of system availability. With the recent change, there was a separation in tariff costs, distinguishing load demand (kW) from generation demand (injection in kW). This separation consolidated the calculation of the Tariff for use of the Distribution System (TUSDg) into the portion referring to the active energy injected into the network, thus impacting the way in which load demand is contracted and how local generation demand is supplied to Group A consumers. With this in mind, this study aims to carry out a case study in the sizing of an SFV for the commercial building of the Federal University of Latin American Integration (UNILA), called Campus Integração in Foz do Iguaçu-PR, in order to verify the impact of this change. Using stochastic sizing, the aim is to determine a system capable of injecting a specific amount of demand into the electricity grid, while also considering the probability of injecting generation demand in different scenarios. In the analysis, both deterministic and stochastic sizing are taken into account, the local self-consumption generation of the SFV, comparing the results and determining the financial return of the project in different scenarios and in accordance with the compensation rules established in Law 14.300/2022.

Keywords: Stochastic Dimensioning, TUSDg, Photovoltaic Generation Forecasting, Distributed Generation.

Agradecimentos

Primeiramente, agradeço ao Grande Arquiteto do Universo, força onipresente que me acompanhou durante todos os momentos desta árdua jornada.

Agradeço ao meu pai João Batista Duarte (*In memoriam*) e à minha mãe Maria Auxiliadora da Costa Duarte (*In memoriam*), que nunca mediram esforços para me proporcionar todas as condições necessárias para que pudesse chegar até aqui e que sempre foram presentes em minha vida, sendo exemplos de todas as minhas ações.

Agradeço à minha amada e querida filha Isabela, que possa trilhar o mesmo caminho de seus pais.

Agradeço à UNIOESTE pelo ensino de qualidade, pelo comprometimento com a excelência e pelo embasamento para a conclusão desta jornada.

Finalmente, agradeço ao Professor Edgar Manuel Carreño Franco, da UNIOESTE, assim como aos demais professores, em razão das orientações, paciência e disponibilidade de tempo, foram fundamentais para o desenvolvimento da solução do problema apresentado.

- “**1** Para tudo existe uma época determinada, e para cada acontecimento há um tempo apropriado sob os céus:
- 2** um tempo para nascer e outro para morrer,
um tempo para plantar e outro para erradicar o que foi plantado;
- 3** um tempo para exterminar e outro para curar,
um tempo para destruir e outro para construir;
- 4** um tempo para chorar e outro para sorrir,
um tempo para lamentar e outro para dançar;
- 5** um tempo para jogar pedras e outro para juntá-las,
um tempo para abraçar e outro para se afastar do abraço;
- 6** um tempo para buscar e outro para abandonar,
um tempo para guardar e outro para jogar fora;
- 7** um tempo para rasgar e outro para coser;
um tempo para manter silêncio e outro para se pronunciar,
- 8** um tempo para amar e outro para odiar,
um tempo para a guerra e outro para a paz.
- 9** Que proveito advém para aquele que labuta em sua tarefa?
- 10** Apercebi-me das tarefas estabelecidas por Deus para ocupação do homem.
- 11** Tornou bela cada coisa conforme seu tempo, e pôs em seu coração a ânsia de compreender o que Ele fez, do princípio até o fim.
- 12** Percebi que nada lhe é melhor que se regozijar na prática do bem por toda a extensão de sua vida.”

Cohélet 3,1-11

(קהלת)

Eclesiastes

Sumário

Lista de Figuras	x
Lista de Tabelas	xi
Lista de Símbolos	xii
Lista de Siglas e Abreviaturas	xiii
1 Introdução	15
1.1 Objetivo Geral	20
1.2 Objetivos Específicos	20
1.3 Estrutura do Trabalho	20
2 Revisão de Literatura	21
2.1 Sistemas Fotovoltaicos	21
2.1.1 Contextualização	21
2.1.2 Projetos de Sistemas Fotovoltaicos	21
2.1.3 Metodologias para Dimensionamento dos Sistemas Fotovoltaicos	23
2.2 Metodologia Estocástica <i>versus</i> Determinística	26
2.3 Metodologia Estocástica para Projetos Fotovoltaicos	30
2.3.1 Estimativa da Demanda	30
2.3.2 Estimativa da Produção de Energia Solar Fotovoltaica	34
3 Materiais e Métodos	39
3.1 Previsão das Cargas Instaladas	39
3.2 Cálculo Estimado da Demanda Elétrica	41
3.3 Determinação das Curvas de Cargas	41
3.4 Levantamento de Geração da Energia Solar Fotovoltaica	43
3.5 Cálculo Estatístico de Distribuição Normal	45
3.6 Metodologia do Dimensionamento Estocástico	46
3.7 Aplicação da Metodologia – Validação pelo Exemplo Comparativo	47
3.7.1 Requisitos de Projeto Determinístico do Sistema Fotovoltaico	47
3.7.2 Aplicação da Metodologia Tradicional no Projeto Fotovoltaico	49
3.8 Cálculo do Sistema Fotovoltaico pelo Método Determinístico	50
3.9 Dimensionamento Estocástico do SFV	51
3.9.1 Cálculo da Probabilidade da Máxima Potência Injetável na Rede Elétrica de até 30	

kW.....	52
3.9.2 Cálculo do <i>Payback</i> Simples.....	55
3.9.3 Cálculo do Tempo de Retorno do Investimento	56
4 Análise de Resultados e Discussões	58
5 Conclusão	60
Referências	62
Apêndice A - Curva de Carga do Campus Integração da UNILA	68
Apêndice B - Algoritmo de Simulação Monte Carlo.....	87

Lista de Figuras

Figura 2.1:	Processos Estocásticos.....	28
Figura 3.1:	Projeto Arquitetônico do Campus Integração.....	40
Figura 3.2:	Curvas de Carga do Quadro Elétrico – Setor Administrativo.....	42
Figura 3.3:	Curvas de Cargas.....	43
Figura 3.4:	Curva de Geração Solar.....	44
Figura 3.5:	Curva de Geração Solar em relação à Curva de Demanda.....	46
Figura 3.6:	Projeto Campus Integração da UNILA.....	50

Lista de Tabelas

Tabela 3.1:	Planilha para Determinação da Curva de Carga.....	40
Tabela 3.2:	Dados de Dimensionamento Determinístico.....	48
Tabela 3.3:	Dados de dimensionamento Determinístico.....	51
Tabela 3.4:	Dimensionamento Estocástico – SFV de 60 kW	52
Tabela 3.5:	Dimensionamento Estocástico para Diferentes SFV.....	54
Tabela 3.6:	Resultado do <i>Payback</i> Simples	56
Tabela 3.7:	Cálculo da TIR do SFV	57

Lista de Símbolos

A	Ampère
CL	Carga ligada em kW
D	Demanda de energia
D	Demanda máxima em kVA
$F(X)$	Função de probabilidade
$f.d.p$	Função densidade de probabilidade
FD	Fator de demanda típico
FP	Fator de potência
kV	Quilovolt
kVA	Quilovolt ampère
kW	Quilowatt
kWp	Quilowatt pico
P	Potência ativa
$P(a \leq X \leq b)$	Intervalo de probabilidade
$P(X)$	Probabilidade da variável
Wh	Watt-hora
$X(t)$	Variável no tempo t
(X)	Variável aleatória contínua
σ	Desvio padrão
μ	Média aritmética

Lista de Siglas e Abreviaturas

ANN	Redes Neurais Artificiais
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
ARIMA	Média Móvel Integrada Autorregressiva
ARMA	Média Móvel Autorregressiva
AT	Alta Tensão
BT	Baixa Tensão
CA	Corrente Alterada
CC	Corrente Contínua
CECRESB	Centro de Referência para Energia Solar e Eólica Sérgio de Salvo Brito
CODI	Comitê de Distribuição de Energia Elétrica
COFINS	Contribuição para o Financiamento da Seguridade Social
COPEL	Companhia Paranaense de Energia
CNPE	Comitê Nacional de Política Energética
CUSD	Contrato de Uso do Sistema de Distribuição
GEE	Gases de Efeito Estufa
ICMS	Imposto sobre Circulação de Mercadorias e Serviços
GD	Geração Distribuída
PIS	Programa de Integração Social
PINSTAL	Potência Instalada
MATLAB	Matrix Laboratory
MMGD	Micro e Minigeração Distribuída
NTC	Norma Técnica Copel
NWP	Modelos Numéricos de Previsão
O&M	Operação e Manutenção
PERS	Programa de Energia Renovável Social
REN	Resolução Normativa
RDU	Rede de Distribuição Urbana
RTD	Recomendação Técnica de Distribuição
SCEE	Sistema de Compensação de Energia Elétrica
SFV	Sistema Fotovoltaico

SMA	Média Móvel Simples
SVM	Máquinas de Vetores de Suporte
TE	Tarifa de Energia
TEP	Tarifa de Energia na Ponta
TEFP	Tarifa de Energia Fora da Ponta
TIR	Taxa Interna de Retorno
TUSD	Tarifa de Uso do Sistema de Distribuição
TUSDc	Tarifa de Uso do Sistema de Distribuição – Carga
TUSDg	Tarifa de Uso do Sistema de Distribuição – Geração
UC	Unidade Consumidora
UNILA	Universidade Federal da Integração Latino-Americana

Capítulo 1

Introdução

A energia solar fotovoltaica tem sido cada vez mais utilizada, sendo considerada uma das fontes de energia renovável mais promissoras e importantes dentro da matriz energética global devido a uma série de fatores que incluem sustentabilidade, inovação tecnológica e preocupações ambientais (EPE, 2020) — contribuindo para a transição energética ao alterar o modelo atual baseado em fontes fósseis, o que permite reduzir as emissões de gases de efeito estufa (GEE) na atmosfera (IEA, 2021).

No cenário atual, a energia solar fotovoltaica vem mostrando importante avanço, incentivado pelos diversos predicados positivos que oferece, entre os quais destacam-se o baixo impacto ambiental, a flexibilidade de utilização, a agilidade na instalação e a facilidade de operação e de manutenção quase inexistente.

A geração solar fotovoltaica ocorre a partir da conversão da energia proveniente do Sol em eletricidade. Possui aspectos intermitente e sujeito à incerteza devido às condições ambientais, entre outras (Pinho & Galdino, 2014). Cabe salientar que a energia solar fotovoltaica possui característica de geração junto à carga, que constitui do modelo denominado de autoprodução, ou seja, produzir a eletricidade no mesmo local de consumo, sem a necessidade de transportar por linhas de transmissão ou redes de distribuição a energia elétrica (Vian, 2021).

O Brasil tem uma matriz elétrica fortemente centrada em geração hidrelétrica, com aproximadamente 60% da energia proveniente das forças da água (ONS, 2021), predominância que a torna vulnerável ao risco hidrológico, especialmente em face das mudanças climáticas que afetam o abastecimento das bacias hidrográficas. Esse cenário energético é complementado por usinas termoeletricas e eólicas, que fazem parte do modelo tradicional de geração centralizada do país. Vale lembrar que o Brasil já enfrentou a maior crise hídrica dos últimos noventa anos, o que reforça a necessidade de manter a alta renovabilidade de sua matriz. Em decorrência desse histórico de escassez, há preocupações no setor elétrico quanto a possíveis medidas governamentais regulatórias que possam impactar o consumo da população (Sauer, Rosa, Araújo, Carvalho, Terry & Prado, 2003).

Nesse contexto, ressalta-se a necessidade de diversificar e ampliar a matriz elétrica brasileira, incorporando fontes energéticas renováveis, inesgotáveis e limpas. Essa diversificação não apenas pode contribuir para reduzir possível déficit da geração de energia no

sistema elétrico, mas também minimizar os custos associados à contratação de energia de reserva, atualmente atendida predominantemente por usinas termelétricas. Essas, por sua vez, geram elevados custos refletidos nos encargos setoriais pagos pelos consumidores.

A integração de fontes renováveis, como eólica e bioenergia, na matriz pode ser uma solução parcial para esse desafio. Contudo, destaca-se a energia solar fotovoltaica, que está em franco crescimento no Brasil, como uma das principais alternativas às tradicionais fontes baseadas em combustíveis fósseis. Além de seus benefícios elétricos e econômicos, a energia solar oferece vantagens sociais, ambientais e estratégicas para o país (ABSOLAR, 2021; Dantas & Pompermayer, 2018).

Ademais, existem no Brasil legislações governamentais que incentivam e beneficiam os consumidores por meio dos avanços de relevância social e que implementam novos modelos de negócios, previstos no marco legal da geração distribuída (GD), que institui, entre outros, o Sistema de Compensação de Energia Elétrica (SCEE) e o Programa de Energia Renovável Social (PERS), contribuindo para o cumprimento de diretrizes importantes de políticas energéticas do país, democratizando o acesso e incentivando a GD a partir de fontes renováveis pela sociedade brasileira (Brasil, 2022).

Inicialmente no Brasil, a Resolução Normativa (REN) nº 482/2012, da Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), estabeleceu as condições de procedimento do faturamento pela adesão da Unidade Consumidora (UC) ao SCEE, que se trata, entre outros fatores, das regras sobre a valoração da energia elétrica excedente que pode ser injetada na rede de distribuição por Micro e Minigeração Distribuída (MMGD) de fontes renováveis de energia elétrica, como a solar fotovoltaica (ANEEL, 2012).

Desta forma, tem-se a aplicação do sistema de compensação de créditos (*Net Metering*), que transforma a geração excedente, resultante da diferença positiva entre geração (injetada) e consumo de eletricidade da UC, em créditos de energia elétrica, apurada por posto tarifário a cada ciclo de faturamento. Assim, o excedente produzido de energia será injetado na rede elétrica de distribuição, e o consumidor contabiliza como crédito de energia para aplicar nas futuras contas de energia elétrica (ANEEL, 2016).

Desta maneira, a REN nº 482/2012 definiu o modelo de compensação para o consumidor do grupo A com minigeração distribuída, considerando as componentes tarifárias de energia, como a tarifa mensal faturada pelo uso do sistema de distribuição da concessionária aplicada à demanda contratada denominada Tarifa de Uso do Sistema de Distribuição – Carga (TUSDc). Deve-se considerar que, anteriormente, houve adesão de alguns estados da Federação na inclusão de cobrança do Imposto sobre Circulação de Mercadorias e Serviços (ICMS) que incide na TUSDc, impactando nos custos tarifários da geração de energia e, conseqüentemente, no retorno de investimento (ANEEL, 2012).

Com a promulgação do Marco Legal para MMGD por meio da Lei nº 14.300/2022, foi regulamentada a GD no Brasil, alterando os procedimentos de conexão e as regras de faturamento dos empreendimentos (Brasil, 2022). Além disso, a ANEEL publicou a REN nº 1.059/2023, responsável por regulamentar a Lei nº 14.300/2022. A referida REN também

modificou outras resoluções, inclusive a REN nº 1.000/2021 no que se refere à conexão e faturamento de centrais MMDG em sistemas de distribuição de eletricidade, aprimorando as regras do SCEE (ANEEL, 2023).

Deste modo, a regulamentação atual da ANEEL estabelece novos critérios de cálculos para a valoração de compensação dos créditos de SCEE no grupo A com fornecimento igual ou maior que 2,3 kV (Quilovolts) em alta e média tensão do sistema de distribuição, propondo, portanto, a dissociação da precificação do custo tarifário para o consumo de energia do custo para a injeção de energia elétrica. Assim, tem-se o pagamento da Tarifa de Uso do Sistema de Distribuição – Geração (TUSDg), aplicável à central geradora na parcela do excedente de injeção da potência elétrica, que se refere ao custo de transporte do sistema de distribuição (Brasil, 2022).

Com a aplicabilidade das novas regras da ANEEL, ocorreram alterações significativas, principalmente na forma de remuneração aplicando a dissociação da precificação do custo tarifário para o consumo de energia elétrica do custo para injeção de energia da demanda contratada. Assim sendo, o faturamento no grupo A dos custos tarifários pela TUSDg na parcela excedente da injeção de potência elétrica na rede da distribuidora ficou definido conforme o uso da rede de distribuição. Para o caso de injeção da energia elétrica, tem-se a cobrança da TUSDg (R\$/kW); no caso do consumo da energia, terá somente o pagamento da TUSDc (R\$/kW). Portanto, torna-se importante a previsão de o Sistema Fotovoltaico (SFV) injetar uma certa quantidade de demanda de geração, permitindo avaliar a valoração dos custos e o retorno financeiro do empreendimento.

Conforme as diretrizes da Lei nº 14.300/2022, para melhor compreensão de valoração tarifária, consideram-se para o consumidor de geração local as seguintes condições:

- a) GD I – A UC que solicitar o acesso à rede de distribuição até 07/01/23 tem o direito adquirido de manter a regra de faturamento do consumo de energia elétrica ao não pagamento do percentual da TUSD Fio B. Em outras palavras, o valor da tarifa de energia injetada é o mesmo da energia consumida até 2045.
- b) GD II – A UC possui dois prazos para solicitar o acesso à rede de distribuição. Entre 08/01 e 07/07/23 tem a regra de transição válida até 2030. Caso a unidade solicite após 07/07/23, tem a regra de transição válida até 2028.

Para a GD II, como regra geral de transição, tem-se:

- Ano 2023 - não compensará 15% da TUSD Fio B;
- Ano 2024 - não compensará 30% da TUSD Fio B;
- Ano 2025 - não compensará 45% da TUSD Fio B;
- Ano 2026 - não compensará 60% da TUSD Fio B;
- Ano 2027 - não compensará 75% da TUSD Fio B;
- Ano 2028 - não compensará 90% da TUSD Fio B;

- Ano 2029 - não compensará 90% da TUSD Fio B;
- Ano 2030 - não compensará 90% da TUSD Fio B.

Desta maneira, após o ano 2029 (solicitou acesso depois de 07/07/23) ou após o ano 2030 (solicitou acesso entre 07/01 e 07/07/23), deverá ser aplicada uma nova regra a ser definida pelo Comitê Nacional de Política Energética (CNPE), estabelecendo as diretrizes para a ANEEL sobre o cálculo da energia.

No geral, conforme a ANEEL, a tarifa de energia elétrica é constituída por diversas funções de custos e componentes tarifárias, que representam os custos de operação, manutenção e investimentos das empresas de geração, transmissão e distribuição de energia elétrica, os custos pertinentes do setor elétrico, como perdas elétricas, e os encargos setoriais que visam a subsidiar políticas públicas e outras obrigações do setor elétrico de natureza pública.

Deste modo, a tarifa aplicada no faturamento das unidades consumidoras é formada por duas componentes tarifárias: a Tarifa de Uso do Sistema de Distribuição (TUSD) e a Tarifa de Energia (TE). A primeira está associada à prestação do serviço necessário para o consumo de energia elétrica (disponibilização, manutenção e operação da infraestrutura do setor elétrico) e a segunda corresponde ao produto (energia) utilizado propriamente pelo consumidor final e demais custos associados ao consumo de energia. Assim sendo, considera-se aplicada pelas distribuidoras de energia, na média, as seguintes porcentagens da composição das tarifas:

- a) TUSD: TUSD Fio B 27%, TUSD Fio A 6%, TUSD Encargos 7% e TUSD Perdas 10%.
- b) TE: TE Encargos 7% e TE Energia 43%.

De acordo, com essas composições das tarifas TUSD e TE, podem ser estimadas hipóteses de cenários para os cálculos de viabilidade do sistema considerando a avaliação de três cenários — leve, moderado e restrito —, podendo ser aplicados pós 2029 ou pós 2030, a depender da data de conexão da UC.

- No cenário leve, consideram-se apenas TUSD (TUSD Encargos 7% e TUSD Perdas 10%) e TE (TE Encargos 7% e TE Energia 43%); não se aplicam TUSD Fio B 27% e TUSD Fio A 6%.
- No cenário moderado, consideram-se apenas TUSD (TUSD Perdas 10%) e TE (TE Encargos 7% e TE Energia 43%); não se aplicam TUSD Fio B 27%, TUSD Fio A 6% e TUSD Encargos 7%.
- No cenário restrito, considera-se apenas TE (TE Energia 43%); as outras componentes não se aplicam.

Desta forma, as novas regras refletirão na valoração da tarifa da energia injetada referente à porcentagem da TUSD fio B, permitindo que a UC deixe de compensar um determinado percentual.

Nesse contexto, ao considerar o dimensionamento do SFV em instalações de pequeno porte, as alterações estabelecidas pela nova regulamentação não implicam em mudanças significativas, fora o incremento no tempo de retorno do investimento. No entanto, para as

instalações de grande porte, é fundamental considerar o pressuposto de que, quanto maior o tamanho do arranjo do sistema dimensionado, maiores serão as possibilidades de ocorrência em exceder o autoconsumo, ocasionando elevados custos e incertezas em relação à TUSDg, que pode modificar a proposta inicial de valoração do projeto de instalação do sistema. Assim, torna-se importante no dimensionamento a previsão de geração e de consumo de eletricidade.

Os métodos tradicionais de dimensionamento decorrem de forma determinística, e a abordagem é baseada em médias, utilizando normalmente como parâmetros de entrada os valores médios históricos de irradiação solar e o consumo de energia para a previsão de energia solar (Das, Tey, Seyedmahmoudian, Mekhilef, Idris, Van Deventer, Horan & Stojcevski, 2018). Assim, não é possível determinar a quantidade de excedentes a serem injetados na rede de distribuição para estimar os valores de TUSDg, podendo impactar de maneira significativa os projetos de SFV. Entre os métodos aplicados encontram-se os métodos físicos e os estatísticos (Alkhayat & Mehmood, 2021).

O primeiro consiste, por exemplo, em utilizar equações matemáticas analíticas para dimensionar, considerando a previsão de irradiação solar ou o monitoramento de incidência de nuvens e nebulosidade por imagens de satélites. Possui como base os Modelos Numéricos de Previsão (NWP)¹. O segundo mensura pela potência de saída da geração do sistema, utilizando-se de conjunto de dados históricos, como geração de energia ou medições meteorológicas, como exemplo, a Média Móvel Autorregressiva (ARMA)², Média Móvel Integrada Autorregressiva (ARIMA)³ e Média Móvel Simples (SMA)⁴ (Huang, Wu & Li, 2021).

Na literatura especializada, encontram-se também os métodos por técnicas de inteligência artificial e os métodos híbridos. A aplicação de inteligência artificial envolve o uso de algoritmos avançados e técnicas de aprendizagem de máquina, o que permite analisar uma série de fatores que afetam a eficiência e a geração de energia dos painéis solares, por exemplo. Como principais técnicas de abordagens, relacionam-se os modelos de Redes Neurais Artificiais (ANN)⁵ e Máquinas de Vetores de Suporte (SVM)⁶, entre outros (Raza & Khosravi, 2015). Já o método híbrido combina vários modelos de previsão que obtêm de cada modelo avaliado a vantagem mais adequada para a previsão do dimensionamento, permitindo resolver possíveis limitações técnicas de um único modelo e melhorar a estimativa (Huang et al., 2021).

Deste modo, uma forma de abordagem para analisar o dimensionamento do SFV considerando a TUSDg seria utilizar ferramenta estocástica para determinar o risco de exceder a demanda do sistema, levando em consideração que tanto a demanda quanto a geração de energia fotovoltaica são variáveis estocásticas, sujeitas a incertezas e aleatoriedades.

Diante desse contexto, este trabalho busca apresentar a comparação entre as abordagens determinística e estocástica para dimensionar um empreendimento real. Para tanto, procura-se

¹ Sigla em inglês para *Numerical Weather Prediction*.

² Sigla em inglês para *Autoregressive Moving Average*.

³ Sigla em inglês para *Autoregressive Integrated Moving Average*.

⁴ Sigla em inglês para *Simple Moving Average*.

⁵ Sigla em inglês para *Artificial Neural Networks*.

⁶ Sigla em inglês para *Support Vector Machine*.

analisar como o impacto das novas regulamentações podem afetar o custo de investimento do sistema, destacando os resultados de injeção da demanda na rede elétrica ao considerar diferentes cenários para o dimensionamento e as diferenças econômicas observadas no longo prazo para grande empreendimento de SFV.

1.1 Objetivo Geral

Dimensionar um SFV utilizando ferramentas estocásticas que permitam avaliar a probabilidade de ocorrência de injeção de potência na rede elétrica de forma a verificar os impactos das novas formas de tarifação.

1.2 Objetivos Específicos

- Identificar as variáveis de interesse e coletar os dados a partir da geração de energia solar fotovoltaica de um sistema teste real;
- Coletar dados a partir da estimativa de cargas instaladas de uma edificação comercial;
- Realizar levantamento de demanda e de geração de energia elétrica a partir dos dados coletados;
- Implementar os dados coletados em um modelo estocástico no comportamento da demanda de um edifício comercial;
- Determinar os valores de injeção da demanda de geração;
- Calcular a probabilidade de injetar a demanda de geração para diferentes cenários;
- Comparar os resultados do dimensionamento estocástico com um dimensionamento determinístico por médio do cálculo do *payback* do projeto.

1.3 Estrutura do Trabalho

Este trabalho está distribuído em cinco capítulos. No Capítulo 1, foi apresentada uma introdução geral do problema abordado, a justificativa da solução proposta e os objetivos, específicos e gerais, almejados com este estudo. No Capítulo 2, é apresentada uma breve revisão de literatura, fazendo menção aos principais trabalhos até então realizados no escopo de métodos estocásticos para produção de energia elétrica em SFV. O Capítulo 3 aborda a metodologia aplicada do dimensionamento determinístico e estocástico para o sistema de geração fotovoltaico. No Capítulo 4, discorre-se sobre a análise dos resultados e das discussões. Finalmente, no Capítulo 5, são apresentadas as conclusões finais e as sugestões para trabalhos futuros.

Capítulo 2

Revisão de Literatura

2.1 Sistemas Fotovoltaicos

2.1.1 Contextualização

No atual cenário, observa-se uma crescente atenção aos conceitos de mudanças climáticas e transição energética, ambos voltados para o desenvolvimento sustentável. Essa transição destaca a importância das fontes de energia renovável, que são limpas, não poluentes e têm o potencial de impactar positivamente tanto a economia quanto a sociedade. Historicamente, as escolhas energéticas dos países têm sido guiadas por considerações econômicas, como a disponibilidade de recursos naturais e sua viabilidade de exploração (Rodrigues, Guimarães & Souza, 2017).

Diante de uma demanda crescente de energia em um contexto global produtivo e tecnológico, ocorre a necessidade de mudanças estruturais nas matrizes energéticas, substituindo fontes focadas exclusivamente em combustíveis fósseis e, portanto, apresentando um direcionamento de transformação do setor de energia internacional de carbono fóssil para carbono zero (Greener, 2018). Deste modo, a eletrificação do consumo permite uma tendência cada vez maior para a diversificação da matriz energética brasileira, contribuindo, sobretudo, para a sustentabilidade.

Neste sentido, constata-se cada vez mais a crescente expansão na inserção da geração de energia solar fotovoltaica, que se apresenta como alternativa viável de fonte renovável para o setor elétrico (Philippi Júnior & Reis, 2016), permitindo, inclusive, proporcionar benefícios ao sistema elétrico, a exemplo do adiamento na expansão do sistema de transmissão e distribuição de energia elétrica, da diminuição do carregamento das redes e da redução de perdas (Creder, 2021). Logo, representa um avanço fundamental para o desenvolvimento nacional e permitirá inserir o país em novo patamar de sustentabilidade, competitividade e inovação.

2.1.2 Projetos de Sistemas Fotovoltaicos

O conceito de geração do SFV refere-se à produção de energia solar no local de consumo

ou em suas proximidades, diferindo-se da produção centralizada, em que outros tipos de usinas produzem a energia distante dos centros de consumo, o que gera a dependência de linhas de transmissão para o transporte dessa energia.

Na configuração de um SFV, considera-se o conjunto gerador fotovoltaico formado por módulos, inversor, *stringbox* (caixa de junção), acessórios de instalação e a rede elétrica local — ou, em caso de sistema autônomo, acrescentam-se baterias e controlador de carga. Sendo assim, o módulo fotovoltaico gera a energia em corrente contínua (CC), que será condicionada na unidade de potência e convertida em corrente alternada (CA), para ser diretamente transferida à rede elétrica ou armazenada por banco de baterias (Zilles, Galhardo & Oliveira, 2016).

No dimensionamento, tem-se a combinação de arranjo dos componentes do SFV, arranjo esse classificado como isolado ou conectado à rede da distribuidora de energia, possuindo ou não armazenamento por acumuladores de energia, o que depende da característica construtiva e da aplicabilidade do sistema (Pinho & Galdino, 2014).

Villalva (2013) classifica o SFV em razão do tipo e da finalidade, conforme a topologia de isolado ou de conectado com a rede da concessionária de energia. Enquanto o primeiro visa a atender a um determinado consumo de energia elétrica, não possui interligação com a rede de distribuição e ainda pode ser classificado como autônomo sem uso de armazenamento por banco de baterias ou com uso. O segundo tipo é o mais comum, chamado de GD, e possui interconexão com a rede da distribuidora.

No Brasil, o sistema híbrido constituído pela GD com uso de dispositivo de armazenamento de energia, aplicado para microgeração e minigeração distribuída, não possui regulamentação prevista para esse tipo de operação (ANEEL, 2012). E, como regra, as concessionárias de distribuição de energia não o permitem, exigindo, inclusive, para essa situação, dispositivo de proteção para desligamento da geração em casos de ilhamento do sistema (Pinho & Galdino, 2014).

