

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

DIONATHAN STEIL SCHEID

**METODOLOGIA PARA
DESAGREGAÇÃO ENERGÉTICA DE
PROSSUMIDORES E ESTIMAÇÃO DE
INDICADORES HORÁRIOS DE
OPERAÇÃO DE SISTEMAS DE
DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA
ELÉTRICA**

Porto Alegre
2022

DIONATHAN STEIL SCHEID

**METODOLOGIA PARA
DESAGREGAÇÃO ENERGÉTICA DE
PROSSUMIDORES E ESTIMAÇÃO DE
INDICADORES HORÁRIOS DE
OPERAÇÃO DE SISTEMAS DE
DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA
ELÉTRICA**

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Rio Grande do Sul como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.
Área de concentração: Sistemas de Energia

ORIENTADOR: Prof. Dr. Sérgio Haffner

CO-ORIENTADOR: Profa. Dra. Bibiana Ferraz

Porto Alegre
2022

DIONATHAN STEIL SCHEID

**METODOLOGIA PARA
DESAGREGAÇÃO ENERGÉTICA DE
PROSSUMIDORES E ESTIMAÇÃO DE
INDICADORES HORÁRIOS DE
OPERAÇÃO DE SISTEMAS DE
DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA
ELÉTRICA**

Esta dissertação foi julgada adequada para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica e aprovada em sua forma final pelo Orientador e pela Banca Examinadora.

Orientador: _____

Prof. Dr. Sérgio Haffner, UFRGS

Doutor pela Universidade Estadual de Campinas – Campinas, Brasil

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Mauro Augusto da Rosa, UFSC

Doutor pela Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto – Porto, Portugal

Prof. Dr. Maicon Jaderson Silveira Ramos, UFRGS

Doutor pela Universidade Federal de Santa Maria – Santa Maria, Brasil

Prof. Dr. Roberto Chouhy Leborgne, UFRGS

Doutor pela Chalmers University Of Technology – Göteborg, Suécia

Coordenador do PPGEE: _____

Prof. Dr. Sérgio Haffner

Porto Alegre, agosto de 2022.

AGRADECIMENTOS

Aos meus orientadores Sérgio Haffner e Bibiana Ferraz, sempre muito atenciosos e prestativos para as orientações e revisões durante todo o curso de mestrado.

Aos meus pais, Cleusa e Marcelo Scheid, por todo o amor e apoio incondicional, que me possibilitam perseverar em cada desafio da vida.

À Kelly Ruoso, por sua companhia, seu carinho e afeto em todos os momentos.

Aos meus professores do PPGEE, por todo o conhecimento e experiências compartilhados comigo.

Aos meus colegas da UFRGS, por toda a parceria durante os estudos e na elaboração de trabalhos nas disciplinas do mestrado.

Agradeço à Companhia Estadual de Distribuição de Energia Elétrica (CEEE-D/Equatorial) e seus colaboradores pelo suporte financeiro ao Projeto de P&D CEEE-D 5000003922, possibilitando o desenvolvimento desta dissertação.

Agradeço também à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo apoio financeiro e por tornar viável a minha dedicação em tempo integral ao Curso de Pós-Graduação.

Agradeço ainda ao Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado do RS (FAPERGS) pelo concessão de apoio financeiro ao projeto de pesquisa 21/2551-0000660-9 (auxílio recém-doutor).

RESUMO

Este trabalho apresenta uma metodologia de desagregação energética de prossumidores e estimação de indicadores horários de operação, com o objetivo de representar o comportamento de um sistema de distribuição de energia elétrica (SDEE). A metodologia de desagregação utiliza como entrada apenas os dados mensais líquidos, uma geração de referência e curvas de carga típicas de consumidores residenciais, comerciais e industriais atendidos em baixa tensão. Para a validação da metodologia de desagregação são utilizadas unidades prossumidoras (UPs) sintéticas de treze classificações diferentes, a qual se mostrou eficiente em estimar o consumo e a geração brutos ao longo dos meses do ano. Neste trabalho também é apresentada a metodologia de cálculo de indicadores operacionais, os quais são utilizados para avaliar o comportamento horário de um SDEE ao longo de um ano. Os resultados obtidos por intermédio de estudos de fluxo de potência em um sistema teste de 23 nós demonstram uma boa precisão da abordagem proposta. Além disso, os resultados evidenciam o potencial do método proposto, uma vez que viabilizou o estudo detalhado de um SDEE com inserção de GD, sem a necessidade de sistemas de medição de energia elétrica avançados.

Palavras-chave: Sistemas de distribuição, geração distribuída, prossumidor, desagregação energética, geração solar fotovoltaica.

ABSTRACT

This study presents a methodology for energy disaggregation of prosumers and estimation of hourly operation indicators, in order to represent the behavior of a power distribution system (PDS). The disaggregation methodology uses as input net monthly data, a reference generation and typical load curves of residential, commercial and industrial low voltage consumers. For disaggregation methodology validation, synthetic prosumer units of thirteen different classifications are used, which proved to be efficient in estimating gross consumption and generation over every month of a year. This work also presents methods for calculating operational indicators, which are used to estimate the PDS behavior over a year. The results obtained through power flow studies in a 23-node test system demonstrate a good accuracy of the proposed approach. Additionally, the results show the potential of the proposed method, since it enabled a detailed study of PDS with DG penetration, without the need for advanced electrical energy measurement systems.

Keywords: Distribution systems, distributed generation, prosumer, load disaggregation, solar photovoltaic generation.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1	Evolução da inserção de recursos energéticos distribuídos no Brasil (entre 01/01/2012 e 20/05/2022).	17
Figura 2	Exemplos de esquemas de medição de energia elétrica.	22
Figura 3	Curva de carga e geração de um prossumidor.	23
Figura 4	Nuvem de palavras com as palavras-chave da base de periódicos.	25
Figura 5	Diagrama com o histórico de citações diretas entre os autores da base de periódicos.	26

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Matriz elétrica brasileira considerando as usinas em operação.	16
Tabela 2	Características principais das referências selecionadas.	27
Tabela 3	Valores horários dos cenários de geração de janeiro e fevereiro.	41
Tabela 4	Valores horários dos cenários de geração de março e abril. . .	42
Tabela 5	Valores horários dos cenários de geração de maio e junho. . .	43
Tabela 6	Valores horários dos cenários de geração de julho e agosto. . .	44
Tabela 7	Valores horários dos cenários de setembro e outubro.	45
Tabela 8	Valores horários dos cenários de novembro e dezembro.	46
Tabela 9	Combinações de dias típicos e cenários de geração.	47
Tabela 10	Valores horários das curvas de carga normalizadas utilizadas. .	50
Tabela 11	Valores horários das curvas de carga normalizadas utilizadas. .	51
Tabela 12	Valores horários das curvas de carga normalizadas utilizadas. .	51
Tabela 13	Valores horários das curvas de carga normalizadas utilizadas. .	52
Tabela 14	Valores horários das curvas de carga normalizadas utilizadas. .	52