A produção de energia solar fotovoltaica é um fenômeno físico que ocorre a partir da transformação da irradiação solar em energia elétrica captada por meio de painéis solares (Vian, 2021). Contudo, possui peculiaridades operativas a um sistema que abriga grande capacidade de oferta fotovoltaica, principalmente sobre o desempenho intermitente de geração da energia, não sendo uma fonte de fornecimento contínua devido a fatores não controláveis que são associadas ao aspecto intermitente, com períodos definidos de disponibilidade de geração durante o dia e sujeitos à incerteza. Assim, o sistema deve estar apto para operacionalizar durante o dia, quando solicitado, em carga máxima para suprir a demanda elétrica do consumidor (Balfour, Shaw & Nash, 2016).

Deste modo, compreende-se que a produção de energia de um módulo fotovoltaico dependerá de uma série de fatores, como nível de irradiação, ângulo azimutal, ângulo de inclinação com relação à superfície terrestre, temperatura, sujidade, sombreamento, entre outros (Creder, 2021). O projeto energético e elétrico do dimensionamento de geração do SFV tem como premissa a relação do ajuste da energia radiante recebida do Sol por meio dos módulos

fotovoltaicos a serem instalados, com a necessidade em suprir a energia elétrica a ser demandada. Logo, pretende-se adequar a produção de eletricidade com o consumo da energia elétrica (Narvarte, Pigueiras & Marcos, 2016). Apesar disso, experiências envolvendo o dimensionamento com a eletrificação fotovoltaica têm mostrado que o desempenho de sistemas solares nem sempre é satisfatório.

De toda a forma, esse fato deve-se, na maioria das vezes, não a problemas relacionados, especificamente, aos componentes do SFV, apesar de a qualidade desses terem uma influência significativa, mas à problemática em relação à previsão de geração da energia para atender à demanda necessária ao fornecimento da edificação, visto que muitas vezes ocorre o subdimensionamento, impactando em perdas excessivas por limitação de potência, que podem, por sua vez, gerar aquecimentos e reduzir a vida útil do equipamento ou, na ocorrência do sobredimensionamento, elevar o custo dos sistemas ao usuário (Cabral, 2006).

Então, é fundamental estimar a demanda energética com precisão para que o sistema projetado produza a energia necessária para não impactar diretamente no retorno de investimento do projeto.

2.1.3 Metodologias para Dimensionamento dos Sistemas Fotovoltaicos

Tradicionalmente, para dimensionar o tamanho do SFV, é utilizada uma metodologia determinística que leva em consideração, no projeto energético e elétrico, a demanda de energia elétrica e a geração do sistema de energia fotovoltaico. Em geral, o método faz uso de um conjunto de parâmetros de entrada que transformam os resultados de saída os mais próximos do cenário real, necessitando de grandes quantidades e qualidade de dados. Deste modo, nem sempre no dimensionamento os dados estão disponíveis no formato exato para usá-los. Por isso, na maioria das vezes, é necessário utilizar métodos de tratamento de dados que permitam estimar as grandezas das variáveis de interesse (Pinho & Galdino, 2014).

Logo, a abordagem determinística tipicamente modela o cenário do evento observado, dispondo de valores dos parâmetros de entrada, que são conhecidos, e o resultado de saída, que será avaliado. Assim, a saída do modelo mostra ser totalmente determinada pelos valores dos parâmetros e pelos valores iniciais (Melo, Tavares & Villalva, 2021).

Para realizar o dimensionamento adequado dos SFV, é preciso estabelecer um equilíbrio entre a produção e a demanda. Entretanto, para realizar tal operação de forma eficaz, é primordial compreender a característica do comportamento tanto do recurso solar quanto da demanda elétrica requerida (Trigoso, 2004). Por outro lado, essa relação entre recurso solar e potência elétrica é não-linear e está associada a fatores determinantes para uma efetiva conversão do recurso energético em potência de saída disponível para o sistema (Cabral, 2006).

Desta forma, para a análise de viabilidade técnica, o projeto requer considerar alguns critérios que impactam consideravelmente a potência de saída produzida no sistema, entre os quais é possível destacar o recurso solar, que representa a média de energia incidente diária

normal ao plano horizontal do painel solar e que não representa exatamente a energia absorvida pelo SFV, uma vez que a incidência da luz não ocorre apenas nessas condições (Costa, 2015).

O recurso solar tem uma variabilidade no decorrer do ano não apenas em relação à inclinação do eixo de rotação da Terra em relação ao plano da órbita em torno do Sol, mas também devido às variações climáticas decorrentes das estações do ano. Além disso, variações meteorológicas podem ocorrer para diferentes posicionamentos geográficos mesmo dentro de uma mesma região/cidade (Pinho & Galdino, 2014).

Geralmente, essa métrica estimada é definida para diversas regiões e pode ser obtida por meio da base de dados disponíveis para o acesso em plataformas de múltiplas fontes. O recurso solar é não-controlável e sua imprevisibilidade não permite uma definição precisa na projeção para períodos específicos do ano (Vian, 2021). Entretanto, apesar de os projetos de sistemas de geração de energia fotovoltaica usualmente não considerarem tal variação, sua consideração resultaria em estimativas mais precisas.

Desta maneira, para o cálculo de energia incidente, faz-se necessária a utilização de ferramentas computacionais por modelagem numérica, permitindo estimar a grandeza envolvida. Em virtude da complexidade e não solução de forma exata e analítica, exigem-se aproximações do recurso solar para efetuar o cálculo da transposição de dados entre o plano horizontal e o plano inclinado, indicando-se o posicionamento adequado da instalação do SFV. Assim sendo, considera-se esse como sendo o fator definitivo para que o sistema seja viável (Costa, 2015), uma vez que essa variável define a potência do sistema gerador, visto que são grandezas proporcionais (Balfour et al., 2016).

Entre os procedimentos determinísticos, tem-se as simulações computacionais da energia solar fotovoltaica, exigindo-se dados solimétricos e meteorológicos, respectivamente de radiação solar e temperatura. Na visão de Tavares, Costa, Melo e Villalva (2020), para as simulações otimizadas de energia fotovoltaica, exige-se o uso de dados solimétricos e climáticos precisos. Melo et al. (2021) apresentam as análises estatísticas com uso de algoritmo de cálculo de posição solar. Já Kitayama, Narvaez, Melo, Costa, Siqueira e Villalva (2018) destacam a análise comparativa entre fontes de dados solimétricos.

Para o dimensionamento da potência elétrica, é fundamental levantar as informações sobre a energia elétrica que se pretende produzir no sistema. Então, para o projeto, o recurso solar é considerado um parâmetro com alto impacto para a viabilidade técnica no dimensionamento do SFV, porque é determinante na geração de eletricidade (Costa, 2015). Portanto, o método determinístico apresenta-se limitado quando utilizado para avaliar os eventos com aspecto de variabilidade, definindo-se apenas um cenário. Para isso, na análise, necessita-se da inclusão de dados históricos das ocorrências, determinando os cenários de pior ou melhor situação.

Na literatura, um número crescente de estudo tem buscado avaliar o dimensionamento de um sistema de energia solar fotovoltaica. Logo, definir a quantificação estimada para a produção da energia solar surge como um dos procedimentos mais importantes nesse processo (Narvarte et al., 2016).

O projeto de dimensionamento de SFV tem como característica abranger várias etapas, entre as quais destacam-se aquelas relacionadas ao processo de cálculo da energia elétrica a ser gerada e consumida (Balfour et al., 2016). Essa etapa torna-se importante, pois determina a demanda de eletricidade necessária a ser suprida pelo SFV, e, a partir daí, o projeto procura adequar a geração com as necessidades definidas pela demanda (Vian, 2021).

O sistema gerador visa a atender a um determinado consumo de energia elétrica, e é fundamental estimar a demanda energética com uma máxima precisão possível para que o sistema projetado produza a energia necessária. A partir disso, entende-se que o projetista inicia o projeto por uma boa estimativa de demanda elétrica a ser suprida, a fim de dimensionar ou especificar os componentes do arranjo fotovoltaico necessários ao funcionamento (Pinho & Galdino, 2014).

Neste sentido, as condições que muitas vezes são apresentadas no dimensionamento do projeto são extremamente empíricas, pois há a necessidade em considerar especificados para a análise o padrão de fornecimento bifásico ou trifásico, a classe consumidora da edificação, se pertencente ao grupo tarifário A ou B, se conectada em rede de Baixa Tensão (BT) ou Alta Tensão (AT) e, até mesmo, se é uma nova UC ou já existente. Isso porque os resultados obtidos podem requerer ajustes em função das condições reais de operação do sistema, o que somente pode ser realizado na prática e após verificadas as condições reais de geração e de consumo de energia elétrica (Creder, 2021).

De forma geral, a maioria dos estudos de projetos fotovoltaicos está fundamentada como foi mencionado em modelos determinísticos, ou seja, utilizando-se de simuladores computacionais que determinam os resultados, exatamente, a partir das condições iniciais. Com a abordagem determinística, consideram-se os parâmetros de entrada como valores únicos de operação do sistema, a exemplo de um dia típico que possa permitir representar um valor de saída às condições mais próximas da realidade (Costa, 2015).

Com isso, a concepção básica do projeto para previsão de consumo da instalação deve ser tomada em função das características das cargas instaladas e da classificação da UC — residencial, comercial ou industrial —, bem como do tipo de ciclo de operação do consumidor. Essa estimativa é relativamente simples, principalmente para as edificações existentes ou projetos de pequeno porte, seja em virtude da disponibilidade dos dados históricos de consumo ou, quando possível, determinando-a pela curva de carga da instalação, usando-se equipamento de medição específico, com o qual se verifica os parâmetros elétricos (Cotrim, 2008).

Logo, com o consumo estimado, define-se a potência elétrica necessária para geração do SFV. Entretanto, esse procedimento determinístico atualmente empregado, embora importante, não constitui satisfatoriamente a alternativa mais eficaz. Tal método tradicional aplicado é insuficiente ao considerar novos projetos elétricos, em especial para cargas instaladas em novas unidades consumidoras classificadas como comercial e conectadas em rede de distribuição de média tensão. Para o projeto de arranjo fotovoltaico desse porte, é necessário o profundo conhecimento da carga instalada, suas características e perfil de funcionamento ao longo dos dias, semanas e meses (Vian, 2021).

Geralmente, o problema ocorre também na decisão do projetista sobre a previsão de demanda da instalação ao não considerar apropriadamente o funcionamento da instalação elétrica, ou seja, não avaliar que a potência elétrica consumida é variável a cada instante — fato que acontece em decorrência de as diversas cargas que compõem essa instalação não estarem todas em operação simultânea (Mamede, 2017).

No dimensionamento da instalação elétrica, deve-se conhecer as características de perfil de hábitos de consumo dos usuários pertencentes aos mais diversos setores da edificação, principalmente no que diz respeito ao consumo de eletricidade, como iluminação, refrigeração, aquecimento de água, climatização e outros (Cotrim, 2008).

Deste modo, a potência total solicitada pela instalação ao SFV a cada instante será, portanto, função da quantidade de cargas em funcionamento e da potência absorvida por cada uma delas. Logo, do ponto de vista técnico e econômico, considerar a carga utilizada como a soma de todas as potências instaladas na análise de uma instalação e a determinação da capacidade (dimensionamento) da produção fotovoltaica não constitui a alternativa mais precisa (Lima Filho, 2001).

Estimar a curva de carga expressando as eventuais sazonalidades da demanda de energia ocasionada pela carga, além de poder implicar em uma redução significativa do custo do sistema, pode também contribuir para a prevenção contra efeitos de possíveis variações localizadas no comportamento da carga (Creder, 2021).

Na literatura acadêmica, as diversas pesquisas envolvendo a componente de aleatoriedade nas análises de processos são consideradas atuais e relevantes. De modo geral, as metodologias tradicionais procuram enfatizar os processos pelos métodos determinísticos tais como o uso de equações diferenciais e otimização de funções. No entanto, devido à natureza estocástica intrínseca encontrada em diversas fontes, os estudos recentes têm considerados os diversos processos aleatórios ou estocásticos (Silva, 2013).

Desta maneira, os métodos estocásticos surgem como uma proposta de grande potencial de metodologia alternativa para a determinação de parâmetros com uma abordagem de ferramenta estatística para o dimensionamento de projetos energéticos.

2.2 Metodologia Estocástica *versus* Determinística

Em geral, a metodologia determinística define os parâmetros dos sistemas por meio de equações matemáticas. Ao considerar processos de alta complexidade do mundo real, esse método avalia de maneira analítica que exigirá alta complexidade computacional, além de fornecer o resultado esperado de forma pontual (Cabral, 2006).

A metodologia determinística pode ser definida como um modelo sob o qual as condições iniciais de um fenômeno observável pela simulação estabelecem o resultado do cenário avaliado. Ao considerar-se, por exemplo, um circuito elétrico constituído por uma fonte a bateria, o modelo de equação matemática que descreve o fluxo de corrente elétrica observável

é dado pela lei de Ohm. Assim, o modelo pressupõe que, para que o valor do parâmetro de saída (corrente elétrica) seja determinado, é necessário que os valores dos parâmetros de entrada tensão e resistência sejam fornecidos.

Deste modo, se essa simulação for repetida diversas vezes utilizando o mesmo circuito elétrico, espera-se obter o mesmo resultado para o parâmetro de saída da corrente elétrica, sem sofrer qualquer alteração de fatores externos adversos que poderiam ser considerados a influenciar no resultado. Logo, percebe-se que existem alguns fenômenos observáveis que ocorrem, para os quais, em que determinadas situações, os modelos determinísticos podem ser aplicados de maneira satisfatória.

Diante disso, essas abordagens convencionais de modelagem simuladas não possuem elementos de aleatoriedade, sendo chamadas de processo determinístico por apresentarem como característica o seu conjunto de entradas que resultam saídas das informações de forma direta. Entretanto, resta esclarecer que existem ocorrências de perturbações nas variáveis que não são controladas, o que provoca a aleatoriedade dos resultados para diferentes simulações (Meyer, 2010). Por esse motivo, o sistema determinístico poderá ser modelado analiticamente, mas a sua análise será complexa e com dispêndio de recursos computacional (Law, 2014; Yates & Goodman, 2016).

Tradicionalmente, é utilizada a metodologia determinística para dimensionar o tamanho do arranjo do SFV. Assim, os parâmetros demanda de energia e geração solar são definidos de modo que resultam na previsão de um valor pontual (Antonanzas, Osorio, Escobar, Urraca, Martinez-de-Pison & Antonanzas-Torres, 2016).

Nesse contexto, a viabilidade técnica do projeto requer considerar alguns critérios que impactam consideravelmente a potência de saída produzida no sistema, entre os quais é possível destacar o recurso solar, que representa a média de energia incidente diária normal ao plano horizontal do painel solar e que não significa exatamente a energia absorvida pelo SFV, uma vez que a incidência da luz não ocorre apenas nessas condições (Narvarte et al., 2016).

O método determinístico aplicado para o dimensionamento envolve a análise e o cálculo dos componentes necessários para um projeto de energia solar, que pode ser dividido nas seguintes etapas, conforme elaborado por Pinho e Galdino (2014) no Manual de Engenharia para Sistemas Fotovoltaico:

- 1) análise do histórico das faturas de energia elétrica da edificação;
- 2) determinação da potência do arranjo do SFV;
- 3) escolha do módulo do SFV;
- 4) análise do sombreamento conforme a estação do ano;
- 5) dimensionamento e especificação do inversor do SFV.

A abordagem determinística é amplamente utilizada em projetos de SFV devido à disponibilidade e à facilidade de acesso aos dados necessários para o dimensionamento. No entanto, ao utilizar valores fixos para os parâmetros-chave, esses valores podem não representar

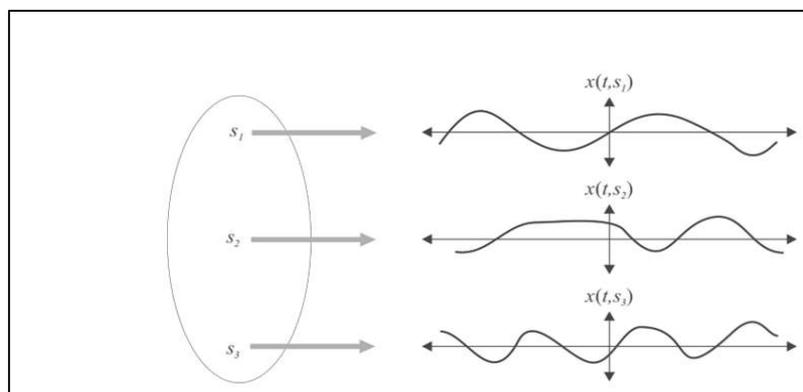
adequadamente as variações reais na geração e na demanda de energia elétrica, o que pode levar a subdimensionamento ou superdimensionamento do sistema.

Desta forma, os modelos de simulação computacional que utilizam métodos determinísticos permitem os resultados de apenas um único tipo de investigação aproximada do valor esperado. Porém, métodos alternativos possuem a vantagem de fornecer os parâmetros de saídas aleatórios e devem, por isso, ser evidenciados como uma estimativa de características de resultado verdadeira do método de avaliação da variável de interesse (Yates & Goodman, 2016).

A metodologia estocástica, ainda que não amplamente utilizada, pode produzir resultados equivalentes ou mesmo superiores aos da metodologia determinística (Silva, 2013). Em linhas gerais, a modelagem matemática que descreve os sistemas com a característica de variação aleatória ao longo do tempo denomina-se de processos aleatórios. Geralmente, constitui-se de um conjunto composto por variáveis aleatórias fixadas sobre um espaço amostral comum, sendo que todos os possíveis conjuntos que essas variáveis podem assumir são conhecidos como espaço de estado da simulação. Logo, esse conjunto pode ser considerado processo estocástico discreto quando for constituído por (X_1, X_2, \dots) — sendo X_n as variáveis pertencentes de um conjunto finito ou infinito enumerável do modelo —, ou ser considerado como processo contínuo quando o conjunto for composto por $\{X(t), t \geq 0\}$ — tem-se, nesse caso, o conjunto infinito ou não enumerável (Law, 2014).

Neste sentido, Yates e Goodman (2016) estabelecem o processo estocástico como um mapeamento de eventos com possíveis resultados em função do tempo, pois, sendo a variável aleatória, essa atribui ao resultado esperado um valor numérico sobre o espaço amostral. Portanto, tem-se que uma medida de probabilidade $P[\cdot]$ determinada sobre um espaço amostral (S) é uma função que atribui uma função de tempo $x(t, s)$ para cada realização (função amostra) (s) no espaço de amostragem.

Na Figura 2.1 é apresentada a correspondência entre o espaço amostral de um evento observável e o conjunto de funções amostrais de um processo estocástico. Logo, tem-se uma representação conceitual de que a função amostral $x(t, s)$ é a função de tempo associada aos resultados possíveis s de um evento.



Fonte: (Yates & Goodman, 2016)

Figura 2.1: Processos Estocásticos

Desta maneira, a metodologia estocástica possui aplicações em diversas áreas do conhecimento, como, por exemplo, na caracterização de identificação de eventos perigosos, que podem ser descritos em termos de fenômeno físico, probabilidade, localização, intensidade/escala e período de duração, visto que praticamente quase todos os sistemas do mundo real contêm uma ou mais fontes de aleatoriedade (Law, 2014).

Na abordagem determinística a avaliação dos impactos de desastres é relacionada a um determinado cenário de perigo, ao passo que no método estocástico são realizadas estimativas mais precisas nas frequências de ocorrências de perigos e danos causados. Sendo assim, as avaliações probabilísticas são descritas pela análise das incertezas inerentes, em parte relacionadas essencialmente à aleatoriedade característica dos perigos e, em outra parte, ocorrem na análise realizada e na consideração de medição incompleta dos perigos, exposição e vulnerabilidade. Em resumo, o método determinístico considera o impacto de um único cenário de risco, enquanto o método estocástico considera todos os cenários possíveis, sua probabilidade e impactos associados, permitindo analisar os resultados (OECD, 2012).

Nesse contexto, o método estocástico simula os possíveis eventos futuros, executando vários cenários em diferentes probabilidades de ocorrência, em contraste ao método determinístico, que trata a probabilidade de um evento como finita e faz uma abordagem que tipicamente modela cenários, em que os valores de parâmetros da entrada são conhecidos e o resultado é apenas pontual e observável (PreventionWeb, 2012).

Um exemplo de aplicação do método estocástico está ligado à área de Higiene Ocupacional que se realiza no ambiente de trabalho para a avaliação ocupacional de exposição dos trabalhadores por amostragens, a fim de que se determinem os critérios de tolerabilidade dos agentes nocivos à saúde. A análise de incerteza é considerada como uma parte importante da prática de avaliação, sendo que ao examiná-la é útil considerar as resultantes em dois tipos de cenários observáveis. O cenário determinístico, considerado o mais convencional, possui as previsões com base nos piores casos plausíveis e no impacto da incerteza para as variáveis individuais. Já no cenário estocástico, estima-se o resultado mediante um conjunto de dados obtidos que são associados às variáveis preditoras (Janh, Bullock & Ignacio, 2015; AIHA, 2010).

Deste modo, as abordagens determinísticas admitem que os valores dos parâmetros de entrada são conhecidos com precisão. Então, a partir de valores de um determinado parâmetro de entrada, tem-se apenas um valor/cenário de saída. Assim, as aleatoriedades dos parâmetros de entrada e da resultante são ignoradas, apresentando como condições para o julgamento somente o pior cenário da estimativa. Por outro lado, pela abordagem estocástica, a ocorrência por modo probabilístico de estimativa é determinada pela distribuição de probabilidade para cada parâmetro e tem-se como resultante uma distribuição de probabilidade da variável de interesse. Assim, é possível obter-se a análise para diversos cenários estatísticos (Jayjock, Ramachandran & Arnold, 2009; Mulhasen & Milz, 2015).

Assim sendo, a maneira convencional determinística de abordar ou descrever as incertezas nas avaliações, geralmente, atribui-se às condições teóricas de pior cenário, enquanto

a análise estocástica permite considerar os dados mais completos sobre as estimativas dos cenários e as incertezas associadas a essas previsões. Portanto, em essência, a análise para as variáveis de interesse pode ser descrita por uma distribuição normal ao invés de apontar apenas as estimativas de melhor, pior ou a média dos conjuntos de dados (Janh et al., 2015; AIHA, 2010).

Geralmente, os estudos na área da Previdência Social indicam que é possível aplicar as metodologias determinística e estocástica nas tomadas de decisões, o que se deve em razão das aleatoriedades e incertezas presentes nesse campo. A análise determinística modela as incertezas de forma que apenas um cenário seja observável, baseando-se em valores de parâmetros de entrada conhecidos e constantes. Já a abordagem estocástica incorpora a aleatoriedade — assim, mesmo usando um conjunto fixo de valores de parâmetros de entrada, tal abordagem pode levar a diferentes resultados, pois as condições iniciais podem gerar um conjunto variado de saídas para o mesmo conjunto de dados (Teixeira, 2022).

Desta maneira, o método estocástico caracteriza-se por incorporar os efeitos da aleatoriedade, podendo produzir resultados diferentes para os mesmos parâmetros iniciais. Portanto, o método determinístico considera o parâmetro de um único cenário de eventos e, em contrapartida, o método estocástico considera todos os cenários possíveis, suas probabilidades e impactos associados. É importante enfatizar que a abordagem estocástica por meio de uma distribuição de dados não é a realidade, mas pode ser considerada como uma melhor descrição que permite compreender a realidade das situações apresentadas pelos cenários avaliados (Renard, Alcolea & Ginsbourger, 2013).

2.3 Metodologia Estocástica para Projetos Fotovoltaicos

2.3.1 Estimativa da Demanda

Os elementos que compõem as instalações elétricas são representados por modelos de equações matemáticas para aplicações em levantamentos de informações e simulações computacionais. A modelagem de demandas, em geral, tem a finalidade de representar o consumo de potência ativa e reativa das unidades consumidoras em função do tempo e são fundamentais nas análises dos sistemas de energia elétrica. Contudo, o dimensionamento é um tema que se destaca pelas dificuldades para sua adequação, diante de um cenário real em razão de vários fatores, entre os quais Ricciardi (2015) cita:

- o comportamento estocástico, representado pela demanda elétrica conforme os diversos fatores, tanto técnicos como perfil de hábitos de consumo dos usuários;
- os dados quantitativos mensuráveis e as diversidades no consumo;
- a escassez de informação sobre a composição e levantamento da demanda de energia.

Na definição de Lima Filho (2001), a demanda é o conjunto de potência elétrica realmente

consumida por equipamentos elétricos em um determinado instante. Já na definição de Creder (2021), a demanda é determinada pelo valor máximo de potência consumida em uma instalação elétrica, em um dado intervalo de tempo por um conjunto de cargas. Complementarmente, Cavalin e Cervelin (2006) consideram a demanda um método estatístico, estabelecido com a média das potências elétricas instantâneas solicitadas por uma UC durante um período especificado.

Para Kagan, Oliveira e Robba (2004), entende-se por demanda de uma instalação elétrica a carga da UC conectada ao sistema de distribuição da concessionária, tomada em valor médio designado em um intervalo de tempo específico. Essa carga instalada é entendida pela aplicação que está sendo medida em termos de potência elétrica, potência aparente e potência ativa ou reativa ou, ainda, em termos de valor eficaz da intensidade da corrente elétrica, conforme a conveniência estabelecida. O período no qual é tomado o valor médio é denominado por intervalo de demanda.

Deve-se enfatizar que, para Mamede (2017), quando o intervalo de demanda tender ao valor de zero, tem-se a demanda instantânea, sendo que, para cada aplicação, em um determinado período — podendo ser dia, semana, mês ou ano —, a curva da demanda instantânea em função do tempo obtém a denominada curva instantânea de demanda no período definido. Na prática, devido ao uso dessa curva apresentar enormes variações na demanda, considera-se tomar a curva de demanda em intervalos de dez ou quinze minutos. Nessa perspectiva, Cotrim (2008) reforça que, para fins de dimensionamento de projeto de uma instalação elétrica, considera-se mais conveniente trabalhar com o valor médio da potência. Assim, utiliza-se a demanda do valor médio da potência ativa, em um determinado intervalo de tempo, geralmente especificado em quinze minutos.

Neste sentido, a demanda tem como relação o consumo de energia na operação de uma instalação elétrica pelo período em que se verificou tal consumo. Tal fato ocorre porque diversos pontos elétricos (dispositivos, máquinas e equipamentos) não se encontram todos em operação simultânea. Fica a cargo do projetista a decisão sobre a previsão dessa demanda, a qual deve ser determinada em função das características das cargas instaladas e do tipo de funcionamento na edificação (Mamede, 2017).

Diante disso, conhecendo a demanda elétrica, pode-se projetar o dimensionamento de uma maneira mais realista e econômica do ramal de entrada dos serviços da concessionária e os circuitos alimentadores dos quadros de distribuição da edificação (Lima Filho, 2001). O dimensionamento da demanda de energia elétrica depende da potência elétrica absorvida pela carga instalada. É importante ressaltar a dificuldade para analisar as cargas que são conectadas no sistema de potência, uma vez que estão sujeitas a constantes variações na UC. Nota-se que, quanto mais próxima a conexão de operação final estiver, mais evidente se torna o ponto de observância dessas oscilações (Martinez, 2015).

Em suma, é possível afirmar que não existe uma demanda operando em regime permanente. Considera-se que o regime dessas demandas de energia não é fixo, altera de um valor mínimo a um valor máximo. É importante observar que esses valores não ocorrem ao

mesmo tempo, e, para que haja um correto dimensionamento, uma diversidade no consumo necessita ser considerada nas cargas instaladas. Assim sendo, é possível ponderar que, para se ter um conhecimento da demanda pertencente a qualquer sistema elétrico, faz-se necessário, primordialmente, conhecer o comportamento dessa carga na edificação (Lopes, 2020).

Dentro desse contexto, Lopes (2020) destaca a importância em compreender o dimensionamento da demanda de energia a partir da observação comportamental da carga instalada, a qual pode ser realizada com base nos processos determinísticos ou estocásticos. Portanto, a demanda energética na edificação pode ser dimensionada pela avaliação elétrica e comportamental, conforme as características no estudo a ser realizado (Ricciardi, 2015).

Lopes (2020) ainda esclarece a importância de compreender no dimensionamento o aspecto da demanda que é ocasionada pelo comportamento da carga instalada durante o consumo de eletricidade na UC, sendo tipicamente com base em expressões matemáticas em que as variações de potência ativa e reativa ocorrem em função da tensão e da frequência no ponto de atendimento do sistema de energia. Logo, tanto em dimensionamentos determinísticos quanto em estocásticos, a demanda de energia, com seus valores máximos e mínimos, é importante e deve ser quantificada (Cabral, 2006).

Em geral, a forma mais tradicional para definir a demanda energética de uma edificação é realizar o somatório das energias consumidas por cada máquina, dispositivo e equipamento (Nery, 2018). Na prática, realiza-se o levantamento por meio de planilhas, listando os maquinários e os equipamentos do local, com suas respectivas potências elétricas, definindo o tempo diário de funcionamento e os dias durante a semana que estão em funcionamento, com o propósito de obter-se os dados diários de energia consumida. Essa previsão pode ser efetuada em média semanal, definida por uma estimativa de energia elétrica consumida por dia (Mamede, 2017).

É importante ressaltar que, quando se tratar de previsão de cargas especiais, a exemplo da carga de refrigeração, cabe ao projetista prever a potência solicitada pelo equipamento — de preferência os dados de placa fornecidos pelo fabricante —, obtendo-se, assim, a especificação do valor de potência desse tipo de carga a ser atendido pelo sistema. A partir disso, estima-se o consumo médio mensal (Niskier, 2014).

A concepção básica para elaboração do projeto elétrico de uma instalação comercial conectada em média tensão deve ser precedida do conhecimento de dados relativos às condições de suprimento e das características funcionais em geral da edificação. Normalmente, fica a cargo do projetista a decisão sobre a previsão da demanda elétrica da instalação, a qual deve ser tomada em função das características da carga instalada e do tipo de funcionamento das atividades desenvolvidas no edifício (Creder, 2021).