LISTA DE ABREVIATURAS

AMI	Infraestrutura de Medição Avançada
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
GD	Geração Distribuída
INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
REDS	Recursos Energéticos Distribuídos
SDEE	Sistema de Distribuição de Energia Elétrica
TC	Transformador de corrente
TP	Transformador de potencial
UC	Unidade Consumidora
UP	Unidade Prosumidora

LISTA DE SÍMBOLOS

Conjuntos:

Ψ_M, M	Conjunto e cardinalidade dos meses de um ano.
Ψ_{CG}, CG	Conjunto e cardinalidade dos três cenários de geração adotados.
Ψ_{DT}, DT	Conjunto e cardinalidade dos três dias típicos adotados.
Ψ_H, H	Conjunto e cardinalidade das 24 horas que são consideradas em cada cenário para descrever um dia típico de operação.
Ψ_I, I	Conjunto e cardinalidade de todos os nós da rede.
Ψ_D, D	Conjunto e cardinalidade de todos os nós da rede nos quais existe demanda de potência, nos quais a tensão necessita ser regulada.
Ψ_R, R	Conjunto e cardinalidade de todos os circuitos da rede.
Ψ_m^{ind}, IND	Conjunto e cardinalidade das horas com fator de potência indutivo.
Ψ_m^{cap}, CAP	Conjunto e cardinalidade das horas com fator de potência capacitivo.

Variáveis Contínuas:

ΔK	Incremento positivo no fator K .
$\widehat{CBkW}_{h,\text{médio}}^{\text{inicial}}$	Valor médio anual das estimativas iniciais de consumo bruto mensal [kWh].
$\widehat{CBkW}_{h,m}^{\text{inicial}}$	Valor do consumo bruto inicial de energia estimado para o mês m [kWh].
$\widehat{CBkW}_{h,DT,m}$	Estimativa do valor do consumo bruto de potência estimado durante a hora h , no dia típico DT para o mês m [kW].
$\widehat{CBkW}_{h,DU,m}$	Estimativa do valor do consumo bruto de potência estimado durante a hora h , no dia útil DU para o mês m [kW].
$\widehat{CBkW}_{h,SA,m}$	Estimativa do valor do consumo bruto de potência estimado durante a hora h , no sábado SA para o mês m [kW].
$\widehat{CBkW}_{h,DO,m}$	Estimativa do valor do consumo bruto de potência estimado durante a hora h , no domingo DO para o mês m [kW].

$\overline{CBkW}_{c,m}$	Valores médios de consumo bruto de potência para a classificação de consumidor c e no mês m .
$CBkW_{h,D,m}$	Valores do consumo bruto na hora h , no dia D e no mês m .
$CBkW_{f,h,D,m}$	Valor horário do consumo de energia elétrica de uma unidade consumidora, na fase f , na hora h , no dia D e no mês m .
$C_{\text{perdas},m}$	Custo das perdas no mês m (em R\$ por mês).
$C_{\text{perdas},m}^{\text{específica}}$	custo mensal das perdas (em R\$ por UC).
$CLkWh_m$	Consumo líquido registrado no mês m [kWh].
\widehat{CLkWh}_m	Consumo líquido estimado no mês m [kWh].
\overline{CMkWh}_c	Consumo mensal médio de energia da classe consumidora c [kWh].
$DRP_{i,m}$	Estimativa mensal de duração relativa das transgressões para tensão precária [%].
$DRP_{i,m}$	Estimativa mensal de duração relativa das transgressões para tensão crítica [%].
$DRP_{E,m}$	Estimativa do índice de duração relativa das transgressões para a tensão precária equivalente.
$DRC_{E,m}$	Estimativa do índice de duração relativa das transgressões para a tensão crítica equivalente.
$E_m^{\text{autoconsumo}}$	Energia do autoconsumo no mês m .
$E_{\text{perdas},m}$	Energia das perdas no mês m (em kWh por mês).
$E_{\text{perdas},m}^{\text{específica}}$	energia específica de perdas mensal (em %).
$E_{\text{fornecida total},m}$	Energia fornecida total no mês m (em kWh por mês).
$EUSD_{i,m}$	Valor total do uso do sistema de distribuição no nó i no mês m .
$FC_{c,h,DT}$	Fator de conversão para transformar a energia consumida no mês [kWh].
$FD\%$	Fator de desequilíbrio percentual [%].
$FD\%_{i,h,m}$	Fator de desequilíbrio percentual do nó i para a hora h do mês m [%].
$FD95\%$	Fator de desequilíbrio que foi superado em apenas 5% das leituras válidas [%].
$FD\%_{i,h,DT,CG,m}$	Fator de desequilíbrio percentual do nó i , para a hora h , do mês m , para o dia típico DT e considerando o cenário de geração CG .
$FD95\%_{i,m}$	Fator de desequilíbrio mensal do nó i , o qual existe carga conectada [%].
$FD95\%_{E,m}$	fator de desequilíbrio mensal equivalente [%].
$FU_{ij,m}$	Fator de utilização em cada circuito ij no mês m .
$FU_{\text{médio},m}$	Fator de utilização médio do alimentador no mês m

$\widehat{GLkW}h_m$	Geração líquida estimada no mês m [kWh].
$\widehat{GBkW}h_m^{\text{inicial}}$	Estimativa inicial de geração mensal [kWh].
$\widehat{GBkW}_{h,CG,m}$	Estimativa de geração bruta, para todas as horas h de todos os cenários de geração CG do mês m [kW].
$\widehat{GBkW}h_m$	Estimativa da geração bruta mensal [kWh].
$GLkWh_m$	Geração líquida registrada no mês m [kWh].
$HC_{i,h,m}$	Estimativa do número de horas de operação com nível de tensão crítica do nó i durante a hora h do mês m [hora].
$HP_{i,h,m}$	Estimativa do número de horas de operação com nível de tensão precária do nó i durante a hora h do mês m [hora].
$HP_{i,h,DT,CG}$	Estimativa do número de horas de operação com nível de tensão precária do nó i durante a hora h de cada dia típico DT combinado com cada cenário de geração CG [hora].
$HP_{i,h,DT,CG}$	Estimativa do número de horas de operação com nível de tensão crítica do nó i durante a hora h de cada dia típico DT combinado com cada cenário de geração CG [hora].
$I_{ij,h,m}$	Valores eficazes das correntes em cada circuito ij na hora h e no mês m .
K	Fator de eficiência do sistema de geração instalado na UP.
$P_{\text{perdas},h,DT,CG,m}$	Perdas ativas na hora h , do mês m , para o dia típico DT e considerando o cenário de geração CG .
$SC_{\text{max},m}$	Sobrecarga mensal máxima.
$SC_{\text{total},m}$	Sobrecarga mensal total.
$SC_{ij,m}$	Sobrecarga em cada circuito ij no mês m .
$\text{Valor}_{i,m}$	Valor da compensação mensal de todos os nós nos quais existe carga conectada [R\$].
Valor_m	valor da compensação mensal do alimentador [R\$].
$V_{a,i,h,DT,CG}$	Tensão da fase a do nó i para a hora h de cada dia típico DT combinado com cada cenário de geração CG [pu].
$V_{b,i,h,DT,CG}$	Tensão da fase b do nó i para a hora h de cada dia típico DT combinado com cada cenário de geração CG [pu].
$V_{c,i,h,DT,CG}$	Tensão da fase c do nó i para a hora h de cada dia típico DT combinado com cada cenário de geração CG [pu].
$V_{i,h,DT,CG}^{\text{min}}$	Mínimo valor de tensão obtido entre as fases a , b e c do nó i durante a hora h de cada dia típico DT combinado com cada cenário de geração CG [pu].
$V_{ab,i,h,m}$	Tensão entre as fases a e b do nó i , para a hora h e do mês m .
$V_{bc,i,h,m}$	Tensão entre as fases b e c do nó i , para a hora h e do mês m .

$V_{ca,i,h,m}$	Tensão entre as fases c e a do nó i , para a hora h e do mês m .
$V_{ab,i,h,DT,CG,m}$	Tensão entre as fases a e b do nó i , para a hora h , do mês m , para o dia típico DT e considerando o cenário de geração CG .
$V_{bc,i,h,DT,CG,m}$	Tensão entre as fases b e c do nó i , para a hora h , do mês m , para o dia típico DT e considerando o cenário de geração CG .
$V_{ca,i,h,DT,CG,m}$	Tensão entre as fases c e a do nó i , para a hora h , do mês m , para o dia típico DT e considerando o cenário de geração CG .
$V_{a,i,h,m}$	Tensão de fase, da fase a do nó i para a hora h do mês m [pu].
$V_{b,i,h,m}$	Tensão da fase b do nó i para a hora h do mês m [pu].
$V_{c,i,h,m}$	Tensão da fase c do nó i para a hora h do mês m [pu].
$V_{i,h,m}^{\min}$	Mínimo valor de tensão obtido entre as fases a , b e c do nó i durante a hora h do mês m [hora].
$V_{i,h,m}^{\max}$	Máximo valor de tensão obtido entre as fases a , b e c do nó i durante a hora h do mês m [hora].
$\mathcal{X}_{h,D,m}^{\text{carregamento}}$	Variável aleatória uniformemente distribuída entre 0,5 e 1,5, que é determinada para cada UC, sendo um valor para cada hora h , de cada dia D , de cada mês m .
$\mathcal{X}_{f,h,D,m}^{\text{desequilíbrio}}$	Variável aleatória uniformemente distribuída entre 0,5 e 1,5, que é determinada para cada UC, sendo um valor para cada fase f , de hora h , de cada dia D , de cada mês m .

Parâmetros e Índices:

$C_{kWh,m}$	Valor do custo da energia para a distribuidora no mês m [R\$/kWh].
$CAkWh_c$	Consumo anual de energia da carga que se enquadra na classe/faixa consumidora c [kWh].
CG	Cenário de geração.
$CMkWh_{c,m}$	Consumo mensal de energia da classe consumidora c no mês m [kWh].
DO	Dia típico correspondente ao domingo.
DRC_{limite}	Limite de transgressão de tensão crítica [pu].
DRP_{limite}	Limite de transgressão de tensão precária [pu].
DT	Dia típico do mês m .
DU	Dia típico correspondente ao dia útil.
$E_{i,m}$	Valor do consumo mensal dos nós que possuem cargas [kWh/mês].
F	Número de fases que a UC está conectada.
$FC_{h,DT}$	Fator de conversão para a hora h no dia típico DT .
$FS_{c,m}$	Fator de sazonalidade de cada classe consumidora c .

G_h^{2019}	Valor da geração de referência na hora h do ano de 2019 [kWh].
G_m^{ref}	Valor da geração de referência determinada para o mês m de um sistema considerado otimizado com potência nominal de 1 kWp, instalado na região geográfica da UP em análise [kWh].
$G_{h,CG,m}^{\text{ref}}$	Valor de referência de geração relativo à hora h do cenário de geração CG no mês m , para 1 kWp instalado [kW].
$GBkW_h^{2019}$	Valor da geração horária da UP, na hora h do ano de 2019 [kWh].
h	Hora do dia típico DT ou do cenário CG .
H_m	Horas que descrevem a operação do alimentador ao longo do mês m .
$HC_{i,DO,m}$	Número de horas com transgressão para tensão crítica no nó i , em domingos e no mês m .
$HC_{i,DU,m}$	Número de horas com transgressão para tensão crítica no nó i , em dias úteis e no mês m .
$HC_{i,SA,m}$	Número de horas com transgressão para tensão crítica no nó i , em sábados e no mês m .
$HP_{i,DO,m}$	Número de horas com transgressão para tensão precária no nó i , em domingos e no mês m .
$HP_{i,DU,m}$	Número de horas com transgressão para tensão precária no nó i , em dias úteis e no mês m .
$HP_{i,SA,m}$	Número de horas com transgressão para tensão precária no nó i , em sábados e no mês m .
i	Nó do sistema de distribuição.
I_{ij}^{max}	Valor do limite de corrente dos circuitos ij .
m	Mês.
NUC	Número total de UCs conectadas ao sistema de distribuição.
NUC_i	Número de UCs conectadas ao nó i .
P_{inst}	Valor da potência instalada na UP [kWp].
PB	Cenário de geração de produção baixa.
PE	Cenário de geração de produção elevada.
PM	Cenário de geração de produção média.
$PO_{CG,m}^{\text{ref}}$	Probabilidade de ocorrência do cenário de geração CG no mês m .
$PO_{PE,m}^{\text{ref}}$	Probabilidade de ocorrência do cenário de geração com produção elevada no mês m .
$PO_{PM,m}^{\text{ref}}$	Probabilidade de ocorrência do cenário de geração com produção média no mês m .
$PO_{PB,m}^{\text{ref}}$	Probabilidade de ocorrência do cenário de geração com produção baixa no mês m .