Logo, no projeto fotovoltaico, a ideia básica para realizar o dimensionamento é compreender que o sistema precisa produzir mais eletricidade do que o limite definido para o consumo. No procedimento, recomenda-se determinar o período de consumo e que a geração de eletricidade nesse intervalo de tempo necessita ser maior do que a demanda elétrica a ser suprida. Essa análise, necessariamente, deve se repetir nos próximos períodos subsequentes

(Pinho & Galdino, 2014).

Desta maneira, na elaboração do projeto energético de produção da energia solar fotovoltaica, o dimensionamento ocorre pela conformação de estimativa da curva de carga. Neste sentido, pela determinação da curva, procura-se construir com a maior exatidão possível a totalidade de consumo. Ainda mais, pelo procedimento, possibilita-se a identificação das ocorrências na UC de sazonalidades mensais e anuais, o que pode resultar em melhorias na configuração da produção adequada do sistema (Mamede, 2017).

Portanto, a determinação da curva possibilita obter a demanda máxima, mínima e média para um período específico, bem como a energia total consumida. Assim, é fundamental o projetista formular a curva de carga estimada da instalação, mediante o conhecimento das atividades realizadas nos diferentes ambientes e pelos hábitos de consumo dos usuários dos setores da edificação (Cotrim, 2008).

Mamede (2017) ressalta a dificuldade frequentemente encontrada devido à escassez de informações, principalmente no que se refere à série histórica de consumo, e ao estabelecimento de critérios inadequados na quantificação estimada de consumo. Tal estimativa é efetuada a partir do levantamento de previsão de cargas da instalação elétrica, que, na maioria das vezes, é realizado por uma simples entrevista rápida com o usuário responsável do local, sendo elaborada uma lista de equipamentos sem informações adequadas sobre o comportamento da carga. Essa abordagem, muitas vezes, coleta os dados apenas dos equipamentos que mais consomem energia, com especificações sem detalhamentos e inexatidão do tempo de uso para que, posteriormente, seja calculado o consumo mensal. Consequentemente, essas informações tornam-se insatisfatórias para a finalidade de dimensionar a geração do SFV.

Desta maneira, a realização desse tipo de procedimento para o dimensionamento estimado ocasiona a perda de precisão devido à redução do volume de informações requeridas em razão da complexidade na análise exigida e na combinação dos fatores que influenciam no consumo, uma vez que os critérios básicos no dimensionamento são a maximização da energia suprida (confiabilidade), a precisão e o menor custo. Logo, o dimensionamento do projeto energético e elétrico de SFV tem como característica principal analisar as duas variáveis de caráter estocástico: a demanda de energia elétrica e a geração do SFV (Cabral, 2006).

Portanto, o método estocástico busca avaliar o comportamento da demanda elétrica pela conformação da curva de carga, a característica mais relevante na variação da potência elétrica ao longo do tempo especificado. Isso permite analisar a influência dos fatores estocásticos nos diversos equipamentos e dispositivos pertencentes à UC, bem como alguns aspectos que alteram o ciclo de funcionamento dos equipamentos e os perfis de hábitos dos consumidores, a exemplo do horário que os equipamentos são ligados ao longo do dia. Assim, comumente considera-se a demanda elétrica como uma variável aleatória, sendo utilizados os métodos estatísticos para o seu estudo, por meio da função de densidade de probabilidade (Lopes, 2020).

2.3.2 Estimativa da Produção de Energia Solar Fotovoltaica

Na literatura, um número crescente de estudos tem buscado, cada vez mais, avaliar o dimensionamento de um sistema de energia solar fotovoltaica. Os métodos para quantificar a capacidade da demanda de energia e a busca pela análise da sua correspondência com a geração de energia solar fotovoltaica receberam importante atenção nos últimos anos (Richardson & Harvey, 2015).

Desta maneira, para os SFV, a potência de saída é frequentemente afetada pelas interferências das condições de mudanças climáticas. Isso acontece devido à sensibilidade desse sistema às circunstâncias incontroláveis de variações de natureza aleatória. Assim, tem-se a necessidade de se buscar a precisão na estimativa de produção da energia solar, que pode reduzir o impacto de incertezas, melhorar a confiabilidade e manter a qualidade no fornecimento fotovoltaico ao consumidor (Shi, Lee, Liu, Yang & Wang, 2012).

O dimensionamento de produção da energia fotovoltaica depende, principalmente, da quantificação de irradiação solar. Além disso, outros parâmetros climáticos, incluindo temperatura atmosférica, temperatura dos painéis solares, velocidade e direção do vento e umidade, são considerados potenciais para estimar a saída de energia fotovoltaica. Contudo, esses fatores meteorológicos, devido aos aspectos inerentes de aleatoriedade, modificam dinamicamente a potência de saída do SFV. Assim, esses fatores ambientais incertos e incontroláveis dificultam a precisão de estimativa na geração de energia fotovoltaica, afetando, conseqüentemente, a operação entre a produção e o fornecimento do sistema (Das et al., 2018).

De modo geral, a busca para se obter uma boa estimativa de produção da energia fotovoltaica tem desenvolvido métodos de previsão com as finalidades de maior precisão e complexidade mínima computacional. Sendo assim, diversas técnicas de abordagens são utilizadas, e os métodos de previsão de geração da energia solar classificam-se em: métodos de previsão indireta e direta (Alkhayat & Mehmood, 2021).

A previsão indireta permite estimar a irradiação solar em diferentes escalas de tempo utilizando-se de modelagem matemática, com base na capacidade e na eficiência de conversão do recurso solar do SFV. Desta forma, pelo desempenho do sistema, é possível obter uma predição de energia a ser produzida. Entretanto, a previsão de irradiação solar e outros parâmetros envolvidos no método, devido à dificuldade na modelagem, demandam simulação computacional. Em contrapartida, a previsão direta procura calcular e estimar diretamente a potência de geração do sistema por meio de diversas técnicas, usando os dados históricos de produção da energia solar e os dados climatológicos diversos que permitem avançar nas hipóteses, com a garantia de melhores resultados (Das et al., 2018; Antonanzas et al., 2016).

Deste modo, o procedimento em realizar a estimativa de produção da energia solar apresenta-se como necessário no processo. Ademais, a previsão da demanda pode desempenhar relevância preditiva ao ser considerada eficaz pelas diversas metodologias de previsão solar (Aelenei, Lopes, Aelenei & Gonçalves, 2019). De modo geral, o dimensionamento da produção de energia solar para um SFV tem a relação de adaptar o recurso solar com a necessidade de

fornecimento de eletricidade a ser consumida. Então, procura-se adequar a geração de eletricidade com a demanda de energia elétrica (Narvarte et al., 2016).

Nesse contexto, ao correlacionar a produção dos SFV com a demanda de eletricidade, busca-se por melhores estratégias de avaliações, o que permite alcançar os benefícios proporcionados por essa interação (Aelenei et al., 2019). Na visão de Cabral (2006), no dimensionamento estocástico, a potência elétrica produzida pelo SFV é um parâmetro fundamental, pois é por meio dessa produção que dependerá o fornecimento da demanda de energia para a carga instalada.

Tradicionalmente, o método considera, no dimensionamento, os dados médios, sazonais, mensais ou anuais que são avaliados de forma analítica por ferramentas computacionais. Esse conjunto de informações são provenientes de empresas fabricantes, órgãos públicos e instituições nacionais ou internacionais de ensino/pesquisas (Oliveira, 2017). Isso permite simular o aproveitamento da energia solar, contribuindo para o dimensionamento das instalações e dos componentes do SFV, inclusive na orientação do posicionamento dos módulos fotovoltaicos, na disponibilidade de tamanho da área na edificação, na irradiação solar da região, no desempenho técnico dos dispositivos e no levantamento do consumo de energia elétrica (Cabral, 2006).

No sentido apontado, atualmente, para a previsão da geração fotovoltaica, os modelos matemáticos e computacionais desenvolvidos, utilizados para analisar, dimensionar e simular os sistemas de energia fotovoltaicos, são realizados de forma determinística. No Brasil, os cálculos considerados para o dimensionamento têm por base o consumo de energia elétrica, e não se aplica o levantamento da potência elétrica da carga instalada. Isso acontece devido à característica de comercialização pelo sistema tarifário no setor de distribuição elétrica, que estabelece apenas como parâmetro o consumo de eletricidade. Desta forma, a sua operacionalização consiste em receber grande quantidade de energia do sistema de transmissão, que foi produzida no sistema de geração, e distribuí-la para as unidades consumidoras (Zilles et al., 2016).

No dimensionamento tradicional, as demandas solicitadas pelas cargas são consideradas para as avaliações como determinísticas, ou seja, nesse processo, são ignoradas as variações estocásticas inerentes a elas (Gaunt, Herman & Bekker, 2009). Além disso, ao considerar as estimativas por métodos determinísticos, não conseguem solucionar de maneira satisfatória as incertezas associadas aos conjuntos de dados dos sistemas de energia, uma vez que esses métodos tradicionais não permitem lidar adequadamente com a relação que ocorre entre a geração e a demanda (Quan, Srinivasan & Khosravi, 2014).

No entanto, esse procedimento tradicional, embora importante, não constitui satisfatoriamente a melhor alternativa se considerarmos alguns casos especiais. Exemplo disso são as cargas comerciais, que possuem as características no regime de funcionamento, o que inclui a aleatoriedade prevista em cada período na potência elétrica consumida, apresentando, inclusive, um aspecto de declínio na demanda no horário do almoço. Assim, os instantes de tempo em que os equipamentos são ligados e o tempo que permanecem em uso são eventos

estocásticos, pois são variáveis que dependem do comportamento dos usuários e do funcionamento das cargas da edificação (Lopes, 2020).

Por consequência, tais comportamentos são, geralmente, definidos de maneira aleatória a partir de um conjunto de dados representativos que podem ser aplicados em diferentes distribuições estatísticas, de acordo com a quantidade de dados obtidos para a finalidade do estudo a ser realizado (Cabral, 2006).

Diante disso, a capacidade de geração da energia solar fotovoltaica também tem a sua natureza essencialmente aleatória, possuindo incertezas provocadas por condições ambientais vinculadas às condições meteorológicas, como radiação solar e temperatura, a depender da estação do ano, entre outros fatores adversos aos parâmetros intermitentes a ela associados ao longo dos períodos, seja dia, semana ou mês (Kitayama et al., 2018).

Desta maneira, observando-se a ocorrência no comportamento do fenômeno físico inerente à geração da energia solar fotovoltaica, por meio das variáveis envolvidas ao longo do tempo, surge a necessidade em determinar a produção da energia solar proporcionada por métodos probabilísticos adequados ao dimensionamento. Para isso, deve-se caracterizar o comportamento estocástico que ocorre nas cargas instaladas em função da sua potência elétrica e dos hábitos de consumo dos usuários pertencentes à edificação e na geração da energia dentro do período a ser considerado no processo estocástico (Yates & Goodman, 2016).

Por isso, devido às características de intermitência e incerteza, faz-se necessária uma previsão eficaz (Nikitha, Nisha, Gowda, Aithal & Mudakkayil, 2022). Neste sentido, o método determinístico torna-se limitado ao não permitir fornecer a incerteza de previsão com os dados disponíveis. Isso porque, ao determinar um valor fixo, deixa de prever e de considerar as incertezas futuras. Por outro lado, as previsões de probabilidade, ao invés de fornecer uma previsão pontual, descreve toda distribuição de probabilidade. Basicamente, podem fornecer intervalos de confiança, nos quais os valores são considerados dentro de uma determinada probabilidade (Pedro & Coimbra, 2015). Com isso, as previsões probabilísticas podem fornecer informações mais abrangentes sobre as incertezas futuras do que as previsões pontuais (Wang, Zhang, Tan, Hong, Kirschen & Kang, 2019). Logo, a previsibilidade estocástica para a geração fotovoltaica permite ser o melhor método para manter a confiabilidade do sistema de energia (Huang et al., 2021).

Deste modo, considerando que o recurso solar possui a sua natureza aleatória, as metodologias estocásticas de previsão para a produção fotovoltaica buscam assegurar adequadamente o nível de estabilidade e de precisão e proporcionar a operacionalidade do sistema em determinados horizontes temporais (Verbois, Rusydi & Thiery, 2018). Além disso, estas características intrínsecas de volatilidade, intermitência e aleatoriedade constituem obstáculos significativos (Nikitha et al., 2022). Com isso, a abordagem estocástica possibilita considerar que, quanto maior a previsibilidade, melhor poderá ser a contribuição na estimativa da geração de energia solar fotovoltaica (Lai, Chang, Chen & Pai, 2020).

Em suma, a previsão determinística não possibilita fornecer a incerteza da previsão, ou seja, estimar o risco envolvido no dimensionamento. Por outro lado, as previsões probabilísticas

permitem fornecer, por exemplo, os intervalos de confiança, indicando os critérios estabelecidos dentro de uma determinada probabilidade. Como resultado, trata-se de um importante procedimento que busca reduzir os problemas de confiabilidade e de estabilidade ocasionados pela característica de sua natureza (Huang et al., 2021).

Diversos métodos determinísticos foram propostos na literatura para energia solar fotovoltaica. No entanto, o desenvolvimento dos métodos probabilísticos pode ser de grande importância no processo de previsão, propondo ser um modelo adequado para as incertezas e contribuindo para minimizar alguns riscos nas tomadas de decisão, permitindo, então, adaptar-se às decisões fundamentadas em informações adicionais (Abedinia, Bagheri & Agelidis, 2021).

Desta forma, as principais finalidades de um modelo de previsão probabilística são fornecer uma previsão ágil, proporcionando adequada precisão e confiabilidade. Assim, ao dispor de uma capacidade preditiva eficaz, permite a interação em diferentes metodologias de previsão solar. Observa-se que as previsões realizadas pelo método determinístico para os SFV são consideradas insuficientes para demonstrar uma previsão completa (Ellahi, Abbas, Khan, Koola, Nasir, Raza & Farooq, 2019).

Conforme estudo realizado por Ahmed, Sreeram, Mishra e Arif (2020), consideram-se importantes os dados de entrada para a previsão do dimensionamento da potência fotovoltaica, afirmando que a natureza estocástica, como a irradiação solar e fatores meteorológicos, afeta notadamente a confiabilidade dos SFV. Ainda, ao incluir muitas entradas ocorre o aumento considerável na complexidade e no dispêndio no tempo computacional. Assim, os autores relatam que, para a eficácia no projeto de energia solar, deve-se considerar a quantificação das incertezas, levar em conta a importância das entradas, sendo passíveis de análise correlacional e permitindo implementar as previsões.

Em face do exposto, nos SFV de uma edificação, considera-se o equilíbrio entre a previsão da geração de energia solar e a demanda de energia. Neste sentido, a abordagem da precisão no sistema torna-se primordial, permitindo avaliar os parâmetros de entrada para o desempenho do modelo em estudo (Theocharides, Venizelou, Makrides & Georghiou, 2018).

Em virtude disso, os dados de entrada da demanda podem ser aplicados na previsão de energia solar, beneficiando na redução das incertezas relacionadas a esses tipos de modelos de previsão (Panamtash, Mahdavi & Zhou, 2021). A previsão probabilística fornece uma distribuição de probabilidade completa de estimativa, que oferece muito mais informações do que uma previsão determinística e pode ajudar na tomada de decisões e no gerenciamento de riscos (Panamtash & Zhou, 2018). Portanto, permite fornecer essencialmente uma estrutura e ferramentas para quantificar e prever a probabilidade de ocorrência de um determinado evento na presença de incertezas (Antonanzas et al., 2016).

Nesse contexto, as abordagens estocásticas utilizam técnicas estatísticas com os dados gerados em tempo real pelo sistema e o levantamento de demanda da energia por meio de curvas de cargas. Isso permite consumir menos processamentos de dados de entrada em comparação aos métodos determinísticos e alcançar melhor desempenho na previsão. Além disso, reduz erro

ao estimar a diferença entre o valor real histórico mensurado e o valor previsto na saída do SFV. Entretanto, há que se observar que a precisão para a previsão dependerá da qualidade e da dimensão dos dados coletados (Ahmed et al., 2020).

Deste modo, a técnica probabilística permite explorar diferentes cenários, considerando a incerteza e as variações dessas variáveis de entrada. Assim, a simulação de cenários possui como base as distribuições normais e a função densidade de probabilidade (*f.d.p*) contribuindo para a compreensão do comportamento da demanda elétrica e da geração solar sob diferentes condições. Com isso, torna-se possível modelar e analisar a demanda elétrica e a geração solar no dimensionamento fotovoltaico de forma probabilística, considerando as incertezas e variações nos dados.

Então, para determinar os parâmetros da demanda elétrica e da geração solar utilizando a distribuição normal, segue-se a metodologia em etapas:

- 1) coleta e análise de dados: obter a estimativa de demanda elétrica e de geração solar, calculando-se a média (μ) e o desvio padrão (σ) para cada conjunto de dados;
- 2) modelagem das variáveis: assumir que a demanda elétrica e a geração solar seguem distribuições normais independentes, cada uma com sua própria média e desvio padrão calculados no passo 1;
- 3) cálculo da *f.d.p*: utilizar a função densidade de probabilidade da distribuição normal para calcular a probabilidade associada aos valores de demanda elétrica e de geração solar;
- 4) simulação de cenários: gerar cenários de demanda elétrica e de geração solar com base nas distribuições normais modeladas;
- 5) análise de risco: calcular a probabilidade de diferentes eventos relacionados à demanda elétrica e à geração solar, como a probabilidade de a geração solar exceder a demanda elétrica em um determinado período.

Capítulo 3

Materiais e Métodos

Neste capítulo, são apresentados com maior detalhamento a metodologia utilizada neste estudo assim como os procedimentos adotados para a obtenção dos resultados.

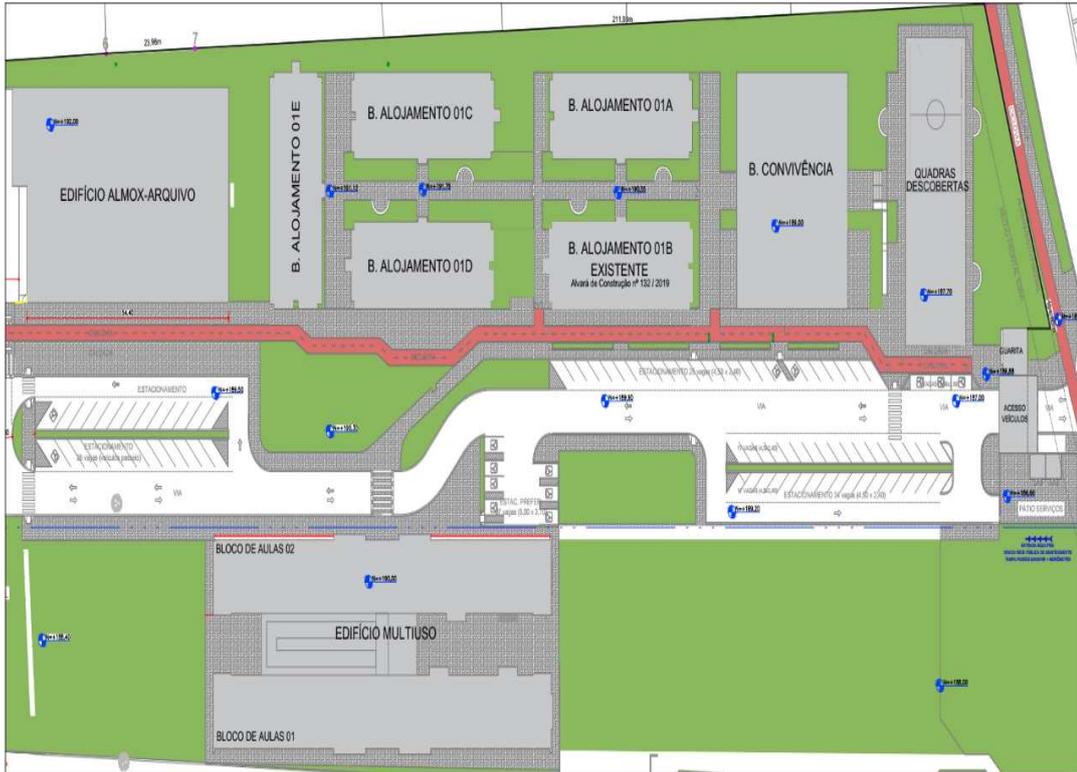
Primeiramente, abordam-se os conceitos sobre as estimativas do cálculo de demanda elétrica e a determinação das curvas de cargas. Em seguida, são descritos os passos para obtenção do levantamento de geração da energia solar fotovoltaica e do cálculo probabilístico a partir da distribuição normal. Portanto, determina-se o conjunto de dados necessários para desenvolver o dimensionamento estocástico previsto para as cargas instaladas na UC comercial, conectada em média tensão.

3.1 Previsão das Cargas Instaladas

Na elaboração de qualquer projeto de instalação elétrica, o projetista estabelece diretrizes com critérios de condições mínimas adotadas, entre as quais a quantificação, a localização e a determinação das potências nominais em kW (quilowatt) previstas para as cargas. Geralmente, as cargas previstas são agrupadas e distribuídas internamente na edificação em quadros de distribuição de energia que, desta forma, passam a fornecer a eletricidade a partir desse ponto. Assim, configura-se a conexão dos circuitos terminais dos aparelhos, equipamentos elétricos e demais dispositivos previstos na edificação.

Para o estudo, no procedimento, foi realizado um levantamento quantitativo nos dados estimados de potência elétrica nominal de cargas instaladas, pertencentes à edificação do Campus Integração da Universidade Federal da Integração Latino-Americana (UNILA) de Foz do Iguaçu, Paraná.

A Figura 3.1 mostra o projeto arquitetônico de implantação do campus da instituição com alguns prédios finalizados.



Fonte: (UNILA, 2018)

Figura 3.1: Projeto Arquitetônico do Campus Integração

Na Figura 3.1, podem ser identificadas as seguintes edificações do campus: Blocos de Alojamento Estudantil, Centro de Convivência e Edifício Multiuso Blocos de Aulas 01, prédios esses finalizados; ainda se encontra em fase de construção o Edifício Multiuso Blocos de Aulas 02, enquanto o Edifício Almox-Arquivos segue indefinido, sem previsão de construção.

Desta maneira, as informações foram obtidas dos esquemas unifilares dos quadros de distribuição do projeto elétrico e, em seguida, inseridas e organizadas em tabelas com o levantamento das cargas. A Tabela 3.1 exemplifica o desenvolvimento da metodologia que estimou as características do ciclo operacional dos equipamentos conectados e as informações sobre a rotina dos usuários.

Tabela 3.1: Planilha para Determinação da Curva de Carga

Intervalos de Demanda - Quadro de Carga XXX																								
Horários	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
Circuitos	Demandas Horárias																							
1																								
2																								
3																								
4																								
5																								
6																								
7																								
Total (KVA)																								

Fonte: Adaptado de (Mamede, 2017)

A Tabela 3.1 foi preenchida com base no levantamento das cargas localizadas no projeto e nos períodos em que cada setor poderá ficar em operação parcial ou totalmente, permitindo, assim, determinar a curva de demanda da carga.

3.2 Cálculo Estimado da Demanda Elétrica

Nesta etapa, o procedimento deu-se com base nos conjuntos de dados contidos nas tabelas com os valores expressos de cargas instaladas da etapa anterior, que, em seguida, foram inseridos em planilhas eletrônicas definidas por fórmulas de expressões matemáticas, adaptadas da norma pertencente à concessionária local, efetuando-se, assim, os cálculos de previsão da demanda elétrica.

Para o dimensionamento da demanda de energia, foram considerados os critérios da concessionária Companhia Paranaense de Energia (COPEL), mediante a Norma Técnica Copel (NTC) 841001 — Projeto de Rede de Distribuição Urbana, 3ª edição dezembro/1999, que estabelece os critérios básicos para a elaboração dos projetos de Rede de Distribuição Urbana (RDU). Essa, por sua vez, considera para o cálculo os critérios especificados pelo Comitê de Distribuição de Energia Elétrica (CODI), estabelecido pela Recomendação Técnica de Distribuição (RTD) n° 027, também adotada por diversas concessionárias de energia elétrica do país, mas com pequenas diferenciações entre as normas aplicadas (Lima Filho, 2001).

A determinação dos valores estimados da demanda energética seguiu as seguintes orientações contidas na NTC 841001 (COPEL, 1999):

- rede secundária: o consumidor não residencial, a determinação da demanda poderá ser realizada utilizando-se da seguinte forma:

A estimativa dos valores de demanda para consumidores não residenciais, em função da carga total instalada, do ramo de atividade e da simultaneidade de utilização dessas cargas, será calculada por meio da equação (3.1)

$$D = \frac{CL \times FD}{FP} \quad (3.1)$$

Em que:

D = Demanda máxima em kVA ;

CL = Carga ligada em kW ;

FD = Fator de demanda típico;

FP = Fator de potência.

3.3 Determinação das Curvas de Cargas

A modelagem e a análise do dimensionamento estocástico dependem, fundamentalmente,

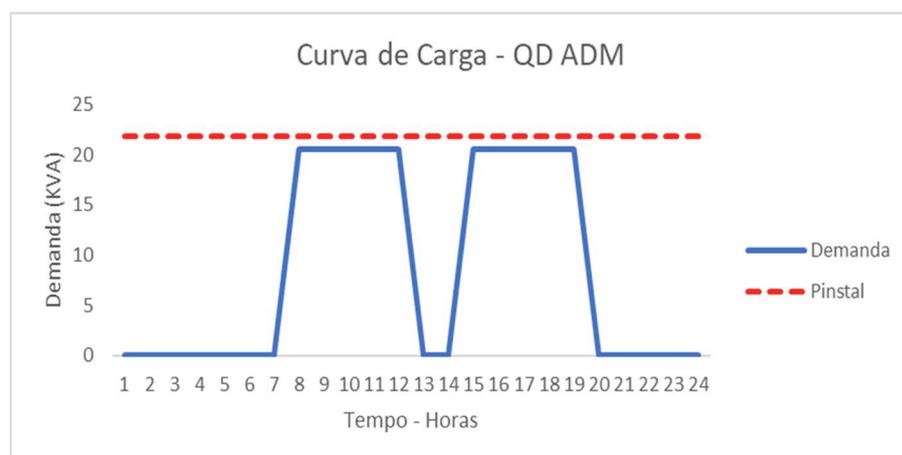
da demanda elétrica das cargas instaladas, uma vez que possuem comportamentos em constantes aleatoriedades especificadas ao longo dos intervalos de tempo.

Para o procedimento no dimensionamento de geração da energia solar fotovoltaica, necessita-se analisar as características previstas nas cargas instaladas em relação à sua demanda elétrica, à potência elétrica nominal e aos perfis históricos de consumo ao longo dos meses. A forma mais comum de se especificar uma carga ocorre por meio do seu consumo diário de energia. Uma maneira de avaliar a carga é pelo produto do consumo nominal dos equipamentos, expressos em ampères (A), e pelo período de utilização em bases diárias, sendo o consumo expresso em Watt-hora (Wh).

Em geral, a forma apropriada para a determinação da curva de carga para uma UC ocorre por meio de medição em campo das grandezas elétricas desejadas com equipamentos específicos ou medidores eletrônicos caracterizados por memória de massa. Esses dispositivos possuem a capacidade de armazenar dados nos intervalos programáveis. Consequentemente, busca-se observar o regime de funcionamento dos diversos setores que compõem a edificação, bem como o ciclo de operações dos seus diversos dispositivos e equipamentos (Mamede, 2017). Entretanto, nesta etapa, não foi possível executar tais procedimentos, pois a edificação comercial, objeto do estudo, em partes, não se encontra construída.

O método proposto para contornar esse procedimento e, assim, modelar as curvas de carga foi considerar o conhecimento do projetista sobre a posse do perfil de hábitos e consumo de energia elétrica nas diversas atividades desenvolvidas nos setores previstos da edificação, com base no levantamento das cargas instaladas realizado na etapa anterior.

No desenvolvimento do método, foram geradas setenta e quatro curvas de cargas dos quadros de distribuição, com base nas características do ciclo operacional dos equipamentos e nas informações sobre a rotina dos usuários na edificação, conforme observa-se no exemplo da Figura 3.2.

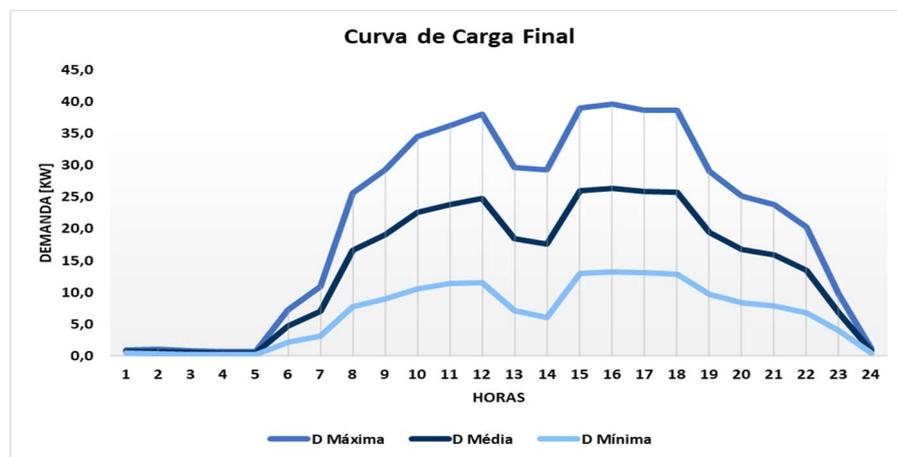


Fonte: Autor

Figura 3.2: Curvas de Carga do Quadro Elétrico – Setor Administrativo

A Figura 3.2 mostra a curva de carga evidenciando a demanda e a Potência Instalada (PINSTAL), ambas em Quilovolt Ampère (kVA), dimensionadas para o quadro elétrico do setor

administrativo. Desta maneira, possibilitou-se avaliar cada quadro elétrico conforme as estimativas de condições críticas de operação das cargas instaladas no período de vinte e quatro horas. Com isso, foram determinados dois parâmetros de valores extremos em relação à demanda da carga no período especificado: demanda máxima, que considera a média estimada da solicitação máxima de operação, e demanda mínima, que leva em conta a estimativa média de operação da solicitação mínima. Logo, pode-se demonstrar que, assumindo-se a distribuição normal em cada intervalo de tempo, a soma, para cada intervalo, dos valores médios das curvas típicas individuais dos quadros elétricos de solicitação máxima e mínima de operação da carga possibilita a obtenção da curva agregada, representativa da curva de carga final, conforme ilustrado na Figura 3.3.