PO_{DU}	Probabilidade de ocorrência de dia útil.
PO_{SA}	Probabilidade de ocorrência de sábado
PO_{DO}	Probabilidade de ocorrência de domingo
$PO_{PE,m}$	Probabilidade de ocorrência do cenário de geração com produção elevada no mês m .
$PO_{PM,m}$	Probabilidade de ocorrência do cenário de geração com produção média no mês m .
$PO_{PB,m}$	Probabilidade de ocorrência do cenário de geração com produção baixa no mês m .
PPC_c	Participação percentual de cada classe consumidora c .
SA	Dia típico correspondente ao sábado.
$TUSD$	Valor médio da tarifa do uso do sistema de distribuição [R\$/kWh].
TR	Tensão de fase de referência [V].

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	16
1.1	Objetivos	18
1.2	Estrutura da dissertação	18
2	ANÁLISE DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO COM GERAÇÃO DISTRIBUÍDA: REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	20
2.1	Medição de energia elétrica em Unidades Prossumidoras	21
2.1.1	Desagregação Energética	23
2.2	Análise da operação de sistemas de distribuição	24
2.2.1	Indicadores	24
2.3	Principais abordagens correlatas ao método proposto	25
2.3.1	Estudo de CHEN; IRWIN (2017)	26
2.3.2	Estudo de Cheung et al. (2018)	28
2.3.3	Estudo de KARA et al. (2018)	28
2.3.4	Estudo de SOSSAN et al. (2018)	29
2.3.5	Estudo de Kabir et al. (2019)	29
2.3.6	Estudo de STAINSBY; ZIMMERLE; DUGGAN (2020)	29
2.3.7	Estudo de Li et al. (2020)	30
2.4	Reflexões sobre os estudos já desenvolvidos	30
3	DESAGREGAÇÃO ENERGÉTICA DE PROSSUMIDORES	32
4	INDICADORES PARA ANÁLISE DA OPERAÇÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO	33
5	ESTUDOS DE CASO E RESULTADOS	34
6	CONCLUSÕES	35
6.1	Trabalhos futuros	36
	REFERÊNCIAS	38
APÊNDICE A	DADOS DE PRODUÇÃO SOLAR FOTOVOLTAICA	41
APÊNDICE B	COMBINAÇÕES DE DIAS TÍPICOS E CENÁRIOS DE GERAÇÃO	47
ANEXO A	CURVAS DE CARGA NORMALIZADAS	50

1 INTRODUÇÃO

É notório que o uso da energia elétrica está intimamente ligado ao desenvolvimento humano. No entanto, a eletricidade ainda não é economicamente armazenável em larga escala, sendo necessário manter o equilíbrio em tempo real entre oferta, demanda e perdas. Para isso, o setor elétrico se expandiu e se consolidou a partir da geração de energia elétrica centralizada, com grandes usinas geradoras interligadas às cargas por meio de longos sistemas de transmissão e redes de distribuição passivas e radiais, com fluxo unidirecional da eletricidade (sentido geração–carga). Atualmente, 3/4 da potência instalada de geração no país é composta por usinas hidroelétricas e termoelétricas, conforme os dados disponibilizados pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) e listados na Tabela 1.

Tabela 1: Matriz elétrica brasileira considerando as usinas em operação.

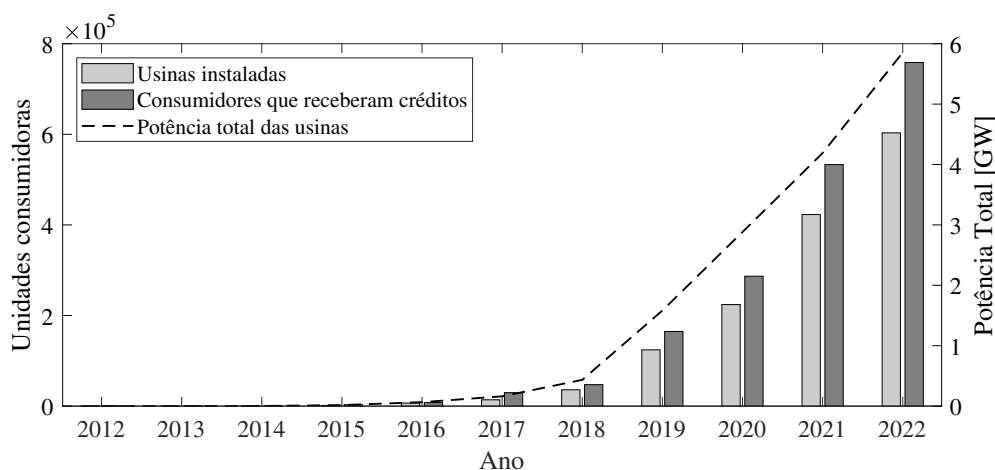
Tipo	Quantidade de Usinas	Potência Fiscalizada	
		[MW]	[%]
Usina Hidrelétrica	218	103.003	56,32%
Usina Termelétrica	3112	44.939	24,57%
Central Geradora Eólica	812	21.585	11,80%
Pequena Central Hidrelétrica	430	5.578	3,05%
Central Geradora Solar Fotovoltaica	8590	4.942	2,70%
Usina Termonuclear	2	1.990	1,09%
Central Geradora Hidrelétrica	736	844	0,46%
Central Geradora Undi-elétrica	1	0,05	0,00%
Total	13901	182.881	100,00%

Fonte: ANEEL (2022a).