Fonte: Autor

Figura 3.3: Curvas de Cargas

A Figura 3.3 mostra o resultado da curva de carga final, que representa uma média de valores de demandas máxima e mínima em cada hora do dia, extraídas dos quadros de distribuição para um período de vinte e quatro horas, obtidas pelas estimativas de cargas instaladas dos prédios do campus.

Portanto, foi possível obter-se os conjuntos de dados úteis para a modelagem, como os equipamentos e dispositivos previstos para instalação, além da quantidade, tempo de funcionamento ao longo do dia, períodos de funcionamento com base na atividade econômica comum ao local e as particularidades dos usuários para esse tipo de ambiente, o que permitiu prospectar a conformação da curva de carga total.

3.4 Levantamento de Geração da Energia Solar Fotovoltaica

O dimensionamento estocástico de um SFV envolve a análise de dados aleatórios e incertos, como a demanda de eletricidade do consumidor e a disponibilidade de energia solar no local. A proposta de elaboração do dimensionamento estocástico utilizou-se de técnicas

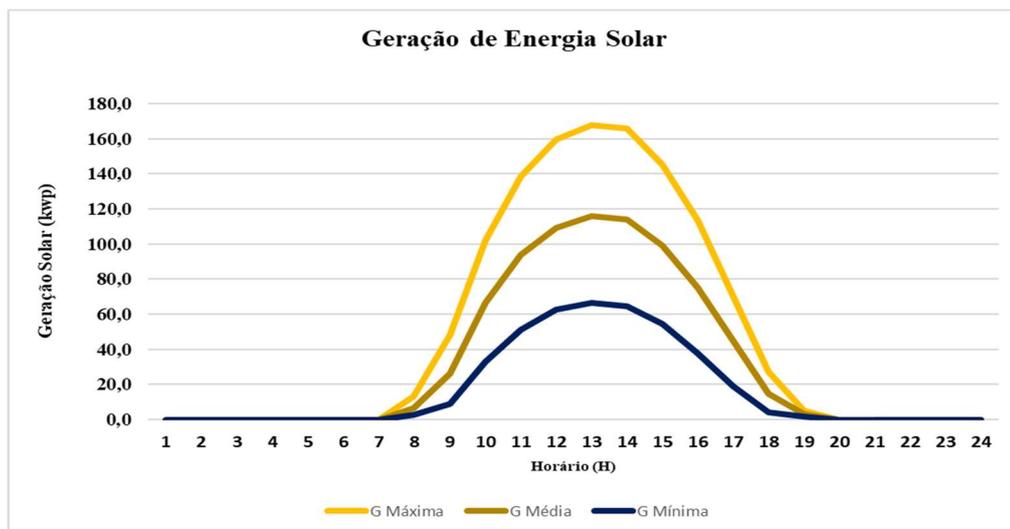
estatísticas da distribuição normal para determinar os parâmetros média e desvio padrão da demanda elétrica e da geração solar. Para isso, considerou-se o levantamento da demanda estimada de potência elétrica nominal das cargas instaladas na edificação em construção do Campus Integração da UNILA. Os dados de geração solar foram obtidos de um sistema teste real da unidade consumidora comercial Ande Materiais Elétricos Ltda, localizada na cidade de Foz do Iguaçu, Paraná.

No desenvolvimento da metodologia, foram coletadas as métricas de potência elétrica de energia produzida pelo sistema teste referente aos meses definidos como verão, período que compreende de setembro a abril de 2019 e 2020, totalizando quatro mil, trezentos e setenta e um registros.

Uma vez de posse dos dados, esses foram inseridos em tabelas, organizados e categorizados em intervalos intercalados de uma hora, iniciando das 7h às 8h, e assim sucessivamente, até finalizar no intervalo das 18h às 19h, referentes a todos os meses coletados. A partir disso, foi possível estimar os parâmetros média e desvio padrão.

Para obter a distribuição normal e a probabilidade de ocorrência, foram determinados os valores máximos e mínimos de geração solar fotovoltaica. Para a determinação dos valores máximos, efetuou-se o somatório entre as médias de todos os intervalos e os desvios padrões, ou seja, soma = (Média + Desvio Padrão). Para os valores mínimos, seguiu-se o mesmo processo, mas subtraindo-se as médias do desvio padrão, isto é, subtração = (Média – Desvio Padrão).

Portanto, totalizaram-se os valores máximos e mínimos para os intervalos nos quais ocorreu a produção de energia solar. Com isso, possibilitou-se a construção da representação gráfica mostrada na Figura 3.4 da distribuição normal para a geração fotovoltaica.



Fonte: Autor

Figura 3.4: Curva de Geração Solar

A Figura 3.4 mostra a curva final com o período em que ocorreu a produção de energia solar. Com isso, possibilitou-se a construção da representação gráfica de distribuição normal

para a geração fotovoltaica.

3.5 Cálculo Estatístico de Distribuição Normal

O método utilizado para o cálculo considerou a distribuição normal por ser uma das distribuições fundamentais e mais habitualmente utilizadas na teoria probabilística. Isso ocorre porque permite modelar infinitudes de fenômenos físicos, possibilitando o uso de aproximações para o cálculo de probabilidades. Muitas variáveis aleatórias contínuas têm as características muito próximas de distribuição normal, descrevendo o fenômeno aleatório na forma de um modelo estocástico.

Desta maneira, a demanda elétrica da carga instalada e a geração de energia solar fotovoltaica possuem características de modelagem de distribuições que se assemelham estreitamente à distribuição normal. Isso possibilita a estimativa para o cálculo, por exemplo, de porcentagens que venham a ocorrer nos valores dentro dos limites em determinadas amplitudes para uma variável aleatória contínua ou entre dois valores definidos por intervalos. Assim, descreve-se o comportamento que se distribui ao longo do período intervalar de análise, associando possíveis resultados da variável aleatória contínua e sua probabilidade de ocorrência, adequando-se como uma excelente aproximação para os intervalos estabelecidos.

De acordo com Levine, Stephan e Szabat (2014), a distribuição normal ou Gaussiana, determinada pelos valores das variáveis contínua, é definida pelo modelo matemático denominado função densidade da probabilidade (*f.d.p*), dada pela equação:

$$f(X) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\left(\frac{x-\mu}{2\sigma^2}\right)^2} \quad (3.2)$$

Em que:

e = constante matemática aproximada por 2,71828;

π = constante matemática aproximada por 3,14159;

μ = média aritmética;

σ = desvio padrão;

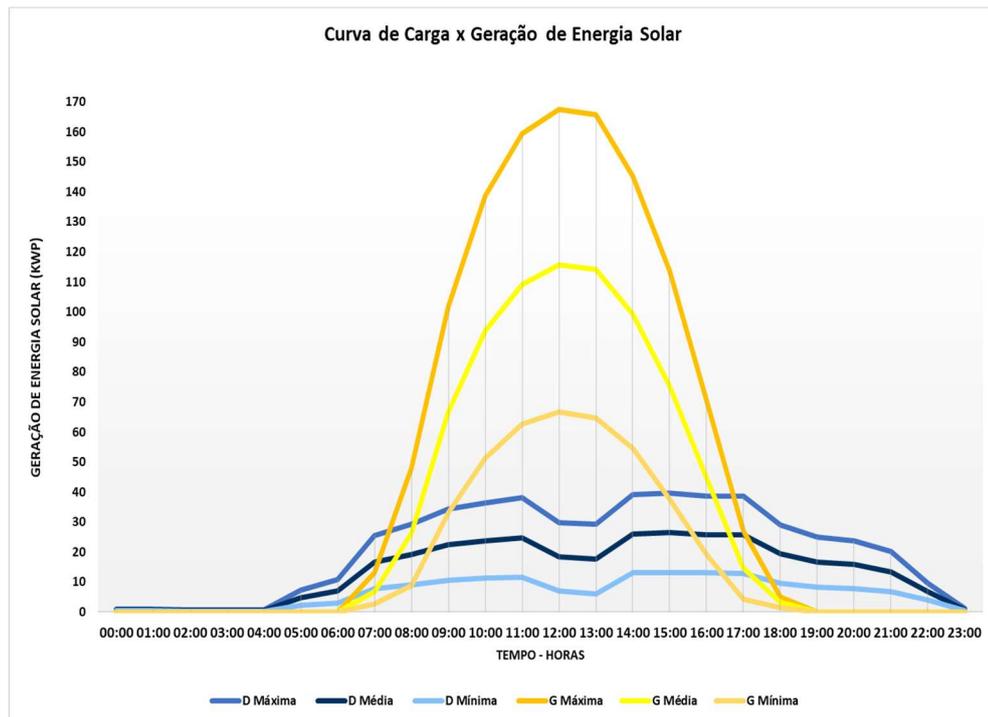
X = qualquer valor correspondente à variável contínua, para o qual $(-\infty < X < \infty)$.

Pela análise da expressão, verifica-se que as probabilidades da variável aleatória (X) dependem apenas de dois parâmetros de distribuição normal, a média aritmética (μ) e o desvio padrão (σ).

Neste sentido, conforme Lapponi (2005), considera-se $P(X)$ o cálculo de probabilidade e (X) a variável aleatória contínua com a distribuição normal. Assim, a probabilidade é definida pelo intervalo $P(a \leq X \leq b)$ da variável aleatória contínua (X), que pode ser igual ou maior do que (a) e, ao mesmo tempo, menor ou igual (b). O valor é obtido pela área definida pela função $f(x)$ entre os limites (a e b), sendo ($b > a$). O método do cálculo passa pela integração da função

$f(x)$ no intervalo (a, b) , procedimento muito trabalhoso. Contudo, utilizando-se a função estatística da planilha eletrônica, o cálculo tornar-se-á mais simples e prático.

Neste contexto, o método desenvolvido para o dimensionamento estocástico, por meio do cálculo de probabilidade, considerou as informações dos dados numéricos obtidas para a demanda elétrica, realizada na etapa anterior, quando da determinação das curvas de cargas. Os valores atribuídos foram organizados em tabelas, com a formatação dos seus respectivos horários estabelecidos dentro do intervalo (entre 0h e 23h), compreendidos para o período considerado de vinte e quatro horas, como mostrado na Figura 3.5.



Fonte: Autor

Figura 3.5: Curva de Geração Solar em relação à Curva de Demanda

A Figura 3.5 tem o levantamento realizado da geração solar e da demanda de carga instalada. Com o auxílio das funções estatísticas contidas na planilha eletrônica, efetuaram-se os cálculos necessários para determinar as médias aritméticas e os desvios padrões referentes à demanda. Logo, tem-se a definição dos parâmetros da distribuição média (μ) e o desvio padrão (σ), essenciais para o procedimento. Conhecendo esses valores, torna-se possível calcular as probabilidades de ocorrências nos intervalos especificados, a partir da distribuição de probabilidades. O próximo passo consiste no cálculo da probabilidade utilizando-se a função de distribuição de probabilidade ($f.d.p$) representando os conjuntos de dados de demanda.

3.6 Metodologia do Dimensionamento Estocástico

Devido às características de incertezas e variações intrínsecas de geração e de consumo do sistema, os parâmetros de geração solar e de demanda elétrica foram determinados pela

distribuição normal, descrevendo os cenários dos eventos no formato dos valores obtidos pela média (μ) e pelo desvio padrão (σ).

Deste modo, a técnica probabilística permite explorar diferentes cenários, considerando a incerteza e a aleatoriedade dessas variáveis de entrada. Assim, a simulação de cenários possui como base as distribuições normais e a função densidade de probabilidade (*f.d.p*), contribuindo para a compreensão do comportamento da demanda elétrica e da geração solar sob diferentes condições. Com isso, torna-se possível modelar e analisar a demanda elétrica e a geração solar no dimensionamento fotovoltaico de forma probabilística, considerando as incertezas e as variações nos dados.

Em seguida, efetuou-se o cálculo da probabilidade de ocorrência da máxima potência de injeção (demanda de geração) do sistema, considerando diferentes cenários de injetar até 30 kW na rede elétrica, por meio do algoritmo de simulação de Monte Carlo. A fim de tornar a avaliação mais precisa, foi realizada a quantidade de 1.000 iterações, dispostas no Apêndice B. A determinação da probabilidade de injetar, indicando os períodos mais favorável de geração fotovoltaico, foi realizada com o auxílio do software *Matrix Laboratory* (MATLAB), utilizando os parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ) da curva de carga final da edificação e da curva de geração de energia solar do sistema teste.

Portanto, a abordagem da metodologia possibilita fornecer os resultados, apresentando uma base sólida para tomadas de decisões sobre o dimensionamento e a operação de SFV, permitindo avaliar os custos em diferentes cenários.

3.7 Aplicação da Metodologia – Validação pelo Exemplo Comparativo

3.7.1 Requisitos de Projeto Determinístico do Sistema Fotovoltaico

O resultado do dimensionamento determinístico aplicado no estudo de caso possibilita o cálculo de previsão da produção do SFV e a probabilidade de injeção da demanda de geração em diferentes cenários, auxiliando, assim, nas tomadas de decisões ao permitir avaliar o custo do projeto e o retorno financeiro.

Para isso, realizou-se o dimensionamento determinístico considerando os dados indicados na Tabela 3.2. Logo, o cálculo levou em conta a demanda das cargas instaladas atualmente na edificação Campus Integração da UNILA. Para tanto, realizou-se a extração dos dados da unidade classificada como comercial, conectada na rede de distribuição em média tensão com fornecimento de 13,8 kV, padrão trifásico, potência de transformador 300 KVA, grupo A com a opção tarifa horária verde, classificação subgrupo A4 — Poder público, com demanda contratada de 85 kW, Tarifa de Energia na Ponta (TEP), Tarifa de Energia Fora da Ponta (TEFP), consumo médio na ponta, consumo médio fora de ponta e a irradiância média para a

cidade de Foz do Iguaçu, estado do Paraná, conforme disponível na base de dados da instituição Centro de Referência para Energia Solar e Eólica Sérgio de Salvo Brito (CECRESB/COPEL), que reúne as informações de irradiação solar diária média mensal de qualquer ponto desejado do território nacional. Os dados estão resumidos na Tabela 3.2.

Tabela 3.2: Dados de Dimensionamento Determinístico

Dimensionamento de Sistemas Fotovoltaicos		
Item	Unidade	Valor
Tipo Tarifário	-	Horo sazonal verde
Demanda contratada	kW	85
Consumo médio ponta	kWh/mês	2.987
Consumo médio fora ponta	kWh/mês	16.767
Irradiância média diária em Foz do Iguaçu	kWh/m ²	5,84
Fator de Ajuste	-	0,64
Componentes Tarifárias – COPEL		
Tarifa - Fora Ponta		
TUSD (R\$/MWh)		98,56
TE (R\$/MWh) - sem bandeira		237,87
TUSD Carga (R\$/kW)		R\$ 22,46
TUSDg (R\$/kW)		R\$ 6,73
Tarifa - Ponta		
TUSD (R\$/MWh)		1.168,19
TE (R\$/MWh) - sem bandeira		R\$ 6,73
Impostos		
ICMS		18%
PIS/Cofins		5%

Fonte: Autor

A Tabela 3.2 apresenta os dados para efetuar o dimensionamento determinístico do SFV que serão aplicados na análise dos cenários propostos. Fornece os valores das componentes tarifárias da concessionária, bem como os tributos. Essas informações são necessárias para a

avaliar a viabilidade e retorno financeiro do projeto.

Portanto, nesta etapa, desenvolvem-se as avaliações básicas para a implementação do SFV, determinando, assim, os fatores utilizados para o dimensionamento do projeto. Entretanto, cabe ressaltar que, para o estudo de elaboração, outras abordagens podem ser consideradas para o desenvolvimento de um projeto, afinal cada projeto e instalação possui características específicas.

3.7.2 Aplicação da Metodologia Tradicional no Projeto Fotovoltaico

Atualmente, aplica-se o método tradicional para os projetos de SFV. Nesse contexto, as abordagens para as etapas do método seguem conforme o estabelecido para os cálculos de dimensionamento elaborados por Pinho e Galdino (2014), de acordo com o Manual de Engenharia para Sistemas Fotovoltaico. Desta forma, tem-se as seguintes etapas determinísticas a serem realizadas:

- 1) análise do histórico das faturas de energia elétrica da edificação;
- 2) determinação da potência do arranjo do SFV;
- 3) escolha do módulo do SFV;
- 4) análise do sombreamento conforme a estação do ano;
- 5) dimensionamento e especificação do inversor do SFV.

Ressalta-se que fica a cargo do projetista a decisão de combinação dos valores de geração fotovoltaico e da demanda elétrica, que podem ser quantificadas para suprir em partes, totalmente ou produzir excedente. A decisão entre as opções dependerá da análise que se deseja realizar.

Portanto, de posse dos dados obtidos da edificação avaliada e aplicando-se as diretrizes estabelecidas para a realização dos cálculos por meio do manual citado, determina-se a estimativa de geração da energia solar do SFV pelo método determinístico. A Figura 3.6 tem como finalidade apresentar a futura estrutura física dos prédios, ilustrando a dimensão para que se tenha uma base de demanda e de consumo de energia elétrica das edificações que compõem o Campus Integração da UNILA.



Fonte: (UNILA, 2022)

Figura 3.6: Projeto do Campus Integração da UNILA

3.8 Cálculo do Sistema Fotovoltaico pelo Método Determinístico

Nesta seção, são descritos os parâmetros obtidos para o dimensionamento determinístico do SFV que considerou as informações dos últimos doze meses da fatura de energia da UC. Porém, cabe ressaltar que, para a elaboração do estudo, outras abordagens podem ser consideradas para um projeto, afinal cada dimensionamento de projeto e instalação possui características específicas.

De forma geral, o SFV possui a geração de energia solar variável ao longo do tempo, sua produção está sujeita a uma série de fatores que contribuem na variação, como a irradiação solar, entre outros fatores operacionais. Devido à influência dessas variáveis, alterações significativas ocorrem na produção de energia durante os dias, semanas e meses do ano. Ao dimensionar um SFV, é importante entender essa variabilidade na geração para garantir que o sistema atenda às demandas esperadas e que possa otimizar o investimento.

Os dados necessários para realizar o dimensionamento do SFV pelo método determinístico constam apresentados na Tabela 3.3. Deste modo, para a realização dos cálculos, considerou-se a demanda contratada de 85 kW e como máxima potência injetável o valor de 200 kW (potência de saída do inversor).

Tabela 3.3: Dados de Dimensionamento Determinístico

Dados de Dimensionamento - SFV 236 kWp	
Custo (R\$)	R\$ 632.480,00
Energia Gerada (kWh)	21.437,67
Simultaneidade (%)	40%
O&M (R\$/mês)	R\$ 527,10
Máxima Potência Injetável (kW)	200
Demanda atualmente contratada (kW)	85
% da geração consumido Fora Ponta	60%

Fonte: Autor

A Tabela 3.3 mostra o resultado do dimensionamento determinístico que apresenta o custo do investimento inicial do SFV (R\$ 632.480,00), valor esse obtido mediante uma proposta comercial e aplicado para a análise.

A energia gerada pelo sistema (21.437,67 kWh) foi determinada considerando no cálculo o fator de ajuste (relação TFP/TP = 0,64), média consumo ponta (2.544,67 kWh) e média consumo fora ponta (17.264,40 kWh). O custo de operação e manutenção (O&M) estimado (R\$ 527,10/mês) aplicou para o cálculo 1% do custo de implantação do sistema, e a máxima potência injetável (200 kW) é o valor da potência elétrica na saída do inversor.

No cálculo, definiu-se o fator de simultaneidade de 40%, geralmente aplicado para edificação pública comercial. Isto significa que, do percentual de energia gerada, 40% está sendo consumida instantaneamente, podendo contribuir na redução da valoração do ICMS aplicado sobre a TUSD, caso a simultaneidade aumente.

Considerou-se, no cálculo, a porcentagem de 60% de geração consumida fora ponta, o que significa que, do valor total da energia gerada (21.437,67 kWh), 60% serão aplicados no horário fora de ponta e o restante no horário de ponta, refletindo na estimativa da economia anual do SFV.

Portanto, o SFV possui uma geração fotovoltaica que varia ao longo do tempo e está submetida a vários fatores que contribuem para essa variação. Entre os diversos fatores operacionais, destaca-se a irradiação solar. Devido à influência dessas variáveis, ocorrem alterações significativas na produção de energia ao longo do dia, semana e meses do ano. Ao projetar um SFV, é importante compreender essa variabilidade na geração de energia para garantir que o sistema atenda às demandas previstas e otimize o investimento.

3.9 Dimensionamento Estocástico do SFV

Nesta abordagem, ao aplicar o dimensionamento estocástico e verificar o impacto ao dimensionar o SFV por meio dos resultados estimados da probabilidade de ocorrência da máxima potência de injeção (demanda de geração) do sistema, é necessário que essa potência seja maior ou igual à diferença entre a potência instalada e a carga própria do consumidor.

Deste modo, será verificada a probabilidade prevista nos períodos favoráveis para a geração de energia solar ao longo do dia. Isso pode determinar uma certa quantidade de demanda de injeção na rede elétrica ao considerar diferentes cenários, possibilitando avaliar a viabilidade do custo de investimento do sistema.

Logo, para a avaliação, o cálculo probabilístico da máxima potência injetável considerou como demanda inicial da UC o valor mínimo contratável de 30 kW, conforme o artigo 148 da REN nº 1.000/2021. Isso permite comparar o custo do investimento com base no resultado efetuado para o dimensionamento determinístico.

3.9.1 Cálculo da Probabilidade da Máxima Potência Injetável na Rede Elétrica de até 30 kW

O dimensionamento estocástico analisa a previsão probabilística dos períodos de ocorrências em que considera que a potência instalada de geração do SFV é factível de produzir a máxima potência injetável (demanda de injeção) na rede elétrica de 30 kW. Esse valor refere-se à contratação de demanda mínima obrigatória que os consumidores do grupo A participantes do SCEE devem declarar ao assinar no Contrato de Uso do Sistema de Distribuição (CUSD) para poder injetar energia ou receber energia elétrica junto à concessionária no mesmo ponto de conexão, a qual será aplicada a TUSDg na GD. Para isso, a demanda contratada inicial deve ser no valor mínimo equivalente a 30 kW, que o consumidor poderá indicar.

As Tabelas 3.4 e 3.5 mostram algumas opções de diferentes cenários avaliados da potência instalada de geração que podem suprir a UC e injetar a demanda na rede a partir de determinados tamanhos de geração do SFV, tendo como referência o valor limite estipulado no dimensionamento determinístico de 200 kW. Portanto, obtém-se a previsão de injeção de energia na rede da concessionária, mediante o dimensionamento estocástico para o SFV.

Tabela 3.4: Dimensionamento Estocástico – SFV de 60 kW

Análise de Dimensionamento Estocástico			
Período de Injeção (H)	Probabilidade de Injetar (%)	Dimensionamento Estocástico	
		Considerando a Potência Instalada de Geração do SFV (kW)	Equivalência do SFV em Relação ao Dimensionamento Determinístico (%)
11:00	10,59	60 kW	30%
12:00	10,11		
13:00	34,32		
14:00	33,56		
15:00	11,99		

Fonte: Autor

A Tabela 3.4 mostra os resultados dos cálculos probabilísticos indicando que, para um SFV com tamanho de potência instalada de 60 kW de geração, não é possível produzir a demanda de injeção na rede de até 30 kW em nenhum momento de geração solar verificado ao longo do dia na UC. Diante dessas condições, observa-se que, dadas as dimensões do sistema, não haverá faturamento da componente TUSDg e esse tamanho será capaz de suprir as necessidades de consumo da edificação. Como resultado, é possível reduzir o porte e os custos de investimento na implementação do SFV, de modo que permite atender o consumidor em comparação ao dimensionamento realizado pelo método determinístico.

Isso acontece devido aos valores obtidos para a probabilidade de injetar estarem abaixo de 50%, como pode ser verificado na Tabela 3.4. Nesse caso, para injetar a demanda de geração, é necessário que a probabilidade esteja acima da porcentagem mencionada anteriormente.

Caso o consumidor deseje avaliar a possibilidade de aumentar o tamanho do arranjo do SFV, a fim de ser capaz de injetar demanda na rede, ele passará a ser faturado pela componente TUSDg. Nota-se que, com essa modificação, o usuário será cobrado tanto pela TUSDc, baseado nos 30 kW mínimos contratados previamente com a concessionária, quanto pela TUSDg, que representa a diferença positiva entre a demanda de injeção e a demanda de carga contratada.

Nesse caso, a UC precisa aumentar a capacidade de geração do sistema, conforme mostrado na Tabela 3.5, que indica que é possível, a partir de 80 kW, a probabilidade de ocorrer a máxima potência injetada na rede de distribuição. Isso permite que o consumidor avalie as vantagens e as desvantagens que esse aumento proporciona, incluindo os custos de implementação do projeto do sistema e os possíveis custos de tarifa resultantes da TUSDg. Com isso, contribui-se para uma tomada de decisão informada sobre a aquisição de um SFV que atenda aos interesses do consumidor.

Tabela 3.5: Dimensionamento Estocástico para Diferentes SFV

Análise de Dimensionamento Estocástico			
Período de Injeção (H)	Probabilidade de Injetar (%)	Dimensionamento Estocástico	
		Considerando a Potência Instalada de Geração do SFV (kW)	Equivalência do SFV em Relação ao Dimensionamento Determinístico (%)
13:00	61,67	80 kW	40%
14:00	61,76		
11:00	55,70	100 kW	50%
12:00	64,73		
13:00	76,80		
14:00	77,20		
15:00	56,14		
11:00	70,77	120 kW	60%
12:00	76,60		
13:00	84,78		
14:00	85,23		
15:00	70,76		
10:00	61,98	140 kW	70%
11:00	80,10		
12:00	83,65		
13:00	89,23		
14:00	89,66		
15:00	79,90		
16:00	64,53		
10:00	73,57	160 kW	80%
11:00	85,86		
12:00	87,97		
13:00	91,90		
14:00	92,29		
15:00	85,59		
16:00	75,19		
10:00	81,36	180 kW	90%
11:00	89,51		
12:00	90,74		
13:00	93,61		
14:00	93,96		
15:00	89,23		
16:00	82,35		
10:00	86,52	200 kW	100%
11:00	91,91		
12:00	92,60		
13:00	94,76		
14:00	95,08		
15:00	91,64		
16:00	87,11		

Fonte: Autor

A Tabela 3.5 mostra os resultados dos cálculos probabilísticos efetuados para o SFV considerando diferentes tamanhos com suas respectivas capacidades de produção, avaliando diversos períodos de geração solar, com o propósito de definir a potência instalada de geração do sistema capaz de produzir a demanda de injeção na rede de até 30 kW para a UC.

Dessa forma, observa-se que somente a partir do SFV de 80 kW de potência instalada de geração, o que corresponde 40% do tamanho do dimensionamento determinístico, possibilita-se injetar demanda de até 30 kW apenas nos horários entre 13h e 14h, com a probabilidade prevista de 61,67% e 61,76% respectivamente.

Conforme a Tabela 3.5, à medida que o tamanho dos sistemas se torna maior, conseqüentemente, aumenta o período estimado de ocorrência e a probabilidade de injetar, como pode ser observado para o SFV de potência instalada de geração a partir de 140 kW a 200 kW. Isso favorece o aumento da previsão de gerar a demanda de injeção na rede de até 30 kW, possibilitando avaliar o custo de investimento do sistema.

3.9.2 Cálculo do *Payback* Simples

O *payback* simples é um indicador financeiro que pode ser utilizado como uma ferramenta de análise e comparação de investimentos em projetos, servindo para calcular em quanto tempo o capital investido poderá ser recuperado. Por meio dele, é possível compreender a viabilidade de um projeto ou comparar as perspectivas de retorno entre cenários avaliados de projetos. Nesse caso, possibilita avaliar antecipadamente, entre as opções, em qual tamanho de SFV o consumidor irá investir.

Deste modo, o aumento no *payback* é muito mais evidente para os tamanhos maiores do SFV, sendo notório que são impactados pelo aumento em anos à medida que cresce o percentual do pagamento da TUSD Fio B.

Portanto, dentro dessa projeção, permite estimar quanto de receita pode ser gerada pelo SFV e subtrair os custos operacionais, apontando a possibilidade dos custos de investimentos necessários ao estimar em quanto tempo (em anos) poderá pagar o projeto. Isso permite avaliar em qual tamanho de arranjo do projeto investir.