A proliferação de recursos energéticos distribuídos (REDs) é uma realidade recente, a qual iniciou há uma década com o marco regulatório da geração distribuída (GD), estabelecido pela ANEEL por intermédio da Resolução Normativa número 482/2012. Dentre os principais aspectos este documento essencialmente: (i) tornou possível a instalação de micro (até 100 kW) e minigeração (até 1 MW); (ii) definiu políticas de autoconsumo remoto a partir de créditos de energia; e (iii) estabeleceu diretrizes regulatórias para faturamento pelo consumo líquido (conhecida como *net metering*). Esta regulamentação fez com que surgisse a figura do “prossumidor” (do inglês, *prosumer*), expressão que provém da junção de produtor e consumidor, representando as unidades consumidoras que produzem energia elétrica e compartilham o excedente com sistema (ZAFAR et al., 2018). Embora tal cenário pareça inicialmente atrativo, o alto custo das tecnologias tornou incipiente a

inserção de GD na matriz energética brasileira nos primeiros anos da Resolução Normativa n. 482/2012. Com a evolução mundial de tecnologias de geração, por meio de fontes renováveis, o aumento na escala de produção de fontes solar fotovoltaica e eólica e o surgimento de novas políticas públicas, como a Resolução Normativa n. 687/2015 – que permitiu novas configurações como a geração compartilhada e o empreendimento com múltiplas unidades consumidoras (redefinindo limites de capacidade, sendo 75 kW para micro e 5 MW para minigeração) – viabilizou a consolidação da GD no país. Conforme os dados mostrados na Figura 1, a conexão de mini e micro GD está em plena ascensão na matriz energética brasileira (ANEEL, 2022b). Além disso, a política de incentivo de autoconsumo remoto (com créditos pelo fornecimento de energia) é uma realidade.

Figura 1: Evolução da inserção de recursos energéticos distribuídos no Brasil (entre 01/01/2012 e 20/05/2022).



Fonte: ANEEL (2022b)

A integração de REDs trouxe novas questões técnicas a serem analisadas no planejamento da operação e da expansão de sistemas de distribuição de energia elétrica (SDEE). À medida em que os usuários de baixa tensão passam não só a consumir, mas a produzir energia, ocorre o fluxo bidirecional de energia elétrica, que registrado em grande escala, a partir da proliferação de REDs, tem transformando gradualmente as redes passivas e radiais em sistemas ativos (para fornecimento de energia aos usuários finais) (LI; WANG; XIA, 2018; GAZIJAHANI; SALEHI, 2018). Esta transição de rede passiva para rede ativa tem impactos técnicos e financeiros, em uma extensão que depende das características específicas do SDEE, da localização da GD e do tipo de GD – firme ou variável.

Seguindo a tendência mundial, o Brasil optou pelo sistema de *net metering*, para efetuar a medição de bidirecional energia elétrica. Esse sistema consiste em uma política de incentivo à GD, a qual permite que consumidores que produzam sua própria energia elétrica utilizem-na como crédito para abater, no todo ou em parte, seu consumo de energia ativa (VIEIRA; SHAYANI; DE OLIVEIRA, 2016). Dentre as formas de conexão e de medição formalizadas pelas normas brasileiras de *net metering*, a mais comumente encontrada nas instalações é a medição líquida bidirecional, a qual não permite a contabilização da energia que é gerada e consumida pela unidade prossumidora no momento da geração (no caso da energia solar, conhecida na literatura como *behind-the-meter PV Energy consumption*). Neste caso, o faturamento se dá pelo consumo líquido.

Do ponto de vista técnico, uma conexão de GD tem impactos nas perdas de energia e nos perfis de tensão, pois altera os fluxos de energia da rede, além de alterar as práticas de manutenção e restauração do sistema. O aumento da geração solar fotovoltaica pode causar sobretensão de alimentação, flutuações de tensão, fluxo reverso de energia, mau funcionamento do sistema de proteção, entre outros (Kabir et al., 2021). Para mitigar estes problemas, grande parte das concessionárias de energia elétrica na atualidade baseiam seus estudos de planejamento em resultados de simulação de fluxo de potência, calculando indicadores operacionais a partir de uma base de dados histórica. Entretanto, considerando que as bases históricas de distribuidoras brasileiras registram apenas o consumo líquido mensal de cada prosumidor conectado ao SDEE, é imperativo desenvolver metodologias que permitam a caracterização adequada das curvas de carga e de geração de prosumidores. Especialmente porque a demanda varia devido a diversos fatores, tais como: tipificação do dia (dia útil, sábado, domingo ou feriado), sazonalidade, fatores econômicos, condições climáticas, dentre outros; o que exige um detalhamento das condições operacionais a partir destes aspectos.

Nos últimos anos diversos autores (como será detalhado no Capítulo 2) dedicaram seus esforços em pesquisar e desenvolver técnicas de desagregação do consumo e da geração dos prosumidores de SDEE. De forma geral, estas técnicas utilizam dados e características das unidades prosumidoras (UP) para estimar a geração ao longo do tempo. Assim, torna-se possível quantificar valores brutos de consumo e de geração, os quais são de extrema relevância para fins de planejamento de SDEE e estimativa de indicadores operacionais.

1.1 Objetivos

Os objetivos geral dessa dissertação é desenvolver uma metodologia de desagregação energética de prosumidores para análise da operação de SDEE.

De forma específica, esta dissertação também objetiva:

- estimar dados horários brutos de geração e consumo, a partir de dados líquidos mensais;
- utilizar uma modelagem probabilística de UPs em estudos de fluxo de potência;
- avaliar a operação de um SDEE por meio de diferentes indicadores operacionais;
- classificar adequadamente cada UP de acordo com seu consumo bruto mensal.

1.2 Estrutura da dissertação

Os demais capítulos desta dissertação estão estruturados da seguinte forma:

- no Capítulo 2 é apresentada uma revisão bibliográfica sobre a análise de sistemas de distribuição com geração distribuída conectada. Inicialmente é feita uma comparação entre consumidores e prosumidores com relação às suas principais características no sistema de medição de energia elétrica, e como a desagregação energética pode influenciar na caracterização de uma unidade prosumidora. Em seguida, são detalhados os principais indicadores operacionais do sistema de distribuição de energia elétrica encontrados na literatura. Ao final deste capítulo são apresentados os principais trabalhos correlacionados ao tema desta dissertação;

- no Capítulo 3 é apresentada a modelagem adotada para a desagregação energética de prosumidores conectados a um sistema de distribuição de energia elétrica;
- no Capítulo 4 é apresentada a metodologia de cálculo dos indicadores operacionais propostos para a análise da presença de GD em sistemas de distribuição;
- no Capítulo 5 são apresentadas as simulações utilizadas para validar os métodos descritos nos capítulos 3 e 4;
- no Capítulo 6 são discutidas as conclusões e sugestões de trabalhos futuros.

2 ANÁLISE DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO COM GERAÇÃO DISTRIBUÍDA: REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Os sistemas elétricos de potência têm a função de fornecer energia elétrica aos usuários, com a qualidade adequada, no instante em que for solicitada (KAGAN; DE OLIVEIRA; ROBBA, 2005). O SDEE, por sua vez, distribui a energia elétrica recebida do sistema de transmissão aos grandes, médios e pequenos consumidores. As redes de distribuição em média tensão operam radialmente, das subestações alimentadas por uma ou mais linhas de transmissão ou subtransmissão até os usuários finais. Nas subestações existem transformadores de energia elétrica que podem possuir comutadores de tap sob carga, os quais auxiliam na regulação de tensão de todos os alimentadores atendidos pela subestação. Os alimentadores, atendidos pelas subestações, são basicamente compostos por linhas de média tensão (MT) e transformadores de distribuição (TDs), nos quais estão conectadas as redes de baixa tensão (BT), que por sua vez atendem às cargas neste nível de tensão (SHORT, 2014; RESENER, 2016). Além das linhas e transformadores, fazem parte de um SDEE equipamentos de proteção, chaves de manobra e equipamentos para regulação de tensão e controle de potência reativa. Dentro desta última categoria, tem-se os bancos de capacitores (BCs) e os reguladores de tensão (RTs). As linhas de MT atendem também os transformadores particulares, aos quais estão conectados consumidores de maior porte. No Brasil, estes consumidores pertencem ao grupo tarifário A, sendo atendidos em tensão maior ou igual a 2,3 kV. Os demais consumidores são atendidos com tensão abaixo de 2,3 kV, e pertencem ao subgrupo B (ANEEL, 2021a).

A proximidade geográfica da produção de energia elétrica com os consumidores de baixa tensão, por meio da GD, além das políticas de incentivo de auto-consumo remoto (com créditos pelo fornecimento de energia) e a redução no valor desta tecnologia, justificam a crescente inserção destas fontes nos SDEEs. De acordo com ANEEL (2021b), 97,6% da potência instalada de GD no Brasil provém de fontes solar fotovoltaica e eólica. Se, por um lado, fontes renováveis de energia apresentam inúmeros benefícios ao meio ambiente, por outro lado, ainda não é economicamente viável o armazenamento de energia em larga escala, e para fins de conversão em energia elétrica, sua capacidade de produção está subordinada à disponibilidade da fonte de energia (muitas vezes, intermitente).

Nesse contexto, o presente capítulo apresenta as particularidades de medição de unidades prossumidoras e os principais modelos para representar seus perfis de consumo e geração. Além disso, são apresentadas as definições, características e generalidades de uma análise da operação de SDEE contendo geração intermitente de eletricidade. Por fim, são discutidas as abordagens correlatas ao método proposto nesta dissertação.

2.1 Medição de energia elétrica em Unidades Prosumidoras

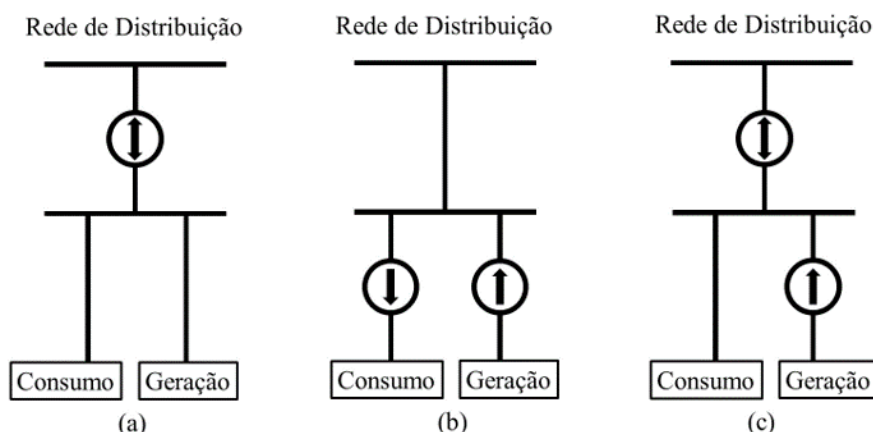
A medição é o processo realizado por um equipamento que possibilita a quantificação e o registro de grandezas elétricas associadas ao consumo ou geração de energia elétrica e à potência ativa ou reativa, quando aplicável (ANEEL, 2021c). Dependendo do nível de tensão, os medidores de energia podem ser conectados à rede de forma direta ou indireta. A forma direta geralmente é utilizada em pontos de conexão com baixa tensão, pois as características construtivas do medidor permitem que ele seja conectado diretamente entre o ponto de conexão com a rede e o local de consumo de energia. Já a conexão indireta geralmente é adotada quando o nível de tensão é mais elevado, o que exigiria características construtivas mais específicas para o sistema de medição, aumentando seu custo. Por esta razão, no segundo caso, a medição da tensão e da corrente (grandezas as quais o medidor de energia está submetido), são reduzidas com a utilização de um transformador de potencial (TP) e um transformador de corrente (TC). Além da forma de conexão, os medidores de energia elétrica são classificados de acordo com o número de elementos transdutores, sendo estes associados à uma bobina de tensão e uma de corrente. Conforme a quantidade e as características dos elementos de um medidor ele será capaz de medir um determinado número de grandezas como potência ativa, potência reativa, potência aparente, etc (MIYASAKA, 2020).

Em relação à tecnologia, os medidores de energia elétrica podem ser eletromecânicos ou eletrônicos. Basicamente, os medidores eletromecânicos utilizam o princípio da indução eletromagnética para fazer seus registros, enquanto o medidor eletrônico utiliza circuitos integrados que são responsáveis pelo registro das grandezas elétricas (MIYASAKA, 2020).

Para adequar a medição bidirecional de energia elétrica, a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) publicou a Resolução Normativa n. 502/2012 (ANEEL, 2012) que atribui às distribuidoras a responsabilidade pela instalação e operação dos medidores eletrônicos. A Figura 2 ilustra os três arranjos possíveis de *net metering* em UPs encontrados na literatura. Dentre as formas de conexão e de medição disponíveis, a mais comumente encontrada nas UPs é a medição líquida bidirecional, ilustrado pela Figura 2(a), a qual não permite a contabilização da energia bruta que é gerada e consumida pela UP no momento da geração. Neste caso, o faturamento se dá pela energia líquida registrada no medidor operante na entrada de energia. Este tipo de medição é amplamente utilizado por ser o mais simples que atende à necessidade de registro de energia para faturamento, pois registra a energia líquida consumida, que serve como base para o cálculo do valor da fatura, e a energia líquida injetada no sistema de distribuição, que é utilizada para calcular o desconto no valor da fatura da UP e o valor dos possíveis créditos de energia para uso em períodos de déficit na geração. Mesmo atendendo às exigências mínimas para um correto faturamento de uma UP, esse esquema de medição omite informações e características de carregamento da instalação, o que pode ser prejudicial para a concessionária responsável pela distribuição de energia.