A Tabela 3.6 apresenta o resultado indicando o tempo de recuperação (em anos) do investimento realizado, ou seja, o período necessário para pagar o investimento do projeto para cada arranjo optado do SFV. Assim, considera os cenários de acesso para a conexão da UC até o ano de 2028, levando em conta o percentual do pagamento da UC pelo uso da rede básica da concessionária chamada de TUSD Fio B, que pode variar, a depender da entrada da conexão, caso aconteça em 2023 (15%), 2024 (30%), 2025 (45%), 2026 (60%), 2027 (75%) e 2028 (90%).

Tabela 3.6: Resultado do *Payback* Simples

Payback Simples do SFV						
Cenários de Estimativas em Ano						
SFV (kW)	Conexão em 2023 - TUSD Fio B - 15%	Conexão em 2024 - TUSD Fio B - 30%	Conexão em 2025 - TUSD Fio B - 45%	Conexão em 2026 - TUSD Fio B - 60%	Conexão em 2027 - TUSD Fio B - 75%	Conexão em 2028 - TUSD Fio B - 90%
80 kW	1,62	1,74	1,87	1,99	2,12	2,24
100 kW	1,82	1,99	2,17	2,34	2,51	2,68
120 kW	1,97	2,18	2,39	2,59	2,80	3,01
140 kW	2,08	2,32	2,55	2,79	3,02	3,26
160 kW	2,17	2,42	2,68	2,94	3,20	3,46
180 kW	2,24	2,51	2,79	3,07	3,34	3,61
200 kW	2,29	2,58	2,87	3,16	3,46	3,75

Fonte: Autor

Nota-se pela Tabela 3.6 um aumento anual no horizonte temporal para o retorno de investimento iniciando em 2023 (15% TUSD Fio B), indo até 2028 (90% TUSD Fio B), para cada tamanho do SFV. Observa-se que ocorre um aumento significativo em anos à medida que o tamanho do arranjo do sistema aumenta. Por exemplo, para o SFV de 80 kW, ao entrar em conexão em 2024 com o pagamento da TUSD Fio B de 30%, tem-se o *payback* simples de 2,19 anos, enquanto o SFV de 200 kW, na mesma condição, possui 6,01 anos para o retorno de investimento.

Deste modo, o aumento no *payback* é muito mais evidente para os tamanhos maiores do SFV, sendo notório que são impactados pelo aumento em anos à medida que cresce o percentual do pagamento da TUSD Fio B.

Portanto, para o SFV é possível fazer uma estimativa da receita gerada, indicar a necessidade de viabilidade dos investimentos e o prazo previsto de recuperação do valor investido. Além disso, avaliar o tamanho ideal do projeto a ser investido.

3.9.3 Cálculo do Tempo de Retorno do Investimento

O cálculo da Taxa Interna de Retorno (TIR) considera o tempo de retorno do investimento do SFV, previsto para vinte e cinco anos. A TIR refere-se a um valor de taxa que visa a renumerar o investimento realizado no projeto do SFV, evidenciando a rentabilidade entre as diversas opções de investimento no projeto.

Conforme demonstrado na Tabela 3.7, consideraram-se para a análise o tamanho do SFV e os cenários de acesso de conexão da UC até o ano de 2028. Sendo assim, na prática,

quanto maior o valor da TIR, mais promissor é o investimento, possibilitando indicar se o projeto é viável ou não.

Tabela 3.7: Cálculo da TIR do SFV

Taxa Interna de Retorno - TIR do SFV						
Cenários de Retorno do Investimento						
SFV (kW)	Conexão em 2023 - TUSD Fio B - 15%	Conexão em 2024 - TUSD Fio B - 30%	Conexão em 2025 - TUSD Fio B - 45%	Conexão em 2026 - TUSD Fio B - 60%	Conexão em 2027 - TUSD Fio B - 75%	Conexão em 2028 - TUSD Fio B - 90%
80 kW	44,50%	43,70%	42,70%	41,40%	39,70%	37,60%
100 kW	35,80%	35,00%	34,20%	33,10%	31,80%	30,20%
120 kW	29,50%	28,90%	28,10%	27,20%	26,10%	24,90%
140 kW	23,90%	23,40%	22,70%	22,00%	21,10%	20,20%
160 kW	19,80%	19,30%	18,70%	18,10%	17,40%	16,70%
180 kW	16,90%	16,40%	15,90%	15,40%	14,80%	14,20%
200 kW	14,30%	13,90%	13,50%	13,00%	12,50%	12,00%

Fonte: Autor

Observa-se que a Tabela 3.7 indica uma redução na TIR para todos os tamanhos de SFV à medida em que o ano passa para a entrada da conexão do sistema. Tem-se como exemplo o sistema de 80 kW para o ano de 2024 (TIR 43,70%) e o de 180 kW no mesmo ano (TIR 16,40%). Verifica-se uma queda significativa no valor da taxa TIR, que ocorre entre os cenários de opções em relação ao tamanho do sistema.

Portanto, constata-se pelos resultados que, quanto maior for o tamanho do SFV, a taxa TIR reduz no decorrer das opções apresentadas, possibilitando analisar os cenários mais viável do custo de investimento no sistema.

Capítulo 4

Análise de Resultados e Discussões

Nesta seção, são analisados os resultados apresentados pela aplicação do dimensionamento estocástico, considerando o levantamento de dados da UC denominada Campus Integração da UNILA, localizada na cidade de Foz do Iguaçu, Paraná, seguindo a metodologia descrita no Capítulo 3.

O objetivo é analisar os resultados do cálculo da probabilidade de o SFV injetar até 30 kW da máxima potência de injeção (demanda de geração) na rede de distribuição da concessionária, considerando diferentes cenários para avaliação do custo do investimento do sistema. No caso, o valor considerado para a máxima potência de injeção é de demanda mínima obrigatória especificada no CUSD formulado para os consumidores do grupo A.

Dessa forma, os valores obtidos por meio da abordagem do dimensionamento estocástico demonstraram diferentes configurações de tamanhos para o SFV que podem suprir a demanda de consumo da edificação. Isso possibilitou uma análise das opções com base na necessidade de adquirir um SFV maior ou menor para a geração de energia solar, levando em consideração a probabilidade de injetar a demanda na rede elétrica, avaliar os impactos dos custos associados à TUSDg e o investimento necessário para a implementação do projeto, em comparação com os resultados do dimensionamento determinístico.

Os resultados demonstraram uma variação significativa com relação ao tamanho do SFV capaz de injetar a demanda de geração, pois quanto maior o tamanho do sistema maiores são a probabilidade de injetar na rede. No entanto, ao analisar *payback* simples, ocorre um aumento em anos e uma redução na taxa da TIR para o SFV. Assim, tem-se que um SFV de 60 kW de potência instalada de geração não possibilita injetar na rede, mas atende à demanda de consumo da edificação.

Observou-se por meio dos resultados que um SFV com potência instalada a partir de 80 kW possui probabilidade de ocorrência em injeção na rede elétrica, nesse caso apenas nos horários de maior incidência de irradiação solar (entre 13h e 14h). Entretanto, sistemas acima de 100 kW apresentaram maiores períodos de injetar, entre 11h e 15h (SFV 120 kW) ou das 11h às 16h (SFV acima 140 kW).

Verifica-se também que, ao aumentar a potência instalada de geração fotovoltaica, há uma maior a probabilidade de o sistema injetar até 30 kW na rede. No entanto, como consequência, ocorre o aumento anual significativo no horizonte temporal do retorno de

investimento, como evidenciado para SFV acima de 140 kW de potência de geração. Além disso, nota-se uma influência expressiva na redução da TIR ao considerar esses mesmos sistemas com capacidade acima da mencionada.

Portanto, o dimensionamento estocástico permite que a UC avalie a necessidade da demanda de geração e possível injeção na rede elétrica, possibilitando tomadas de decisões ao comparar com o dimensionamento determinístico por meio do custo de investimento envolvido na aquisição do sistema de acordo com a necessidade e o tamanho da potência que se queira instalar. Desta forma, são apresentados diferentes cenários de potência instalada de geração que possibilitam a probabilidade de ocorrência da máxima potência de injeção (demanda de geração) do SFV.

Capítulo 5

Conclusão

Este trabalho realizou o estudo de caso ao dimensionar o sistema fotovoltaico para a unidade consumidora denominada Campus Integração da UNILA, em Foz do Iguaçu, Paraná. Para isso, utilizou-se uma ferramenta estocástica que considerou na avaliação distintos cenários para determinar a previsão de probabilidade de o sistema produzir a máxima potência injetável (demanda de injeção) na rede elétrica de até 30 kW (mínimo valor de demanda contratada).

Os resultados encontrados resultaram em diferentes configurações de tamanhos para o SFV, que podem ser maiores ou menores em comparação com o dimensionamento determinístico. Isso possibilita que o consumidor tome decisões para a implementação do projeto com base na análise das opções, as quais envolvem a necessidade do sistema de apenas suprir a demanda de consumo ou fornecer e produzir a máxima potência injetável na rede da concessionária. Com isso, permite-se avaliar as vantagens e desvantagens de gerar o excedente de acordo com as novas regras de tarifação.

Desta forma, foi determinado que um SFV menor, com uma potência instalada de até 60 kW, tem a capacidade de suprir apenas a demanda de consumo na edificação, o que resulta em uma redução nos custos de aquisição em comparação com o método determinístico. É importante ressaltar que, para um sistema desse tamanho, não há probabilidade de injeção de demanda na rede elétrica e, portanto, não há cobrança da TUSDg. Os resultados da análise de dimensionamento indicaram que a probabilidade de máxima potência injetável na rede elétrica ocorre apenas para sistemas maiores com potência instalada a partir de 80 kW até 200 kW. Para esses sistemas, foram determinados os respectivos valores de probabilidade e os períodos em que ocorre, ao longo do dia, a geração da energia solar.

Foi possível evidenciar os impactos significativos que surgiram a partir de diferentes configurações de tamanhos do SFV nos cálculos de *payback* simples, resultando em um aumento considerável das estimativas ao longo dos anos, à medida que aumentam a potência instalada de geração e o prazo do ano de entrada da conexão do sistema. Esse aumento ocorre devido ao acréscimo anual do percentual correspondente ao pagamento da TUSD Fio B, o que pode influenciar na viabilidade do projeto. Além disso, observou-se uma redução importante no cenário de retorno de investimento à medida que o tamanho do arranjo do sistema também aumenta, refletido nos valores apresentados com a taxa TIR, que diminui progressivamente conforme há uma demora no prazo de conexão do sistema.

Dessa maneira, apesar da importância do procedimento determinístico, ele não representa a melhor alternativa, uma vez que não permite determinar para a UC a probabilidade da ocorrência da máxima potência injetada na rede de distribuição. Isso pode impactar diretamente no faturamento da GD pela TUSDg no excedente de injeção. O método tradicional é insuficiente por não levar em consideração a previsão de injeção da demanda de geração na rede da concessionária para diferentes tamanhos de SFV, principalmente diante das novas regras estabelecidas pela ANEEL para o pagamento dos custos tarifários de TUSD Fio B, que variam conforme o ano de conexão do sistema e têm um impacto significativo nos custos de implementação, como pôde ser observado pelos valores obtidos. Esse cenário evidencia diferenças nos resultados tanto para o *payback* simples quanto para a TIR à medida que os tamanhos dos arranjos dos sistemas aumentam.

Embora o dimensionamento do SFV utilizando a ferramenta estocástica objetive suprir a deficiência do método determinístico focado apenas para a abordagem do autoconsumo de geração local do grupo A, há pontos importantes a serem melhorados, o que motiva trabalhos futuros. Entre os principais pontos a serem melhorados, destaca-se a necessidade de realizar um estudo que considere diferentes tipos de consumidores, a fim de explorar os dados e determinar padrões consistentes que possibilitem o uso de um conjunto de ferramentas e técnicas capaz de dimensionar de forma adequada a implementação do sistema, considerando a necessidade do consumidor e as novas regras de tarifação para a GD. Outro ponto de melhoria seria obter uma ferramenta que possa auxiliar qualquer UC a determinar o excedente de energia elétrica gerada pelo SFV, visando a adotar medidas para evitar a inversão de fluxo de potência na rede de distribuição da concessionária.

Referências

- ABSOLAR (2021). Panorama da Solar Fotovoltaica no Brasil e no Mundo, Associação Brasileira de Energia Solar Fotovoltaica. Acesso em: setembro/21. Disponível em: <https://www.absolar.org.br/mercado/infografico/>. Citado 1 vez na página 16
- Aelenei, D., Lopes, R. A., Aelenei, L. & Gonçalves, H. (2019). Investigating the potential for energy flexibility in an office building with a vertical BIPV and a PV roof system. *Renewable Energy*, 137, pp. 189-197. Citado 2 vezes na página 34 e 35.
- Ahmed, R., Sreeram, V., Mishra, Y. & Arif, M. D. (2020). A review and evaluation of the state-of-the-art in PV solar power forecasting: Techniques and optimization. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 124, 109792. Citado 2 vezes nas páginas 37 e 38.
- AIHA (2010). *La Estrategia para la Evaluación de la Exposición*. 2. ed. AIHA, Fairfax. Citado 2 vezes nas páginas 29 e 30.
- Alkhatat, G. & Mehmood, R. (2021). A review and taxonomy of wind and solar energy forecasting methods based on deep learning. *Energy and AI*, 4, 100060. Citado 2 vezes nas páginas 19 e 34.
- ANEEL (2012). Resolução Normativa nº 482, de 17 de abril de 2012, Agência Nacional de Energia Elétrica. Acesso em: setembro/21. Disponível em: <http://www2.aneel.gov.br/cedoc/ren2012482.pdf>. Citado 3 vezes na página 16 e 22.
- ANEEL, C. T. (2016). Micro e minigeração distribuída. *Sistema de Compensação de Energia Elétrica*. Centro de Documentação (Cedoc), Brasília. Citado 1 vez na página 16.
- ANEEL (2023). Resolução Normativa nº 1.059, de 7 de fevereiro de 2023, Agência Nacional de Energia Elétrica. Acesso em: abril/23. Disponível em: <https://www2.aneel.gov.br/cedoc/ren20231059.html>. Citado 1 vez na página 17.
- Abedinia, O., Bagheri, M. & Agelidis, V. G. (2021). Application of an adaptive Bayesian-based model for probabilistic and deterministic PV forecasting. *IET Renewable Power Generation*, 15(12), pp. 2699-2714. Citado 1 vez na página 37.
- Antonanzas, J., Osorio, N., Escobar, R., Urraca, R., Martinez-de-Pison, F. J. & Antonanzas-Torres, F. (2016). Review of photovoltaic power forecasting. *Solar Energy*, 136, pp. 78-111. Citado 3 vezes na página 27, 34 e 37.
- Balfour, J., Shaw, M., & Nash, N. B. (2016). *Introdução ao projeto de sistemas fotovoltaicos*. LTC, Rio de Janeiro. Citado 3 vezes nas páginas 22, 24 e 25.
- Brasil (2022). Lei nº 14.300, de 6 de janeiro de 2022. Acesso em: outubro/22. Disponível em: https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2019-2022/2022/lei/l14300.htm. Citado 3 vezes nas páginas 16 e 17.
- Cabral, C. V. T. (2006). *Análise de dimensionamento estocástico e determinístico de sistemas fotovoltaicos isolados*, Tese de Doutorado, Universidade Federal de Viçosa, Minas Gerais. Citado 8 vezes nas páginas 23, 26, 32, 33, 35 e 36.
- Cavalin, G. & Cervelin, S. (2006). *Instalações elétricas prediais: conforme norma NBR 5410:*

2004. São Paulo: Ed. Érica. Citado 1 vez na página 31.
- COPEL. (1999). Norma Técnica Copel – NTC 841001 – Projeto de Rede de Distribuição Urbana, 3. ed., dezembro/1999. Acesso em: maio/20. Disponível em: [https://www.copel.com/hpcopel/normas/ntcarquivos.nsf/67FD726B4124441E03257E2300592440/\\$FILE/Ntc%20RDU%20%20Dez99.pdf](https://www.copel.com/hpcopel/normas/ntcarquivos.nsf/67FD726B4124441E03257E2300592440/$FILE/Ntc%20RDU%20%20Dez99.pdf). Citado 1 vez na página 41.
- Costa, T. M. G. (2015). *Metodologia para projeto de microgeração fotovoltaica*, Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte. Citado 4 vezes nas páginas 24 e 25.
- Cotrim, A. A. (2008). *Instalações Elétricas*. 5. ed. Pearson, São Paulo. Citado 4 vezes nas páginas 25, 26, 31 e 33.
- Creder, H. (2021). *Instalações Elétricas*. 17. ed. Grupo GE, Rio de Janeiro. Citado 6 vezes nas páginas 21, 22, 25, 26, 31 e 32.
- Dantas, S. G. & Pompermayer, F. M. (2018). Viabilidade Econômica De Sistemas Fotovoltáicos No Brasil E Possíveis Efeitos No Setor Elétrico. *Ipea*, pp. 1-42. Citado 1 vez na página 16.
- Das, U. K., Tey, K. S., Seyedmahmoudian, M., Mekhilef, S., Idris, M. Y. I., Van Deventer, W., Horan, B. & Stojcevski, A. (2018). Forecasting of photovoltaic power generation and model optimization: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 81, pp. 912-928. Citado 3 vezes nas páginas 19 e 34.
- Ellahi, M., Abbas, G., Khan, I., Koola, P. M., Nasir, M., Raza, A. & Farooq, U. (2019). Recent approaches of forecasting and optimal economic dispatch to overcome intermittency of wind and photovoltaic (PV) systems: A review. *Energies*, 12(22), 4392. Citado 1 vez na página 37.
- EPE (2020). Relatório Final do PNE 2050, Empresa de Pesquisa Energética. Acesso em: setembro/21. Disponível em: <https://www.epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-227/topico-563/Relatorio%20Final%20do%20PNE%202050.pdf>. Citado 1 vez na página 15.
- Gaunt, C. T., Herman, R. & Bekker, B. (2009). Probabilistic methods for renewable energy sources and associated electrical loads for Southern African distribution systems. *CI-GRE/IEEE PES Joint Symposium Integration of Wide-Scale Renewable Resources Into the Power Delivery System*, Calgary, Canadá, pp. 1-7. IEEE. Citado 1 vez na página 35.
- Greener (2018). Energia Renováveis no Brasil e no Mundo. Acesso em: setembro/2022. Disponível em: <https://www.greener.com.br/conteudo-integrador/e-book-1-energias-renovaveis-no-brasil-e-no-mundo/>. Citado 1 vez na página 21.
- Huang, C. L., Wu, Y. K. & Li, Y. Y. (2021, september). Deterministic and Probabilistic Solar Power Forecasts: A Review on Forecasting Models. *7th International Conference on Applied System Innovation (ICASI)*, pp. 15-18. IEEE. Citado 4 vezes nas páginas 19, 36 e 37.
- IEA (2021). Renewables, International Energy Agency. Acesso em: setembro/21. Disponível em: <https://www.iea.org/fuels-and-technologies/renewables>. Citado 1 vez na página 15.
- Janh, S. D.; Bullock, W. H.; Ignacio, J. S. (eds.) (2015). *A Strategy for Assessing and A Strategy for Assessing and Managing Occupational Exposures Managing Occupational Exposures*. 4. ed. AIHA, Fairfax. Citado 2 vezes nas páginas 29 e 30.

- Jayjock, M., Ramachandran, G. & Arnold, S. F. Uncertainty. In: Keil, C. B., Simmons, C. E., Anthony, T. R. (Ed.). *Mathematical Models for Mathematical Models for Estimating Estimating Occupational Exposure to Chemicals Occupational Exposure to Chemicals*. 2. ed. cap. 10. AIHA, Fairfax. Citado 1 vez na página 29.
- Philippi Júnior, A. & Reis, L. B. (2016). *Energia e Sustentabilidade*. Manole, Barueri, São Paulo. Citado 1 vez na página 21.
- Kagan, N., Oliveira, C. C. B. & Robba, E. J. (2004). *Introdução aos sistemas de distribuição de energia elétrica*. Blucher, Brasil. Citado 1 vez na página 31.
- Kitayama, M., Narvaez, D. I., Melo, K. B., Costa, T. S., Siqueira, T. G. & Villalva, M. G. (2018, november). Comparative analysis of meteorological databases and transposition models applied to photovoltaic systems. *Proceedings XXII Congresso Brasileiro de Automática*. <https://doi.org/10.20906/cps/cba2018-0672>. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 36.
- Lai, J. P., Chang, Y. M., Chen, C. H. & Pai, P. F. (2020). A survey of machine learning models in renewable energy predictions. *Applied Sciences*, 10(17), 5975. Citado 1 vez na página 36.
- Lapponi, J. C. (2005). *Estatística usando excel*. Gen Ltc Exatas Didático, São Paulo. Citado 1 vez na página 45.
- Law, A. M. (2014). *Simulation Modeling and Analysis*. 5. revised ed. Mcgraw-hill, Nova York. Citado 3 vezes nas páginas 27, 28 e 29.
- Levine, D. M., Stephan, D. F. & Szabat, K. A. (2014). *Estatística: Teoria e Aplicações usando MS Excel em português*. LTC, São Paulo. Citado 1 vez na página 45.
- Lima Filho, D. L. (2001). *Projetos de instalações elétricas prediais*. Érica, São Paulo. Citado 4 vezes nas páginas 26, 31 e 41.
- Lopes, B. R. (2020). *Metodologia para Modelagem Probabilística de Curvas de Carga de Consumidores Comerciais de Baixa Tensão*. Dissertação de Mestrado, Universidade Estadual de Campinas, São Paulo. Citado 5 vezes nas páginas 32, 33 e 35.
- Mamede, F. J. (2017). *Instalações elétricas industriais*. 9. ed. LTC, Rio de Janeiro. Citado 8 vezes nas páginas 26, 31, 32, 33, 40 e 42.
- Martinez, M. L. B. (2015). O Setor Elétrico, Sistemas de distribuição: Natureza, Análise das Cargas e Definições. Acesso em: junho/22. Disponível em: https://www.oseletrico.com.br/wp-content/uploads/documentos/fasciculos/ed-108_Fasciculo_Cap-I-Analise-de-consumo-de-energia-e-aplicacoes.pdf. Citado 1 vez na página 31.
- Melo, K., Tavares, L. R. & Villalva, M. G. (2021). Statistical Analysis of Solar Position Calculation Algorithms: SPA and Grena, pp. 1-5. *IEEE Latin America Transactions*. <https://doi.org/10.1109/TLA.2021.9461843>. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 24.
- Meyer, P. L. (2010). *Probabilidade: Aplicações à Estatística*. 2. ed. Grupo GE, Brasil. Citado 1 vez na página 27.
- Mulhasen, J. & Milz, S. Descriptive Statistics, Inferential Statistics, and Goodness of Fit. In: Janh, S. D., Bullock, W. H., Ignacio, J. S. *A Strategy for Assessing and Managing Occupational Exposures*. 4. ed. Apêndice IV. AIHA, Fairfax. Citado 1 vez na página 29.
- Narvarte, L., Pigueiras, E. L. & Marcos, J. (2016). Method and system for emulating the power generated by a set of distributed photovoltaic systems (WO 2016/12502 A1) Organización Mundial de la Propiedad Intelectual. Citado 4 vezes nas páginas 23, 24, 27 e 35.

- Nery, N. (2018). *Instalações Elétricas: Princípios e Aplicações*. 3. ed. Saraiva, São Paulo. Citado 1 vez na página 32.
- Nikitha, M. S., Nisha, K. C. R., Gowda, M. S., Aithal, P. & Mudakkayil, N. M. (2022, february). Solar PV Forecasting Using Machine Learning Models. *Second International Conference on Artificial Intelligence and Smart Energy (ICAIS)*, pp. 109-114. IEEE. Citado 2 vezes nas páginas 36.
- Niskier, J. (2014). *Manual de Instalações Elétricas*. 2. ed. LTC, Rio de Janeiro. Citado 1 vez na página 32.
- OECD (2012). Disaster Risk Assessment and Risk Financing, Organisation for Economic Co-operation and Development. Acesso em: out/22. disponível em: <https://www.oecd.org/gov/risk/G20disasterriskmanagement.pdf>. Citado 1 vez na página 29.
- Oliveira, L. G. M. (2017). *Avaliação de Fatores que Influenciam na Estimativa da Geração e Operação de Sistemas Fotovoltaicos Conectados À Rede Elétrica*. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte. Citado 1 vez na página 35.
- ONS (2021). Escassez Hídrica, Operador Nacional do Sistema Elétrico. Acesso em: jul/21. Disponível em: <http://www.ons.org.br/Paginas/Noticias/20210707-escassez-hidrica-2021.aspx>. Citado 1 vez na página 15.
- Panamtash, H. & Zhou, Q. (2018). Coherent probabilistic solar power forecasting. *IEEE International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems (PMAPS)*, pp. 1-6. IEEE. Citado 1 vez na página 37.
- Panamtash, H., Mahdavi, S. & Zhou, Q. (2021). Probabilistic solar power forecasting: A review and comparison. *52nd North American Power Symposium (NAPS)*, pp. 1-6. IEEE. Citado 1 vez na página 37.
- Pedro, H. T. & Coimbra, C. F. (2015). Nearest-neighbor methodology for prediction of intra-hour global horizontal and direct normal irradiances. *Renewable Energy*, 80, pp. 770-782. Citado 1 vez na página 36.
- Pinho, J. T. & Galdino, M. A. (2014). Manual de engenharia para sistemas fotovoltaicos. Rio de Janeiro: CEPEL-CRESESB. Acesso em: setembro/21. Disponível em: http://www.cre-sesb.cepel.br/publicacoes/download/Manual_de_Engenharia_FV_2014.pdf>. Citado 9 vezes nas páginas 15, 22, 23, 25, 27, 33 e 50.
- Quan, H., Srinivasan, D. & Khosravi, A. (2014). Short-term load and wind power forecasting using neural network-based prediction intervals. *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, 25(2), pp. 303-315. Citado 1 vez na página 35.
- PreventionWeb, (2012). Deterministic & probabilistic risk. Deterministic risk considers the impact of a single risk scenario, whereas probabilistic risk considers all possible 51 scenarios, their likelihood and associated impacts. Acesso em: jan/22. Disponível em: <https://www.preventionweb.net/understanding-disaster-risk/key-concepts/deterministic-probabilistic-risk>. Citado 1 vez na página 29.
- Raza, M. Q. & Khosravi, A. (2015). A review on artificial intelligence based load demand forecasting techniques for smart grid and buildings. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 50, pp. 1352-1372. Citado 1 vez na página 19.
- Renard, P., Alcolea, A. & Ginsbourger, D. (2013). Stochastic versus deterministic approaches. *Environmental modelling: Finding simplicity in complexity*, pp. 133-149. Citado 1

vez na página 30.

- Ricciardi, T. R. (2015). *Contribuições para a modelagem de cargas para análise estática e dinâmica de sistemas de energia elétrica*, Tese de Doutorado, Universidade Estadual de Campinas, São Paulo. Citado 2 vezes nas páginas 30 e 32.
- Richardson, D. B. & Harvey, L. D. D. (2015). Strategies for correlating solar PV array production with electricity demand. *Renewable Energy*, 76, pp. 432-440. Citado 1 vez na página 34.
- Rodrigues, R., Guimarães, R. & Souza, D. B. C. (2017). *Instalações Elétricas*. Grupo A. Citado 1 vez na página 21.
- Sauer, I. L., Rosa, L. P., Araújo, R. P., Carvalho, J. F., Terry, L. A. & Prado, L. T. S. (2003). A reconstrução do setor elétrico brasileiro. Paz e Terra, São Paulo. Citado 1 vez na página 15.
- Shi, J., Lee, W. J., Liu, Y., Yang, Y. & Wang, P. (2012). Forecasting power output of photovoltaic systems based on weather classification and support vector machines. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 48(3), pp. 1064-1069. Citado 1 vez na página 34.
- Silva, L. C. (2013). *Introdução aos Processos Estocásticos*. Edição do Autor, João Pessoa. Citado 2 vezes nas páginas 26 e 28.
- Tavares, L. R., Costa, T. S., Melo, K. B. & Villalva, M. G. (2020). Análise Estatística de Bancos de Dados de Radiação Solar e Temperatura para Aplicação em Sistema Fotovoltaico. *VIII Congresso Brasileiro de Energia Solar*. Citado 1 vez na página 24.
- Teixeira, D. M. D. O. (2022). *Comparação do método determinístico e estocástico aplicado ao cálculo do fundo garantidor de benefícios de riscos nos Regimes Próprios de Previdência Social*, Trabalho de Conclusão de Curso, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal. Citado 1 vez na página 30.
- Theocharides, S., Venizelou, V., Makrides, G. & Georghiou, G. E. (2018, june). Day-ahead forecasting of solar power output from photovoltaic systems utilising gradient boosting machines. *IEEE 7th World Conference on Photovoltaic Energy Conversion (WCPEC)*, (A Joint Conference of 45th IEEE PVSC, 28th PVSEC & 34th EU PVSEC), pp. 2371-2375. IEEE. Citado 1 vez na página 37.
- Trigoso, F. B. M. (2004). *Demanda de energia elétrica e desenvolvimento socioeconômico: o caso das comunidades rurais eletrificadas com sistemas fotovoltaicos*. Tese de Doutorado, Universidade de São Paulo. Citado 1 vez na página 23.
- Verbois, H., Rusydi, A. & Thiery, A. (2018). Probabilistic forecasting of day-ahead solar irradiance using quantile gradient boosting. *Solar Energy*, 173, p. 313-327. Citado 1 vez na página 36.
- Vian, Â. (2021). *Energia Solar Fundamentos Tecnologia e Aplicações*. Editora Blucher, São Paulo. Citado 5 vezes nas páginas 15, 22, 24 e 25.
- Villalva, M. G. (2013). *Energia solar fotovoltaica: conceitos e aplicações, sistemas isolados e conectados à rede*. Érica/Saraiva, São Paulo. Citado 1 vez na página 22.
- Wang, Y., Zhang, N., Tan, Y., Hong, T., Kirschen, D. S. & Kang, C. (2018). Combining probabilistic load forecasts. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 10(4), pp. 3664-3674. Citado 1 vez na página 36.
- Yates, R. D. & Goodman, D. J. (2016). *Probabilidade e Processos Estocásticos: uma Introdução para Engenheiros Eletricistas e da Computação*. 3. ed. Grupo GE.