O esquema de medição ilustrado pela Figura 2(b) é composto por medidores unidirecionais de energia. Observa-se que existe um medidor unidirecional que registra a energia bruta gerada pela GD que chega ao barramento principal da UP, além de outro medidor unidirecional que registra a energia bruta consumida. Neste caso, por mais simples que o medidor de energia seja, é possível saber qual o total de energia gerada e consumida ao longo de um período de tempo, como um mês por exemplo. Mesmo o segundo esquema de medição fornecendo informações mais detalhadas sobre a demanda de uma UP, ele raramente é utilizado no Brasil. Alguns dos motivos da baixa taxa de utilização deste

Figura 2: Exemplos de esquemas de medição de energia elétrica.



Fonte: Adaptado de NIKOLAIDIS; CHARALAMBOUS (2017).

esquema de medição pode ser o custo superior, pois são necessários dois medidores de energia. Também existe a necessidade de alteração na entrada de energia, no caso onde é instalada uma unidade geradora junto a uma unidade consumidora convencional, exigindo reposicionamento do medidor com relação ao barramento da UP, pois o medidor de energia consumida deve ficar entre o ponto de conexão comum e o quadro geral de distribuição.

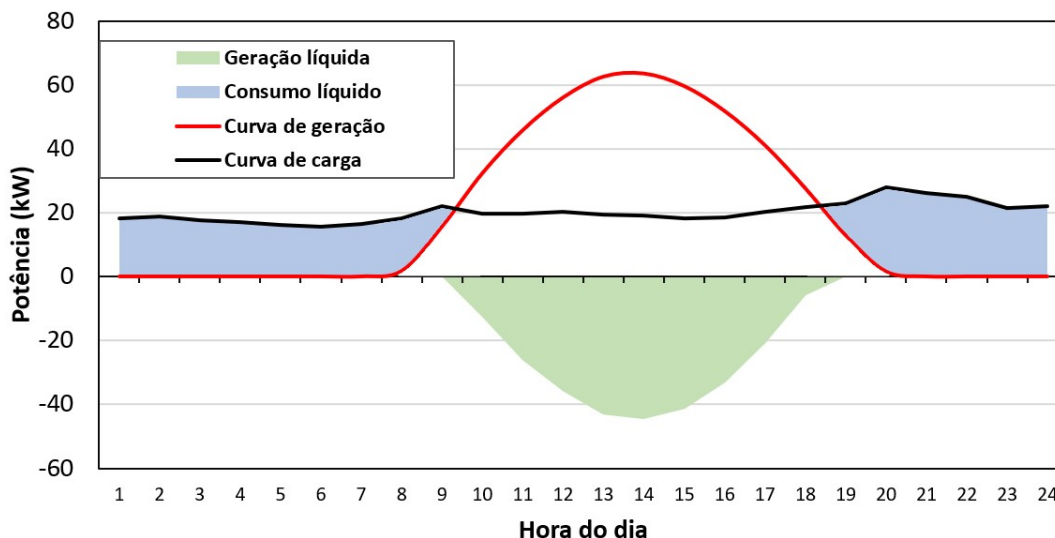
O esquema de medição apresentado pela Figura 2(c) possui características muito similares às aquelas apresentadas pelo esquema de medição da Figura 2(a), na qual um medidor bidirecional registra os valores de energia líquida consumida e injetada na rede, porém também existe um medidor unidirecional entre a unidade geradora e o ponto de conexão comum que registra a energia bruta gerada. Com a adição deste medidor unidirecional é possível determinar o valor bruto da energia consumida através de um cálculo de desagregação energética muito simples, pois a diferença entre a energia bruta gerada, que é registrada no medidor unidirecional, e a energia líquida, que é registrada pelo medidor bidirecional, resulta no autoconsumo, ou seja, a parcela da energia consumida que não foi registrada pelo medidor bidirecional.

Sob o ponto de vista da distribuidora, não há distinção entre os esquemas de medição representados na Figura 2(a) e (c), pois ela não tem acesso aos dados do medidor unidirecional que registra a energia bruta gerada, tendo em vista que este medidor está acoplado ao sistema que faz a conexão entre a unidade geradora e o ponto de conexão comum. No caso particular da geração solar fotovoltaica, o medidor unidirecional da geração bruta geralmente está acoplado ao inversor de frequência que faz a conexão dos módulos fotovoltaicos e o ponto de conexão comum, e seus dados registrados são de acesso restrito ao proprietário da UP e a empresa responsável por projeto e instalação da unidade geradora.

A Figura 3 ilustra um exemplo de uma curva de carga e geração diária de um prossumidor, no qual a área em azul representa o valor líquido da energia consumida, a curva em preto representa o consumo bruto da UP, a área em verde representa o valor líquido (excedente) de energia gerada e injetada na rede e a curva em vermelho exibe o comportamento da geração bruta.

É interessante observar que, na Figura 3, existe uma área comum às curvas de geração bruta (em vermelho) e de consumo bruto (em preto). Esta área é a parcela da energia que representa o autoconsumo da UP, que é a energia que foi gerada pelo sistema foto-

Figura 3: Curva de carga e geração de um prossumidor.



Fonte: Adaptado de NIKOLAIDIS; CHARALAMBOUS (2017).

voltaico e que foi consumida antes que o medidor na entrada de energia a registre. Por consequência, o operador do sistema de distribuição, que conecta esta UP à rede, não tem informações sobre a parcela de energia que representa o autoconsumo, omitindo uma parcela significativa da demanda real em horários que o sistema fotovoltaico está em operação.