Citado 5 vezes nas páginas 27, 28 e 29.

Zilles, R., Macêdo, W. N., Galhardo, M. A. B. & Oliveira, S. H. F. (2016). *Sistemas Fotovoltaicos Conectados à Rede Elétrica*. Oficina de textos, São Paulo. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 35.

Apêndice A

Curva de Carga do Campus Integração da UNILA

Neste anexo, encontram-se os dados referentes às curvas de carga dos quadros de distribuição do Campus Integração da UNILA. Para a obtenção dessas curvas, o método proposto foi considerar o conhecimento do projetista sobre a posse do perfil de hábitos e consumo de energia elétrica nas diversas atividades desenvolvidas nos setores previstos da edificação, considerando as características dos dispositivos conectados na UC e os dados sobre a rotina e o comportamento dos usuários da unidade. Assim, o método pode ser usado como alternativa quando os dados de medição são inexistentes.

I. Levantamento da Curva de Carga Edifício Alojamento Estudantil

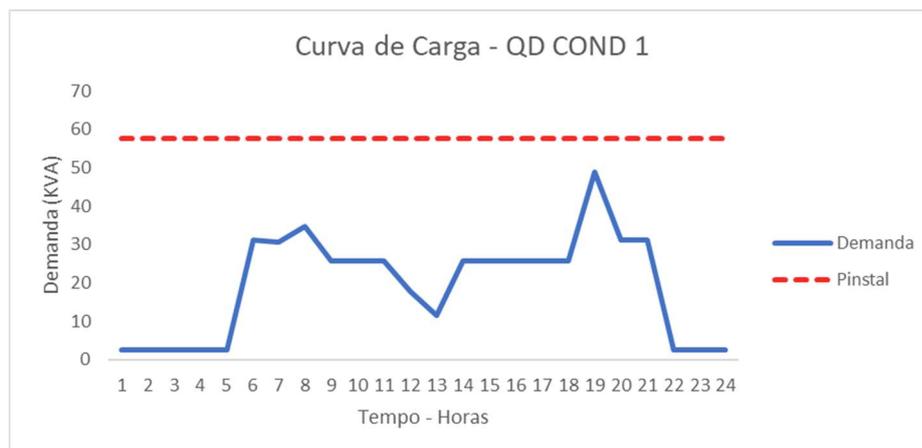


Figura A.1: Curva de Carga – Quadro Distribuição Cond 1

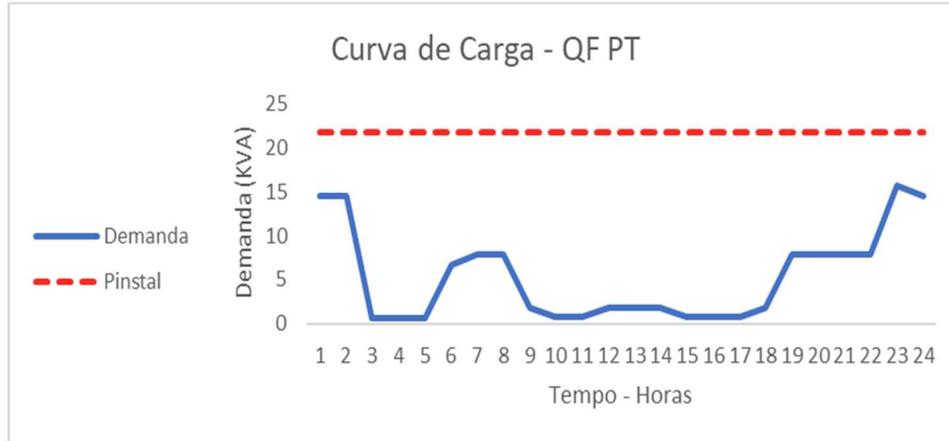


Figura A.2: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QF PT

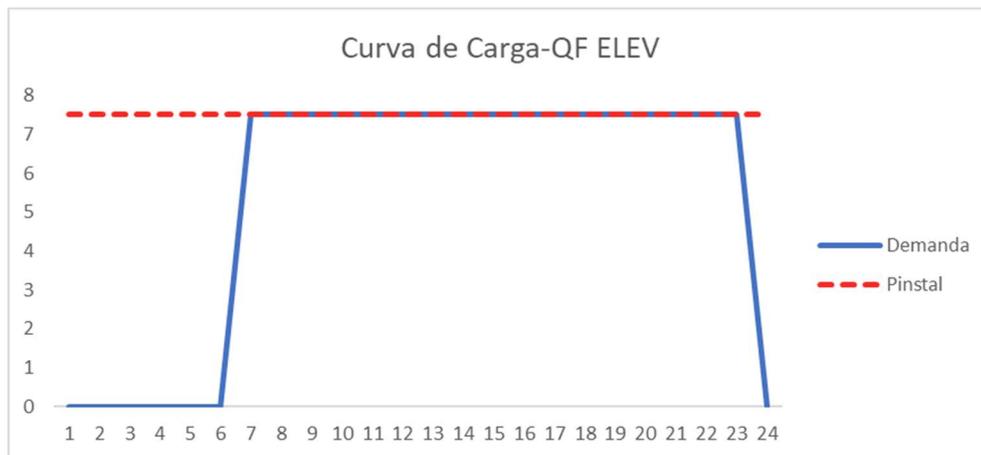


Figura A.3: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QF ELEV

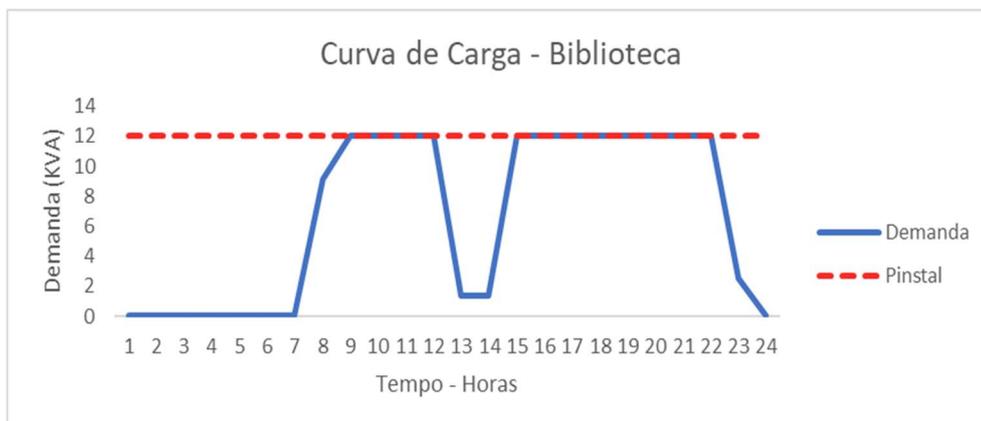


Figura A.4: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição Biblioteca

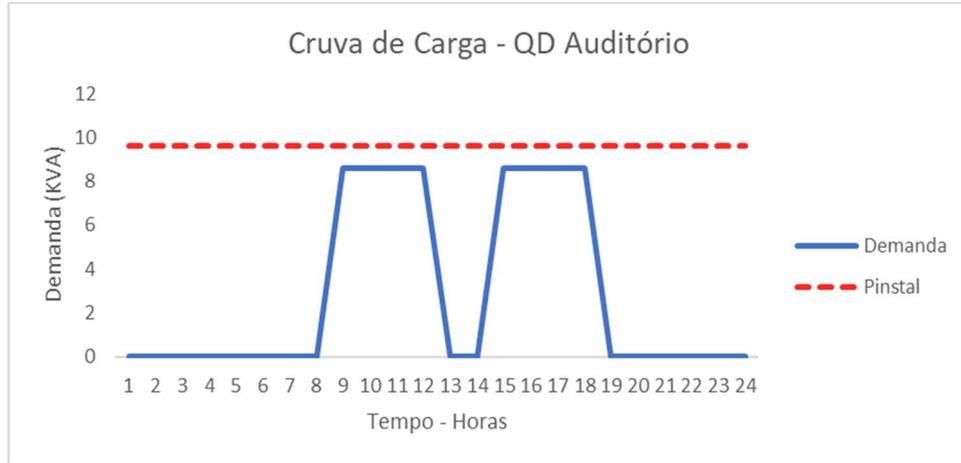


Figura A.5: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição Auditório

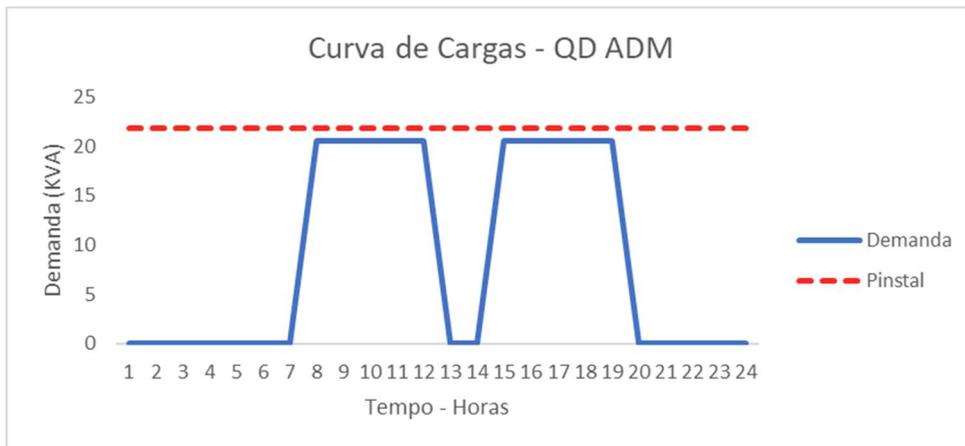


Figura A.6: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição Administrativo

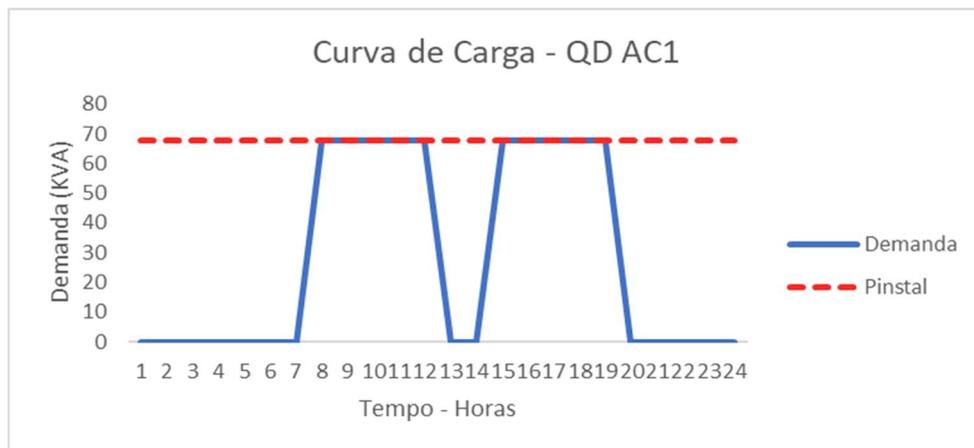


Figura A.7: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição AC1

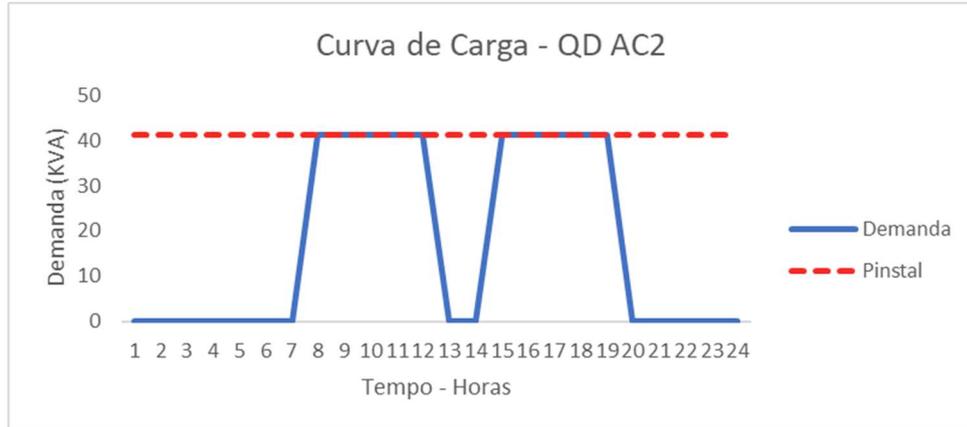


Figura A.8: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição AC2

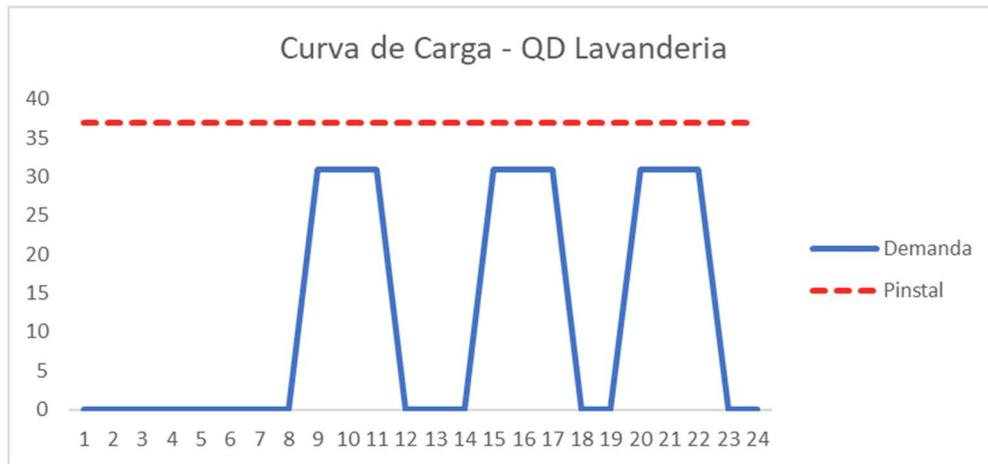


Figura A.9: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição Lavanderia

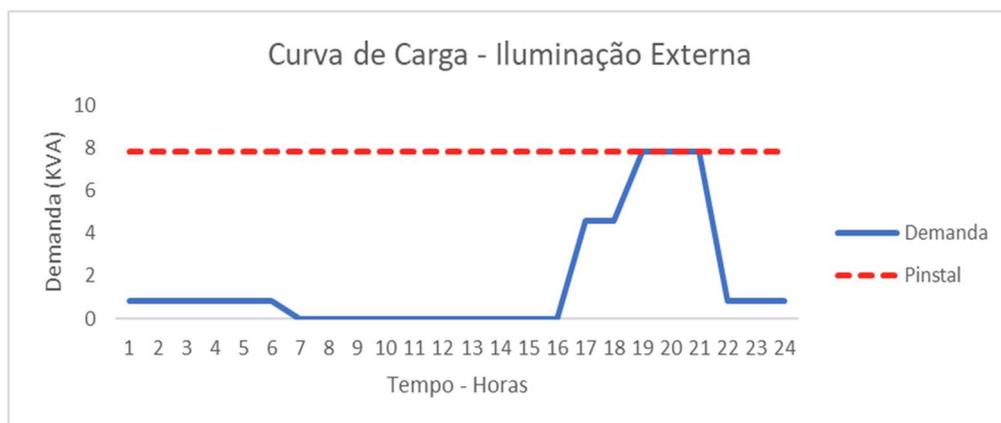


Figura A10: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição Iluminação Externa

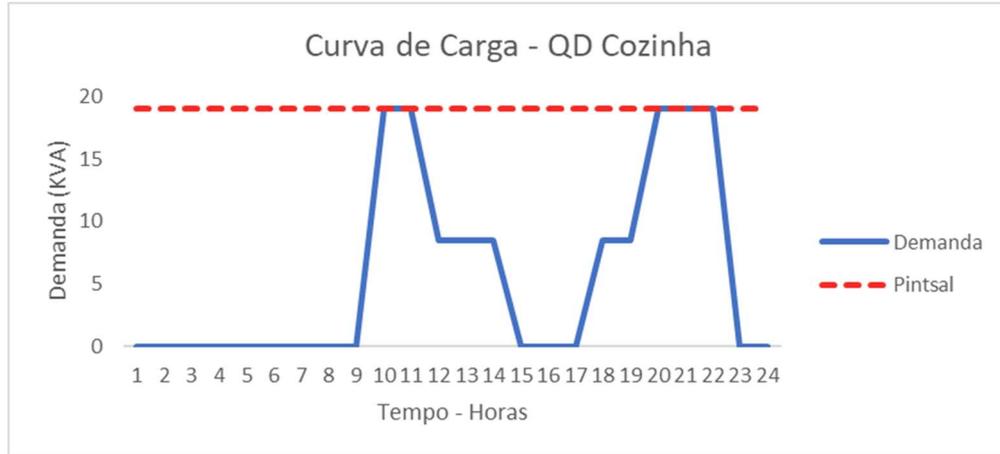


Figura A11: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição Cozinha

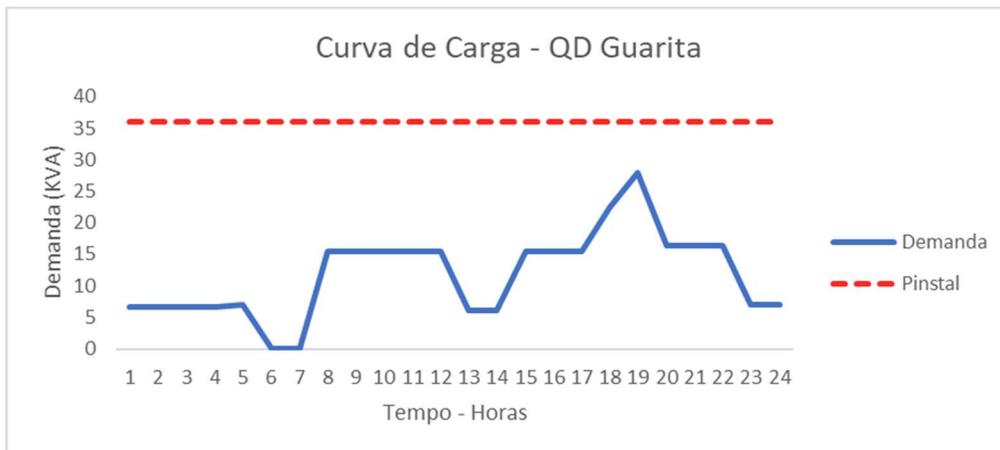


Figura A12: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição Guarita

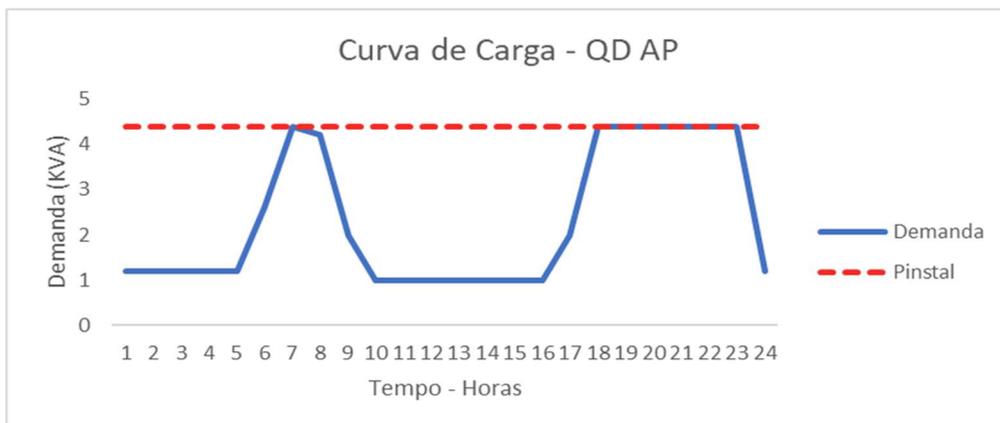


Figura A13: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição AP

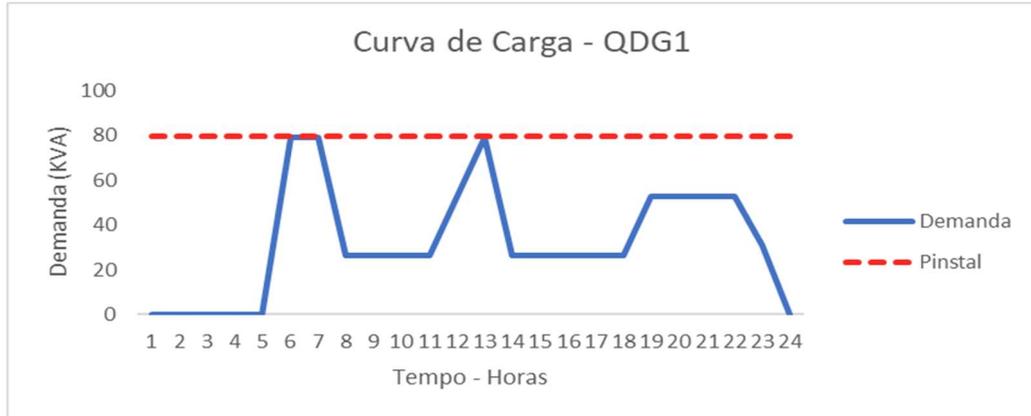


Figura A14: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QDG1

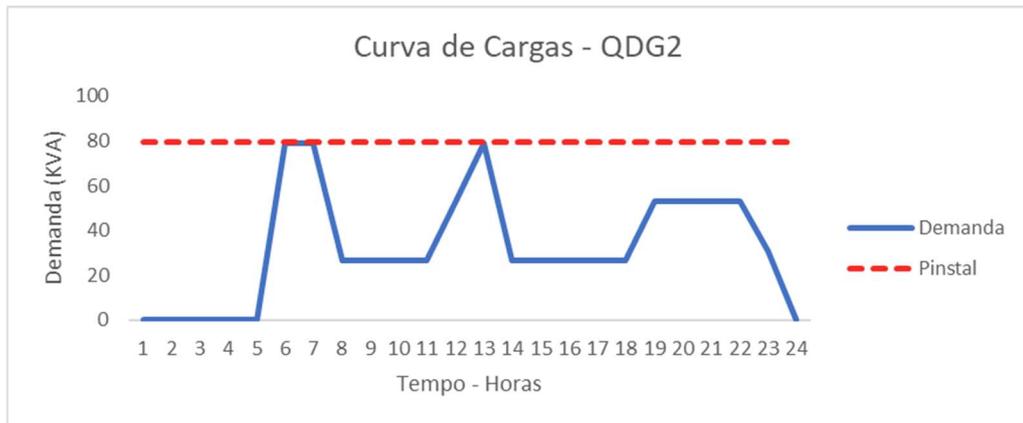


Figura A15: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QDG2

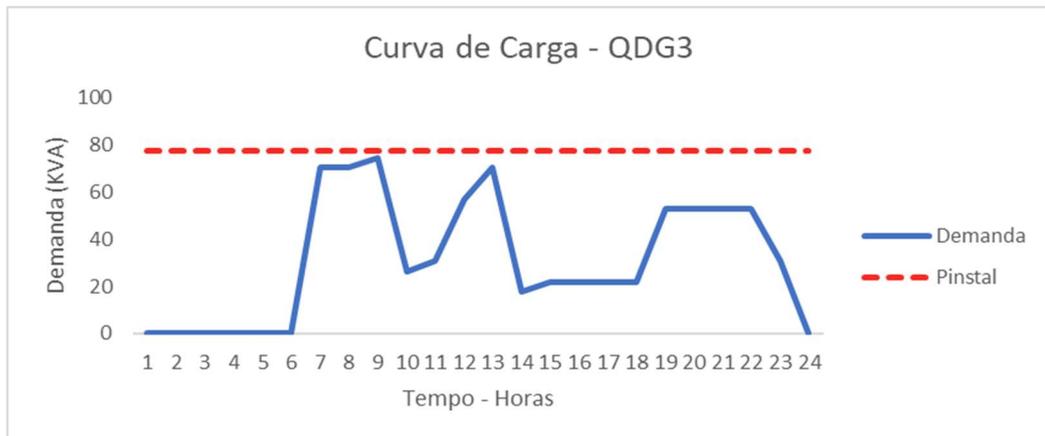


Figura A16: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QDG3

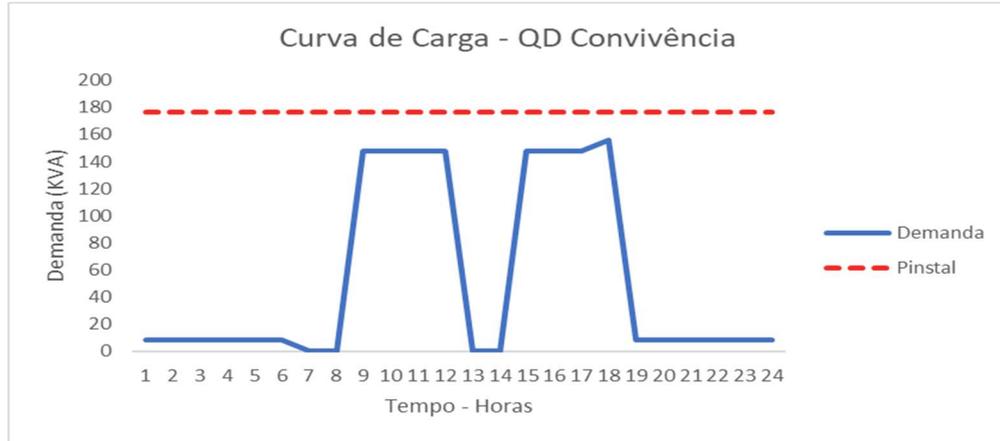


Figura A17: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD Convivência

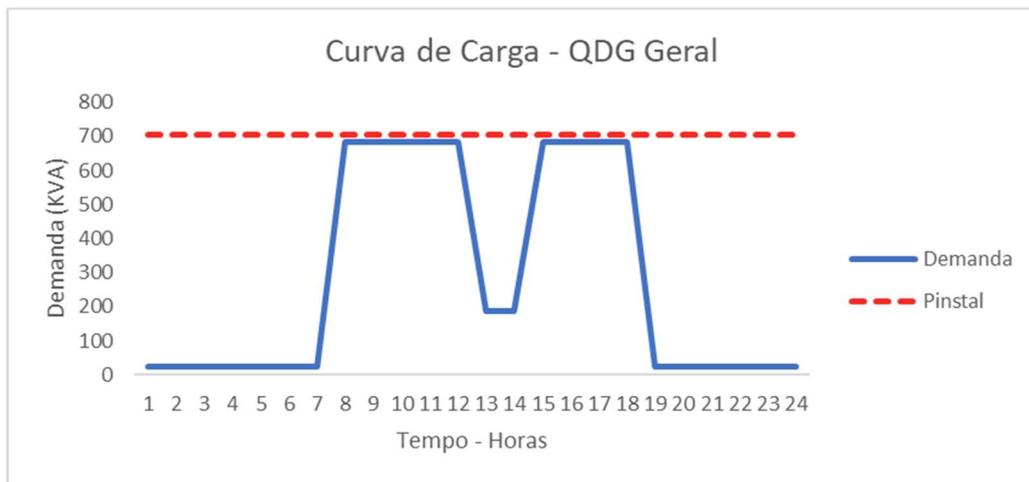


Figura A18: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QDG Geral

II. Levantamento da Curva de Carga Edifício ALMOX-Arquivos

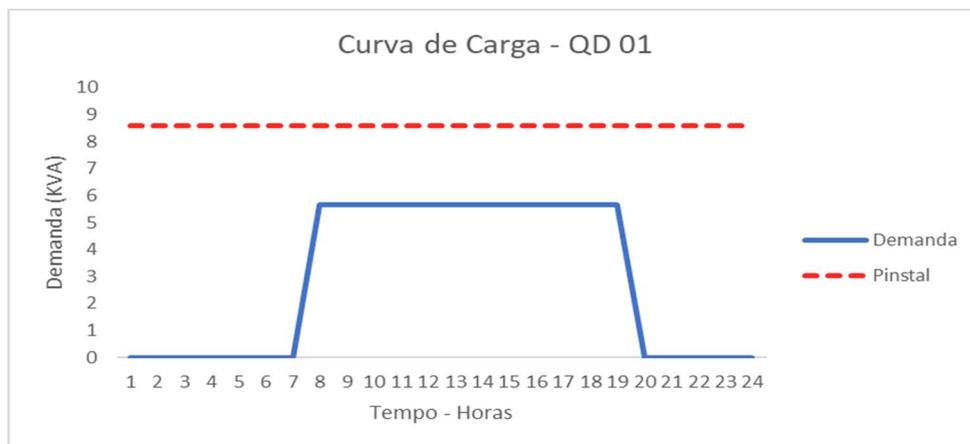


Figura A19: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD 01

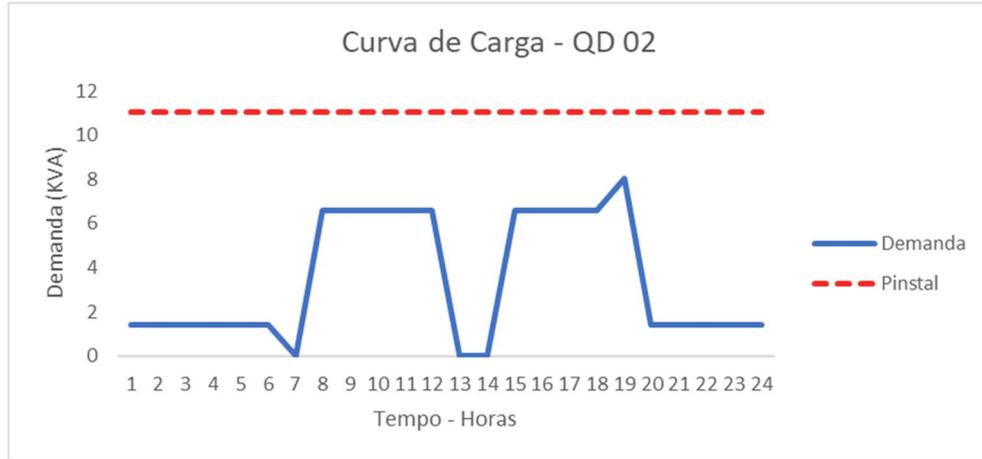


Figura A20: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD 02

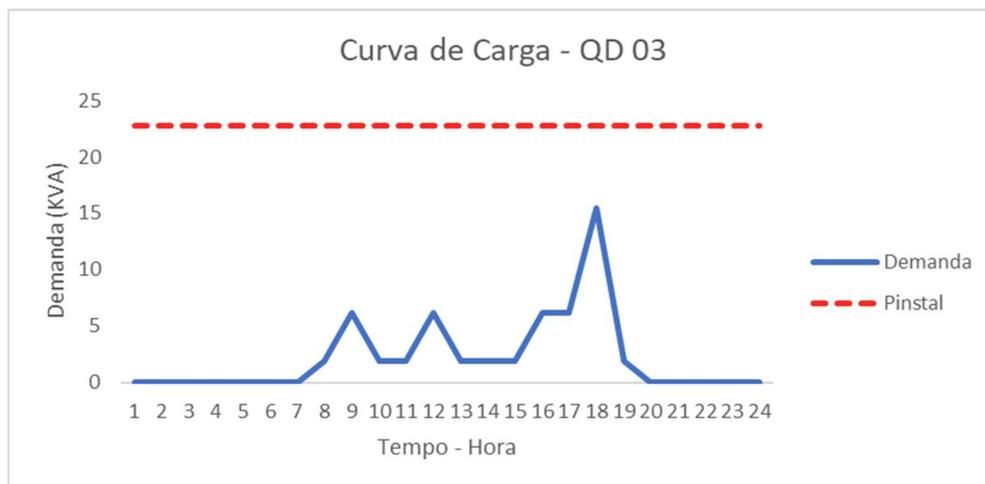


Figura A21: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD 03



Figura A22: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD 04

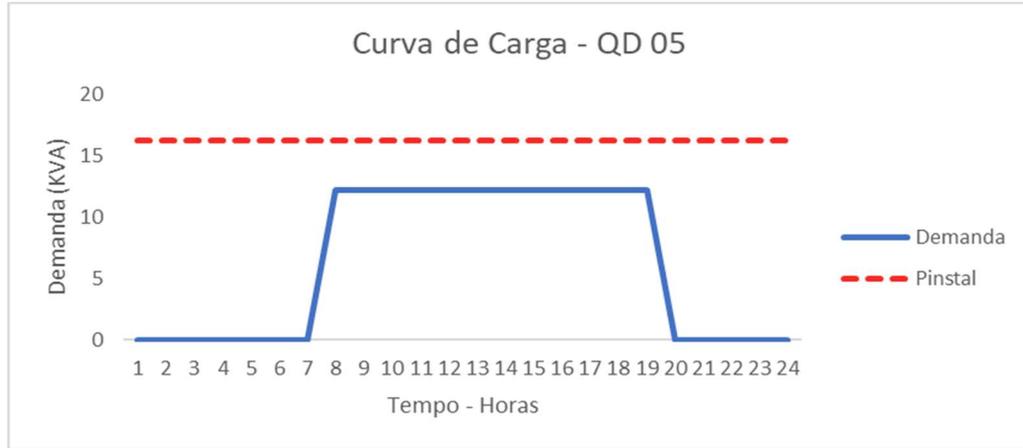


Figura A23: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD 05

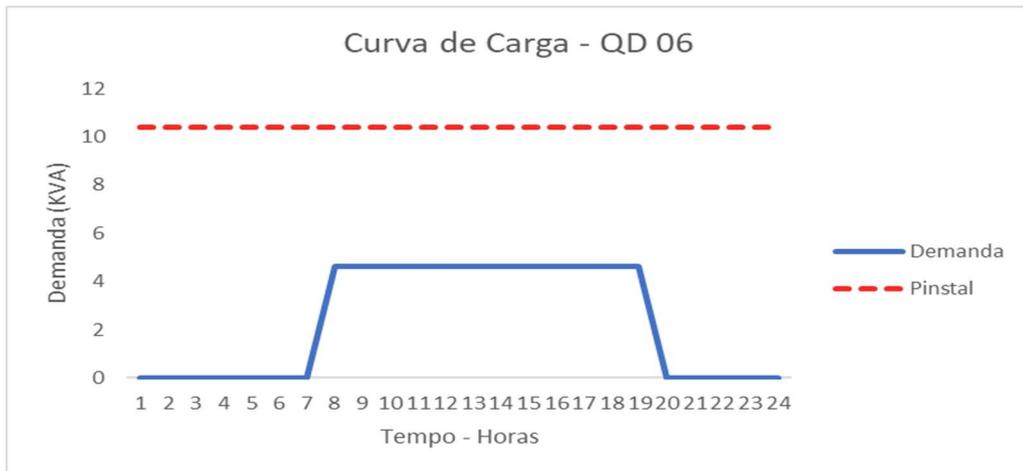


Figura A24: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD 06

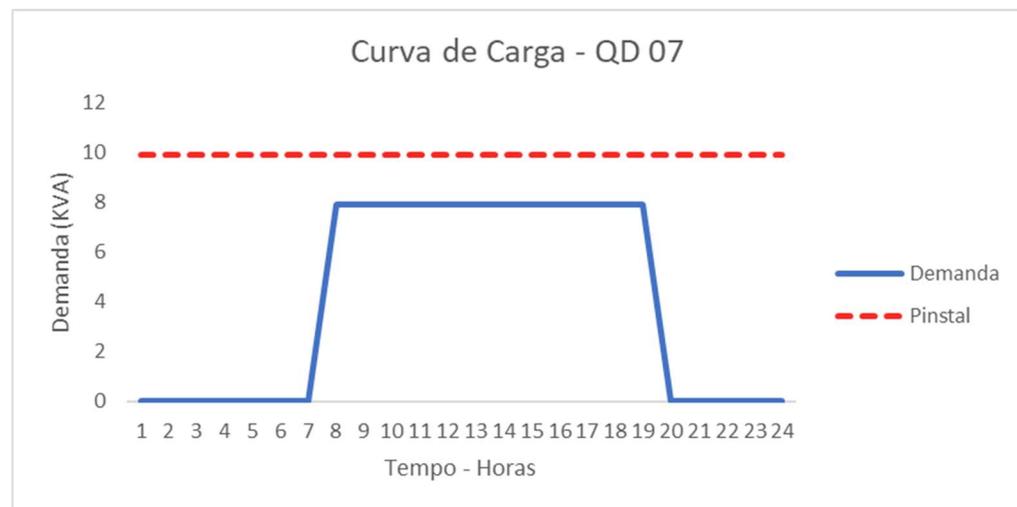


Figura A25: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD 07

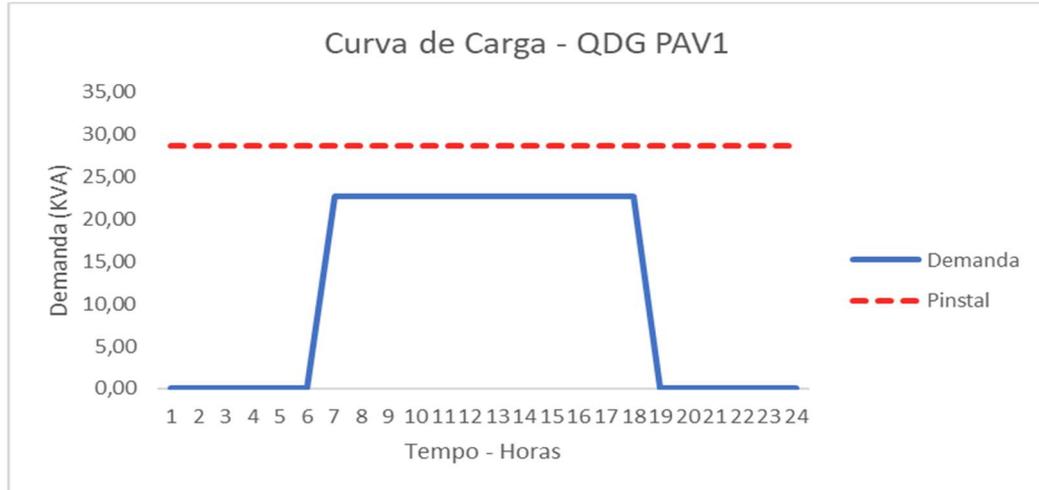


Figura A26: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QDG PAV 1

III. Levantamento da Curva de Carga Edifício Multiuso – Bloco de Aulas 01

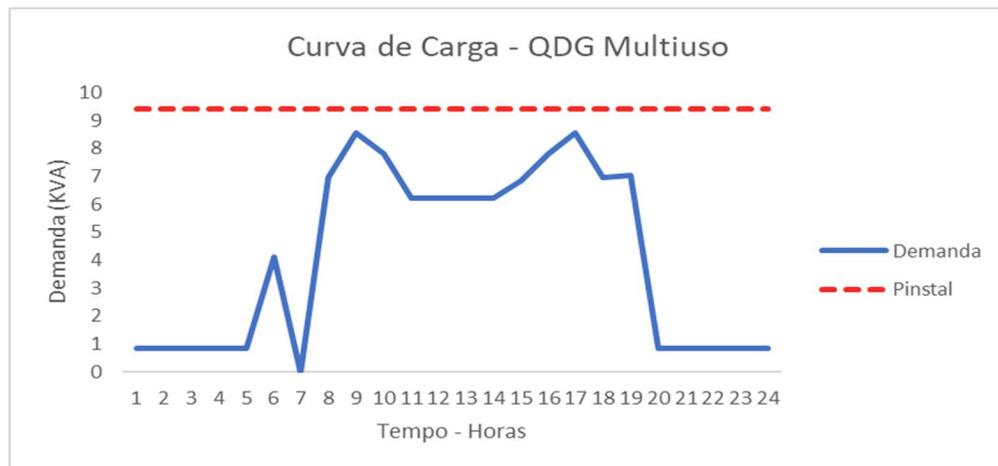


Figura A27: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QDG Multiuso

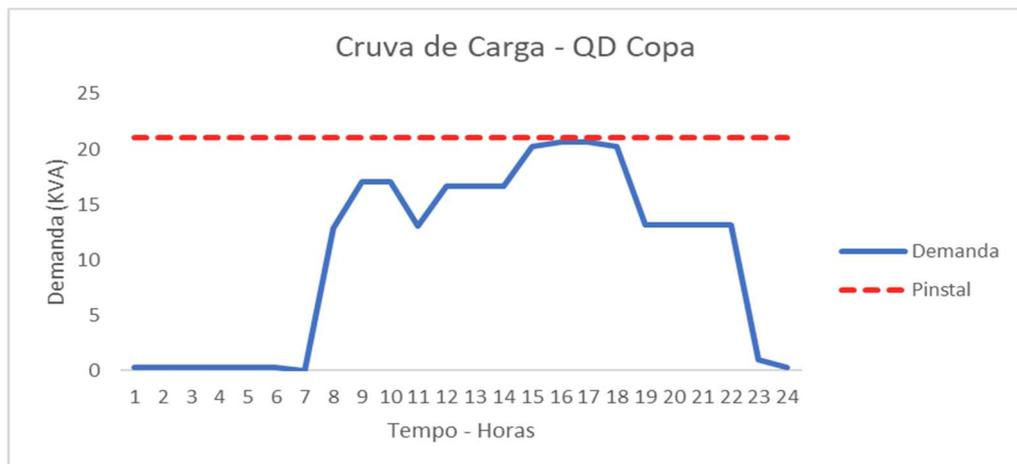


Figura A28: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD Copa

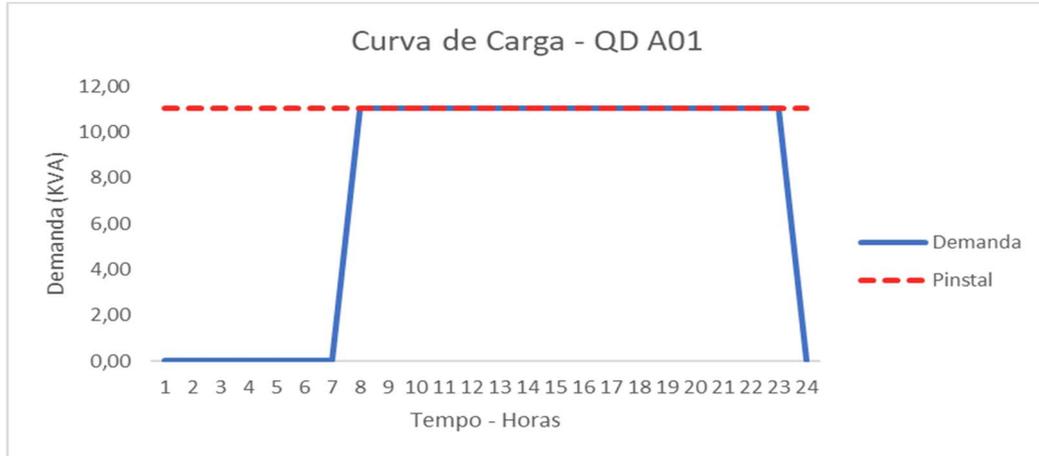


Figura A29: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD A01

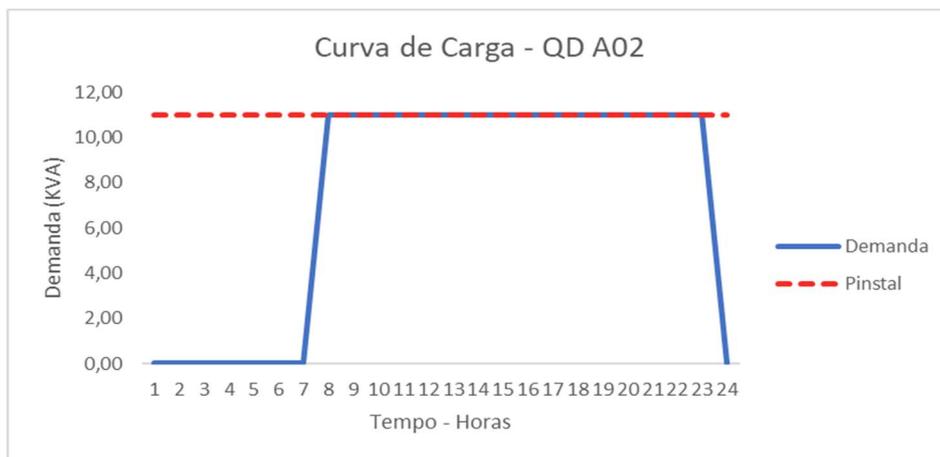


Figura A30: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD A02

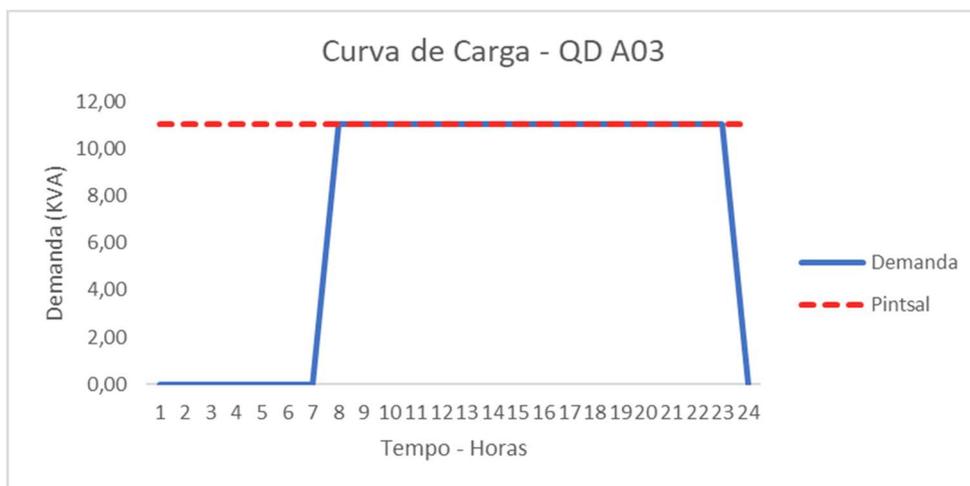


Figura A31: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD A03

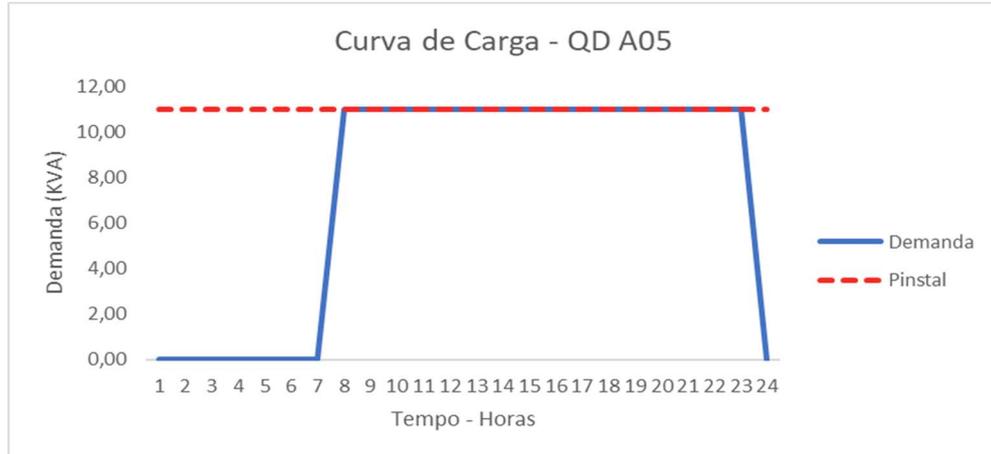


Figura A32: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD A03

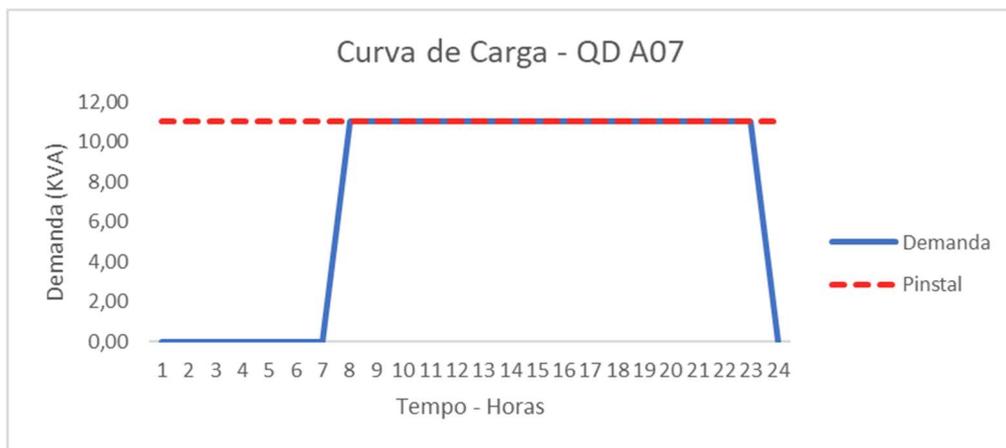


Figura A33: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD A07

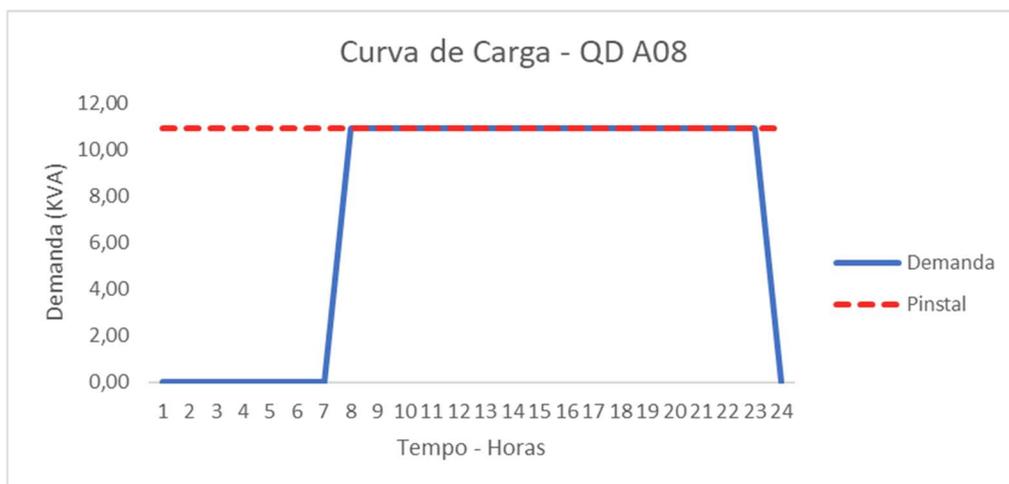


Figura A34: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD A08

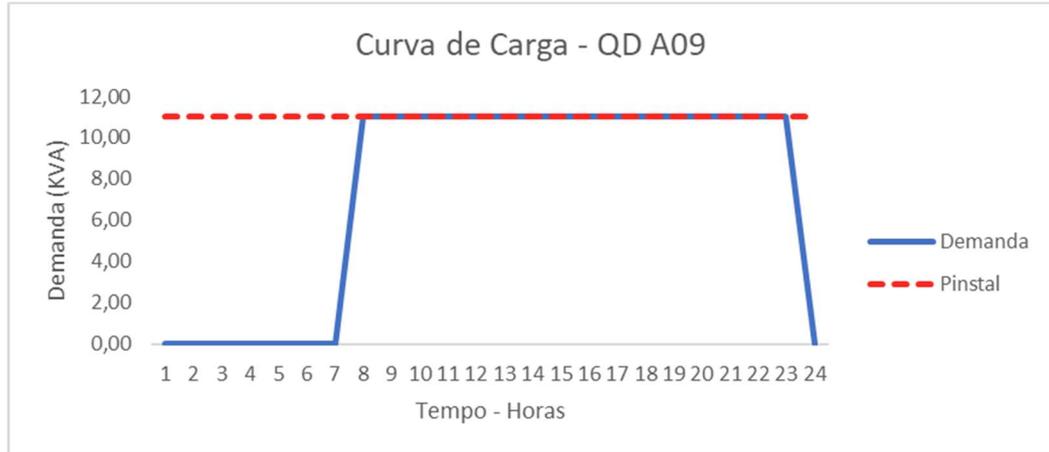


Figura A35: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD A09

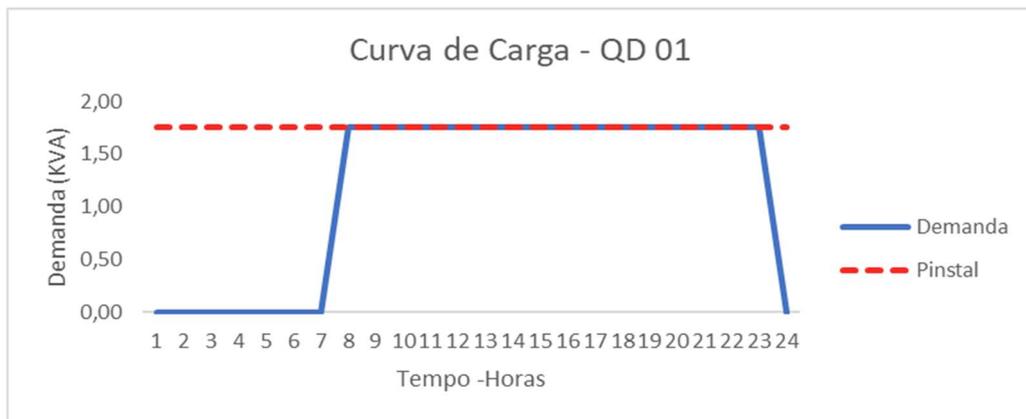


Figura A36: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD A01

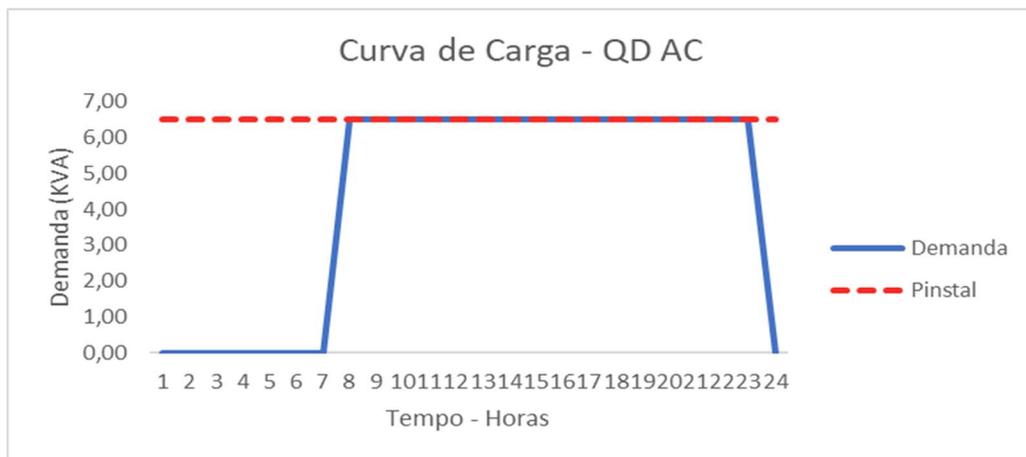


Figura A37: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD AC

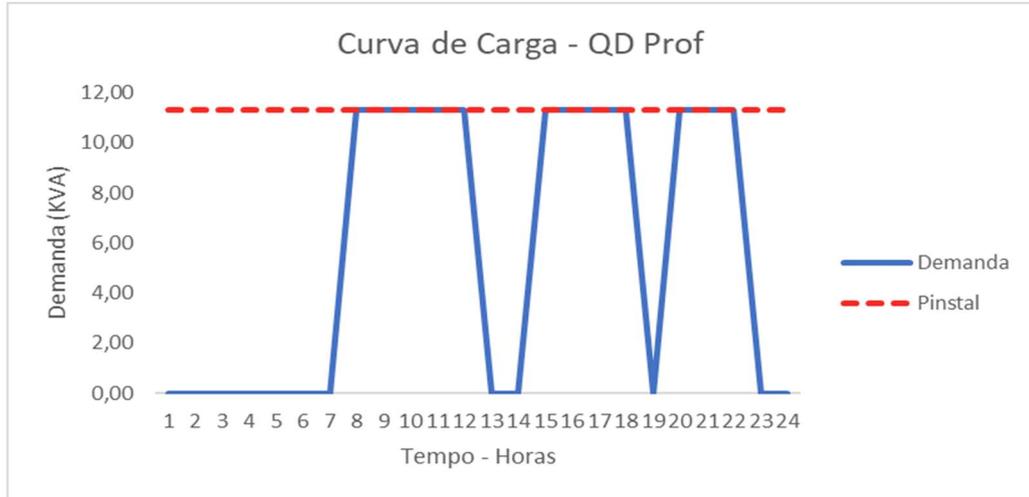


Figura A38: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD Prof

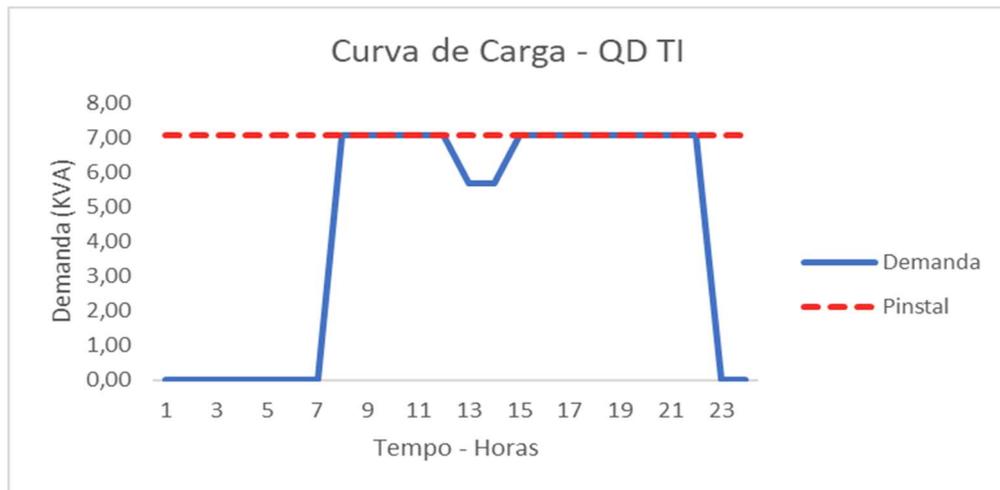


Figura A39: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD TI

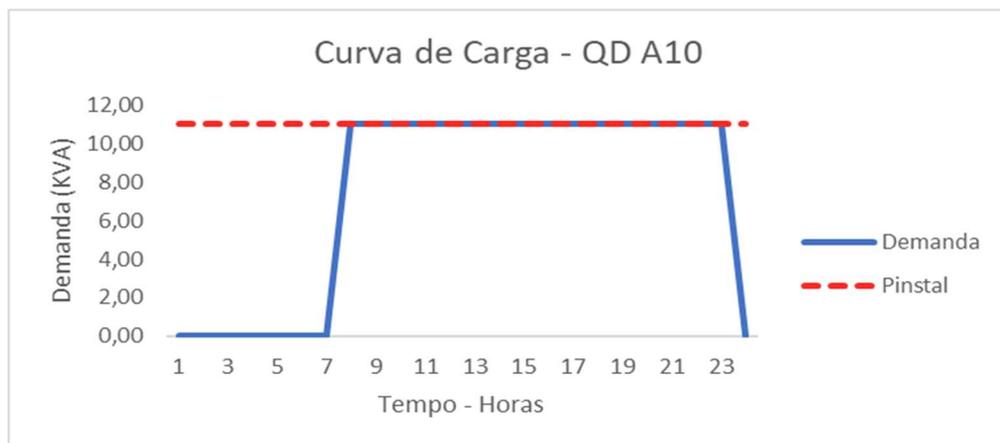


Figura A40: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD TI

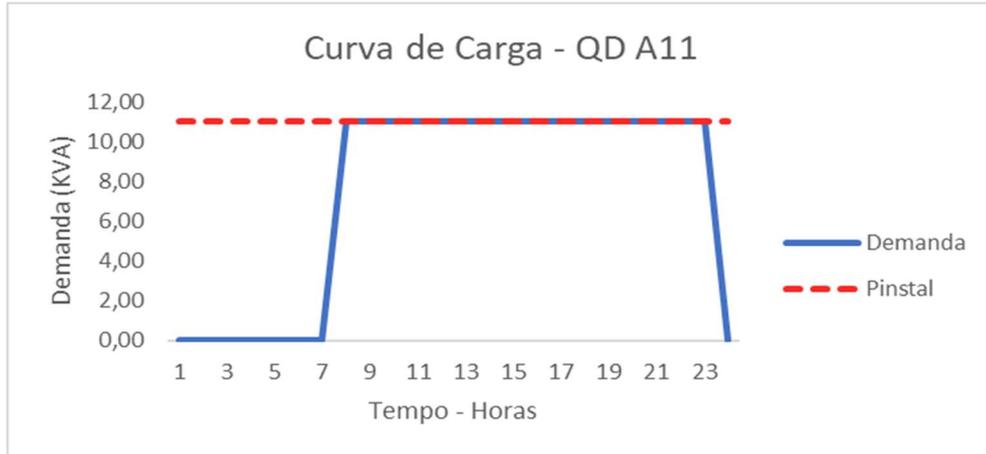


Figura A41: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD A11

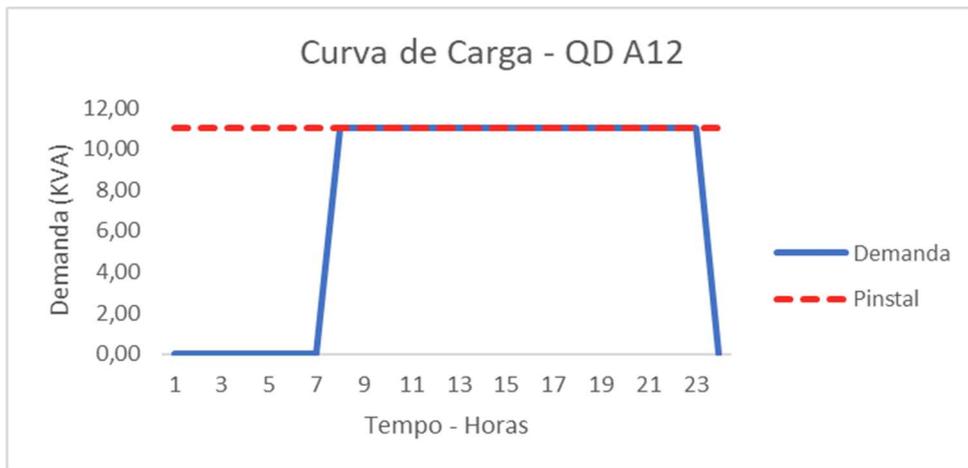


Figura A42: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD A12

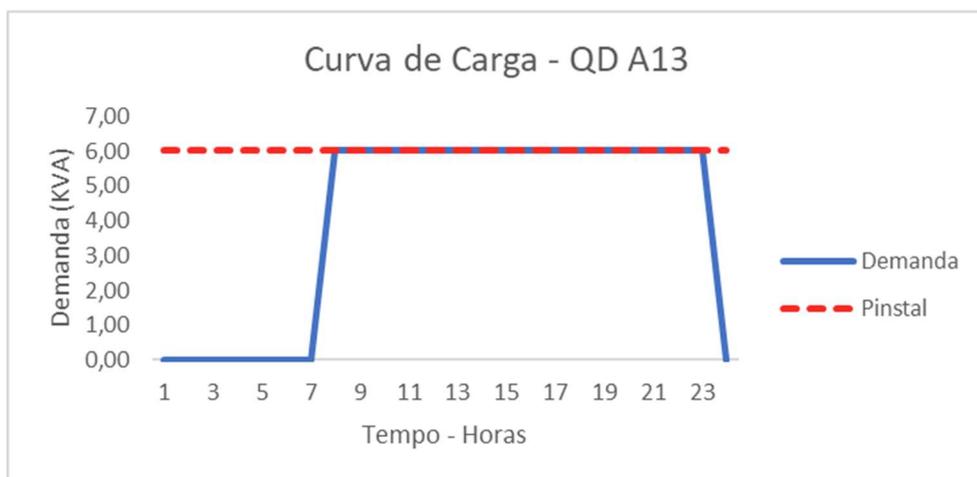


Figura A43: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD A13

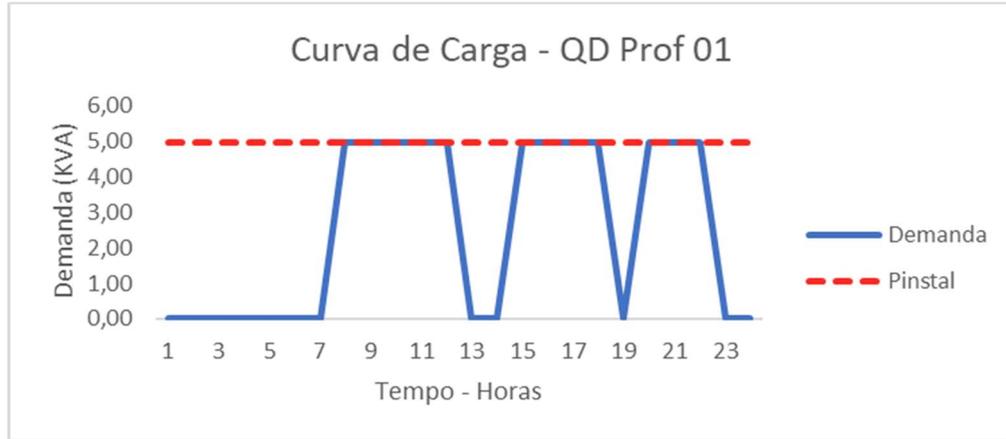


Figura A44: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD Prof 01

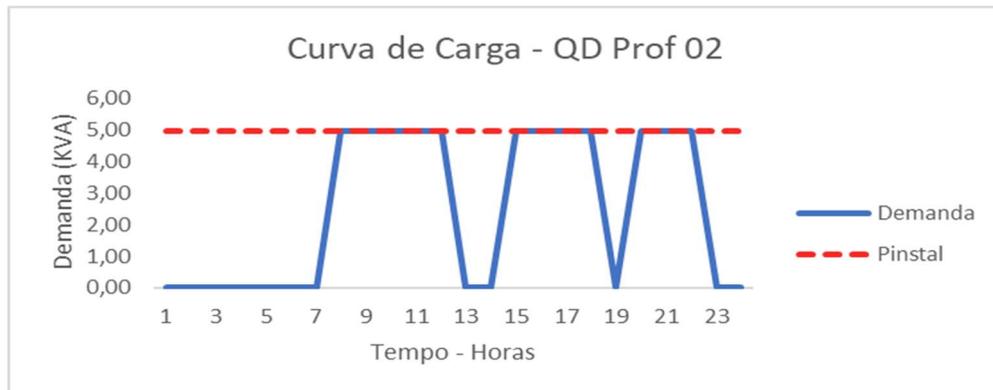


Figura A45: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD Prof 02

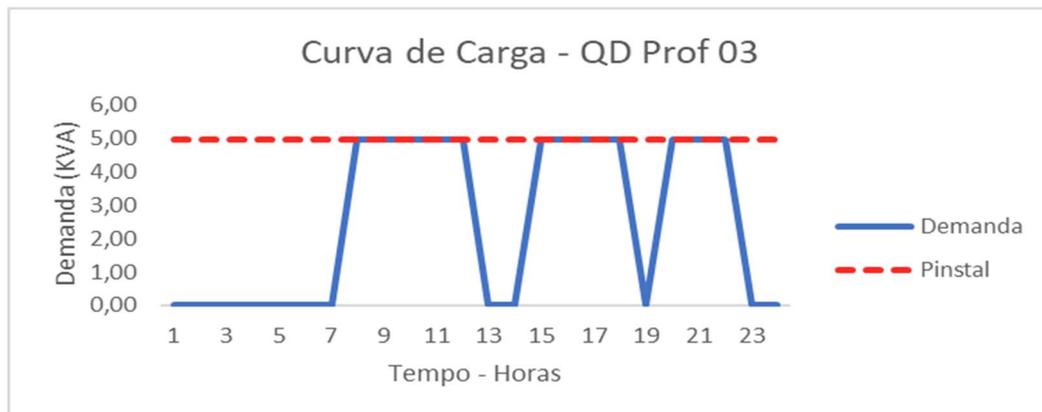


Figura A46: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD Prof 03

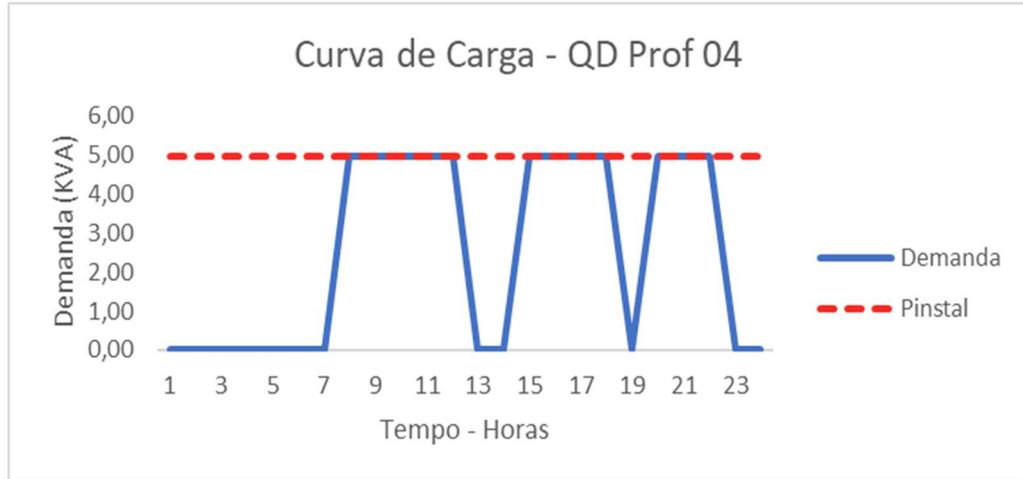


Figura A47: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD Prof 04

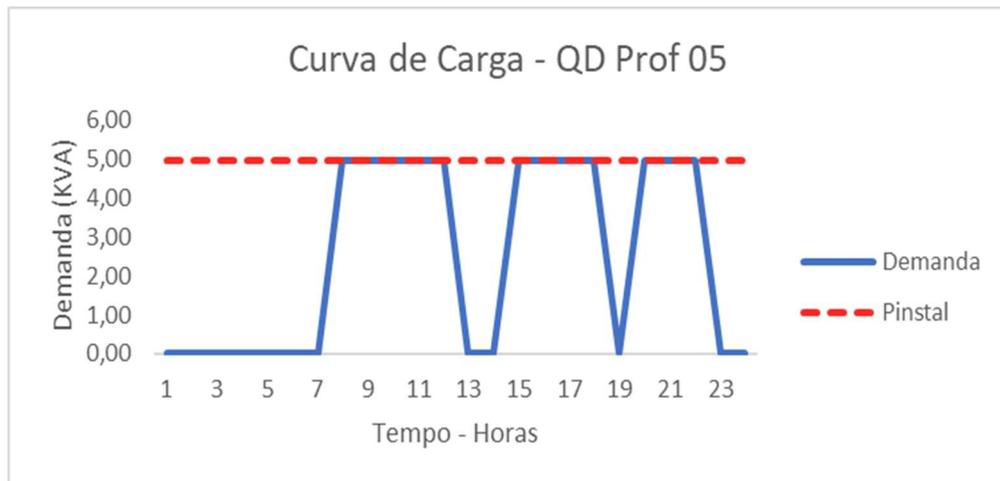


Figura A48: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD Prof 05

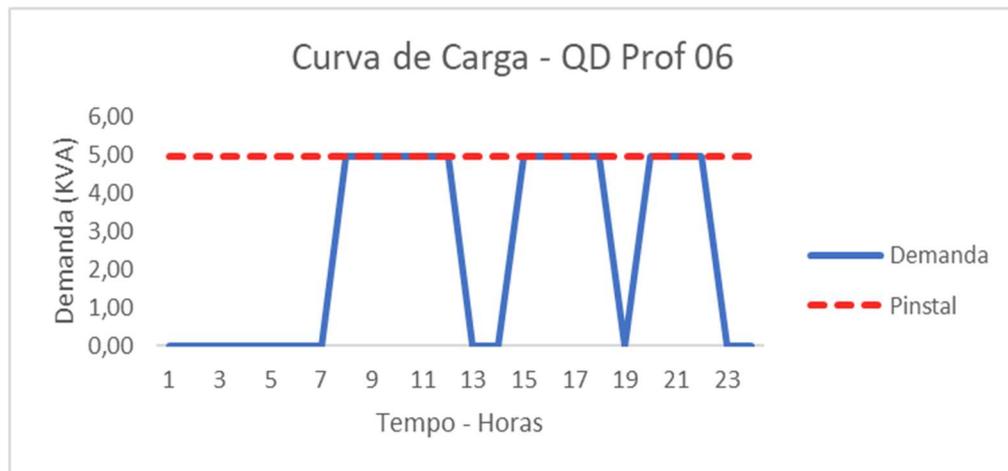


Figura A49: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD Prof 06

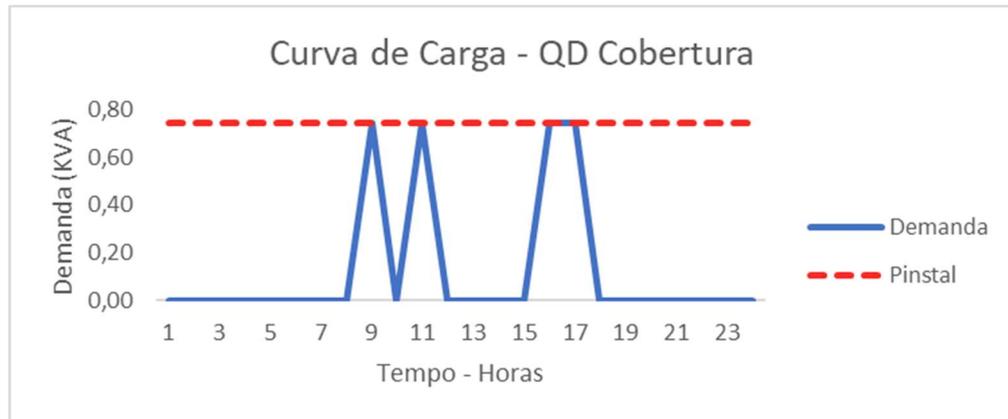


Figura A50: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD Cobertura

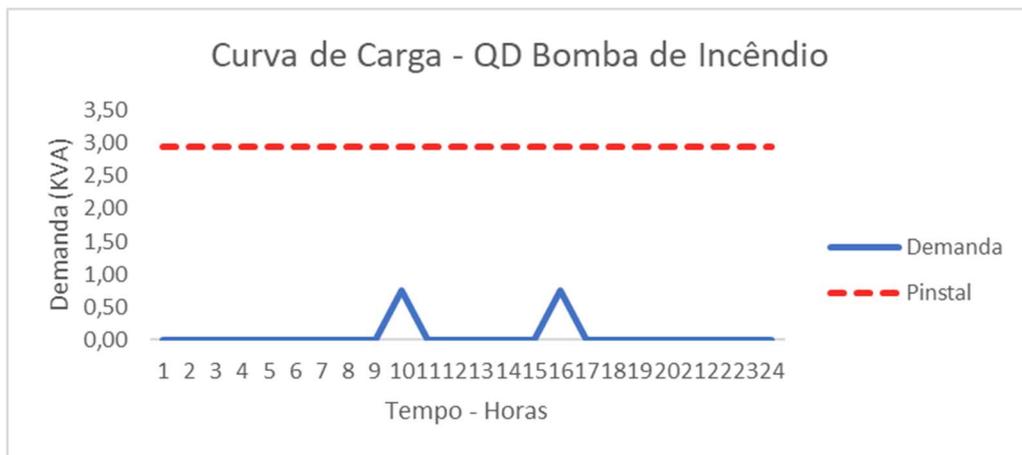


Figura A51: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD Bomba de Incêndio

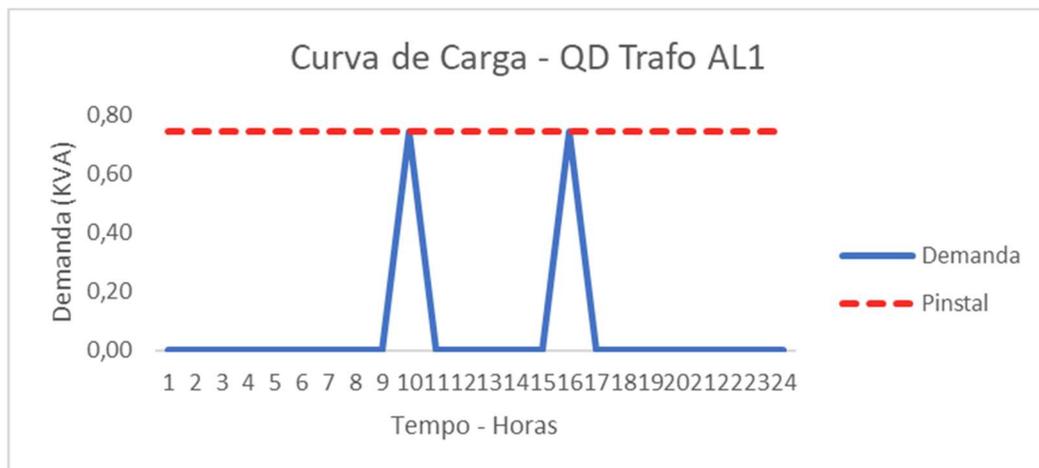


Figura A52: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD Trafo AL1

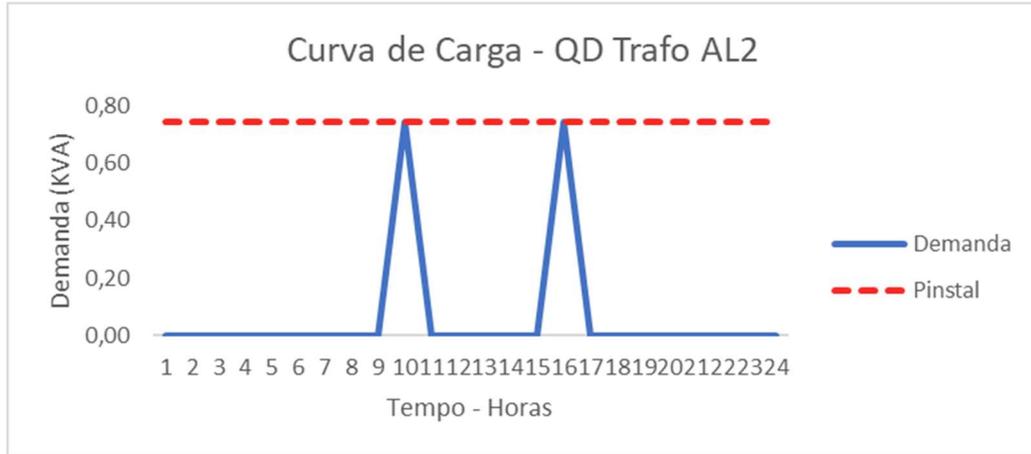


Figura A53: Estimativa de Curva de Carga – Quadro Distribuição QD Trafo AL2

Apêndice B

Algoritmo de Simulação Monte Carlo

Neste anexo, encontra-se o algoritmo do MATLAB, realizado para o cálculo da probabilidade de ocorrência da máxima potência de injeção (demanda de geração) do sistema, que considerou diferentes cenários de injetar até 30 kW na rede elétrica por meio da simulação de Monte Carlo.

```

clc;
clear all;

%Parametros
%Escala do solar, valor para multiplicar curva de 200kwp
FS=1.0;
Custokwh=0.54;
CustokwhP=0.70;
TusdG=6.73*0.90;
CustoSistema=200000*2.68;
%quantidade a injetar em kwp (kw negativos)
inj=-30;

%curva em kw [media desvio_padrao]
CurvaDemOrg=[1 1 %0
0.98 0.42 %1
1.10 0.38 %2
0.80 0.28 %3
0.78 0.29 %4
0.77 0.30 %5`
7.31 2.17 %6
10.98 3.14 %7
25.58 7.75 %8
29.24 9.0 %9
34.46 10.60 %10
36.25 11.35 %11
38.03 11.59 %12
29.69 7.19 %13
29.24 6.09 %14
39.04 13.01 %15
39.60 13.20 %16
38.60 13.14 %17
38.58 12.56 %18
29.09 9.70 %19
25.12 8.37 %20
28.80 7.93 %21
20.26 6.75 %22
1.15 0.44 %23
];

CurvaSolOrg=[0 0 %0
0 0 %1
0 0 %2
0 0 %3
0 0 %4
0 0 %5
0 0 %6
0 0 %7
13.34 2.90 %8
48.78 9.08 %9
103.31 33.55 %10
140.62 51.92 %11
161.68 63.68 %12
170.0 67.62 %13

```

10/12/23 20:10 C:\Users\rjcd\OneDrive...\TestesSolar2.m 2 of 5

```

168.28 65.69 %14
147.52 55.31 %15
115.29 38.15 %16
71.43 19.42 %17
27.46 4.34 %18
5.23 1.62 %19
0 0 %20
0 0 %21
0 0 %22
0 0 %23
];

```

```
%Calculando probabilidade para todo o vetor
```

```

CurvaSol=CurvaSolOrg;
CurvaSol=CurvaSolOrg;
CurvaDem=CurvaDemOrg;
CurvaDem=CurvaDemOrg;

```

```
CurvaSolModf=CurvaSol*FS;
```

```
%plotar
```

```

plot([CurvaDemOrg(:,1) CurvaDemOrg(:,1)+CurvaDemOrg(:,2) CurvaDemOrg(:,1)-CurvaDemOrg
(:,2)])
hold on
plot([CurvaSolModf(:,1) CurvaSolModf(:,1)+CurvaSolModf(:,2) CurvaSolModf(:,1)-
CurvaSolModf(:,2)])

```

```

Dif=[0 0 ];
Prob=[0];
for ik=1:size(CurvaDem,1)
Dif(ik,:)= [ CurvaDem(ik,1)-CurvaSolModf(ik,1) sqrt(CurvaDem(ik,2)^2+CurvaSolModf(ik,2)
^2)];
Prob(ik) = cdf('Normal',inj,Dif(ik,1), Dif(ik,2));
end
disp('Probabilidade de injetar pelo menos inj no sistema')
Dif;
Prob

```

```
%Montecarlo para um ano
```

```
for itermonte=1:1000
```

```

Autoconsumo=0;
Injecao=0;
Money=0;
Encargos=0;
Consumo=0;
AutoconsumoP=0;

```

10/12/23 20:10 C:\Users\rjcd\OneDrive...\TestesSolar2.m 3 of 5

```

InjecaoP=0;
ConsumoP=0;
ConsumoOrg=0;
ConsumoOrgP=0;
Energiaano=0;

for mes=1:12
    maxinj=0;
    maxdem=0;
    for dia=1:30

        %Gerar um dia de solar tirando os zeros.
        for ik=1:size(CurvaDem,1)
            GeracaoDia(ik) = CurvaSolModf(ik,1) + CurvaSolModf(ik,2).*randn;
            if GeracaoDia(ik)<0
                GeracaoDia(ik)=0;
            end
            if GeracaoDia(ik)>maxinj
                maxinj=GeracaoDia(ik);
            end
            Money=Money+GeracaoDia(ik)*Custokwh;
        end

        %plot(GeracaoDia)
        %hold on
        %Gerar um dia de demanda tirando os zeros.
        for ik=1:size(CurvaDem,1)
            DemandaDia(ik) = CurvaDem(ik,1) + CurvaDem(ik,2).*randn;
            if DemandaDia(ik)<0
                DemandaDia(ik)=0;
            end
            if DemandaDia(ik)>maxdem
                maxdem=DemandaDia(ik);
            end
        end
        %plot(DemandaDia,'r')

        %custo fora de ponta
        for ik=1:18 %size(CurvaDem,1)
            if (GeracaoDia(ik)-DemandaDia(ik))>0
                Autoconsumo=Autoconsumo+DemandaDia(ik);
                Injecao=Injecao+GeracaoDia(ik)-DemandaDia(ik);
            else
                Autoconsumo=Autoconsumo+GeracaoDia(ik);
                Consumo=Consumo+DemandaDia(ik)-GeracaoDia(ik);
            end
            ConsumoOrg=ConsumoOrg+DemandaDia(ik);
        end
        %custo ponta
        for ik=19:21 %size(CurvaDem,1)
            if (GeracaoDia(ik)-DemandaDia(ik))>0
                AutoconsumoP=AutoconsumoP+DemandaDia(ik);
            end
        end
    end
end

```

10/12/23 20:10 C:\Users\rjcd\OneDrive...\TestesSolar2.m 4 of 5

```

        Injecao=Injecao+GeracaoDia(ik)-DemandaDia(ik);
    else
        AutoconsumoP=AutoconsumoP+GeracaoDia(ik);
        ConsumoP=ConsumoP+DemandaDia(ik)-GeracaoDia(ik);
    end
    ConsumoOrgP=ConsumoOrgP+DemandaDia(ik);
end
%custo fora de ponta
for ik=21:size(CurvaDem,1)
    if (GeracaoDia(ik)-DemandaDia(ik))>0
        Autoconsumo=Autoconsumo+DemandaDia(ik);
        Injecao=Injecao+GeracaoDia(ik)-DemandaDia(ik);
    else
        Autoconsumo=Autoconsumo+GeracaoDia(ik);
        Consumo=Consumo+DemandaDia(ik)-GeracaoDia(ik);
    end
    ConsumoOrg=ConsumoOrg+DemandaDia(ik);
end

end
if maxinj>maxdem
    Encargos=Encargos+(maxinj-maxdem)*Tusdg;
else
    Encargos=Encargos+0;
end

Energiaano=ConsumoOrg*Custokwh+ConsumoOrgP*CustokwhP+Injecao*Custokwh;

MediaAuto(itermonte)=Autoconsumo;
MediaInje(itermonte)=Injecao;
MediaMoney(itermonte)=Money;
MediaEncargos(itermonte)=Encargos;
MediaConsumo(itermonte)=Consumo;
MediaEnergiaano(itermonte)=Energiaano;

end

```

10/12/23 20:10 C:\Users\rjcd\OneDrive...\TestesSolar2.m 5 of 5

```

disp('Média do autoconsumo em MWh');
mean(MediaAuto)/1000
disp('desvio padrão do autoconsumo em MWh');
std(MediaAuto)/1000

disp('Média da injeção em MWh');
Injecao=mean(MediaInje)
Injecao/1000
disp('desvio padrão da injeção em MWh');
std(MediaInje)/1000

disp('Média de dinheiro gerado em miles de R$');
mean(MediaMoney)/1000
disp('desvio padrão do dinheiro gerado em miles de R$');
std(MediaMoney)/1000

disp('Média dos encargos em miles de R$');
Encargos=mean(MediaEncargos);
Encargos/1000
disp('desvio padrão dos encargos em miles de R$');
std(MediaEncargos)/1000

disp('Media do dinheiro gerado - encargos por ano em miles de R$')
Money2=(mean(MediaMoney)-mean(MediaEncargos));
Money2/1000

disp('Média do Consumo em Mwh');
Consumo=mean(MediaConsumo);
Consumo/1000

disp('desvio padrão do Consumo em Mwh');
std(MediaConsumo)/1000

disp('Media da Energia não compensada no local em MWh');
NComp=(mean(MediaInje)-mean(MediaConsumo));
NComp/1000
%Se for negativo so autoconsumo, se for positivo, injeção mais autoconsumo

MAutoconsumoP=mean(AutoconsumoP)/1000;
MConsumoP=mean(ConsumoP);
MConsumoOrg=mean(ConsumoOrg);
MConsumoOrgP=mean(ConsumoOrgP);
MEnergiaano=mean(MediaEnergiaano);

if NComp<0
    disp('Tempo de retorno, caso sem compensação completa');
    TempoRetorno=(CustoSistema*FS+Encargos*25+abs(NComp)*25*CustokwhP)/(MEnergiaano)
else
    disp('Tempo de retorno, caso com compensação completa');
    TempoRetorno=(CustoSistema*FS+Encargos*25)/(MEnergiaano)
end

```