2.1.1 Desagregação Energética

Devido às características dos sistemas de medição de consumo e geração líquidos, estimar os valores reais de demanda de uma UP torna-se uma tarefa complexa, tendo em vista que a concessionária responsável pela distribuição de energia elétrica geralmente não tem acesso aos valores brutos de consumo e geração. Para contornar esse problema, alguns estudos têm abordado diferentes metodologias de desagregação energética dos dados líquidos de medição de UPs. De forma geral, as técnicas de desagregação dependem de um conjunto de dados de entrada distintos entre si, de forma que técnicas mais precisas e complexas demandam um número maior de dados, mais precisos e com alta taxa de amostragem. Conforme Cheung et al. (2018), uma infraestrutura de medição avançada (do inglês, *advanced metering infrastructures* - AMI) pode monitorar as medições agregadas de residências, o consumo desagregado e os componentes de geração solar fotovoltaica e, a partir disso, aplicar modelos de otimização em redes inteligentes, pois com este sistema de medição se tem uma alta observabilidade do comportamento da rede.

Haja vista que apenas os dados de faturamento de uma UP (valores líquidos mensais da energia consumida e injetada) e uma estimativa da geração mensal bruta normalmente são disponibilizados, busca-se estimar a energia mensal total consumida aplicando diferentes técnicas de desagregação. Com isso, obtém-se uma estimativa da demanda da UP, porém o detalhamento horário desta grandeza permanece desconhecido. Dessa forma, as principais técnicas de desagregação da literatura geralmente utilizam grandes infraestruturas de medição, um conjunto extenso de dados, ou ambos.

2.2 Análise da operação de sistemas de distribuição

A implantação de conceitos das redes inteligentes (em inglês, *smart grids*) torna possível obter uma grande quantidade de dados, os quais podem ser utilizados para melhor operar e planejar o SDEE. Estes conceitos estão relacionados a uma rede com considerável integração de tecnologia da informação, telecomunicação, sensoriamento, medição e automação de equipamentos. Com isso, pode-se aprimorar a operação do sistema e a capacidade de atender cenários operativos com GDs variáveis e distribuídas, aumentando a confiabilidade do sistema como um todo. Embora desafiado por metodologias tradicionais, o conceito de *smart grids* pode levar a alternativas que resultem em custos operacionais e de investimento mais baixos.

Atualmente, em função da carência de ferramentas mais sofisticadas, grande parte das concessionárias de energia elétrica baseia seus estudos de planejamento nos resultados de simulação de fluxo de potência para poucas condições de carga definida. A avaliação de situações extremas tende a fazer com que os investimentos sejam superdimensionados, aumentando de modo proibitivo o custo de operação e expansão. Por outro lado, a avaliação apenas de valores médios subestima as reais necessidades do sistema. Todavia, a busca por soluções otimizadas para o problema de planejamento considerando as incertezas da operação dos SDEE pode se tornar complexa, considerando que a modelagem matemática deve representar da forma mais aproximada um problema real, e permitir sua resolução por meio de técnicas adequadas e de complexidade computacional razoável (FERRAZ, 2020).

2.2.1 Indicadores

Em um SDEE, os indicadores operacionais devem refletir plenamente o estado de operação da rede de distribuição considerando a presença de GD. Com base em critérios objetivos, sistemáticos, práticos e científicos, os indicadores devem ter as características de computação simples e aplicação prática de engenharia (LIU et al., 2016).

Diante de um cenário com uma cobrança cada vez maior por parte dos consumidores por um fornecimento de qualidade, ininterrupto e com metas mais rigorosas de continuidade do fornecimento, existe a necessidade de minimizar as interrupções no fornecimento de energia, pois estas impactam de forma significativa em prejuízos financeiros e sociais, tanto para a empresa distribuidora quanto para os consumidores. Dessa forma, é evidente a importância de se considerar indicadores de continuidade na definição de planos de investimentos em SDEE. Além dos indicadores estabelecidos pela ANEEL (ANEEL, 2020), focados na qualidade do produto e do serviço, existem outros indicadores que podem ser muito importantes na avaliação da condição de operação dos alimentadores da rede de distribuição. Entre estes indicadores, se destacam:

1. perdas ativas nos condutores;
2. carregamento nos condutores da rede de distribuição;
3. fator de potência do alimentador.

Conforme definido no Módulo 8 dos Procedimentos de Distribuição (ANEEL, 2020), diversos fenômenos são associados com a qualidade do produto em regime permanente ou transitório, classificados entre permanente e transitório, conforme exemplificado a seguir:

1. Fenômenos de regime permanente:

- (a) tensão em regime permanente;
- (b) fator de potência;
- (c) harmônicos;
- (d) desequilíbrio de tensão;
- (e) flutuação de tensão;
- (f) variação de frequência.

2. Fenômenos de regime transitório:

- (a) variações de tensão de curta duração - VTCD.

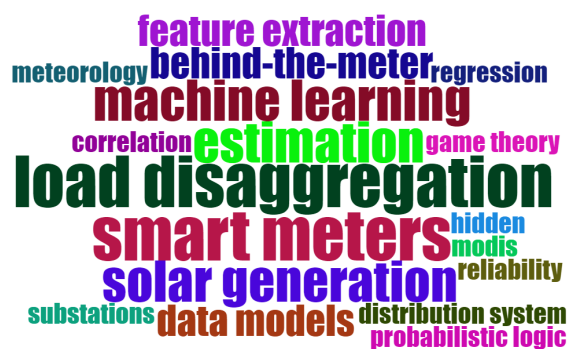
Embora todos estes fenômenos tenham relevância em descrever a qualidade do produto, o que ainda mais se destaca está relacionado com a tensão em regime permanente, por intermédio dos “Indicadores de Conformidade do Nível de Tensão”, cujo histórico vem sendo disponibilizado na página da ANEEL.

Segundo RESENER (2016) um perfil de tensão adequado é benéfico tanto para as concessionárias de distribuição quanto para os consumidores, uma vez que possibilita a redução das perdas de energia e aumenta a satisfação dos clientes devido à qualidade da energia sendo fornecida. Além disso, manter os níveis de tensão dentro das faixas indicadas como adequadas pelo órgão regulador significa evitar compensações financeiras a serem pagas por violações dos limites estabelecidos nas normas.

2.3 Principais abordagens correlatas ao método proposto

Com o objetivo de mapear os principais estudos disponíveis na literatura, os quais são correlacionados ao tema deste trabalho, inicialmente, foi feita uma análise bibliométrica a partir de artigos disponíveis nas bases de pesquisa *Scopus* e *IEEE Xplore*. Para verificar os principais termos utilizados nos artigos das bases, que foram selecionados pela sua relevância sobre o tema desagregação energética (do inglês, *load disaggregation*), foi construída a nuvem com as palavras-chave, ilustrada pela Figura 4, onde o tamanho da fonte aumenta conforme a recorrência da palavra.

Figura 4: Nuvem de palavras com as palavras-chave da base de periódicos.

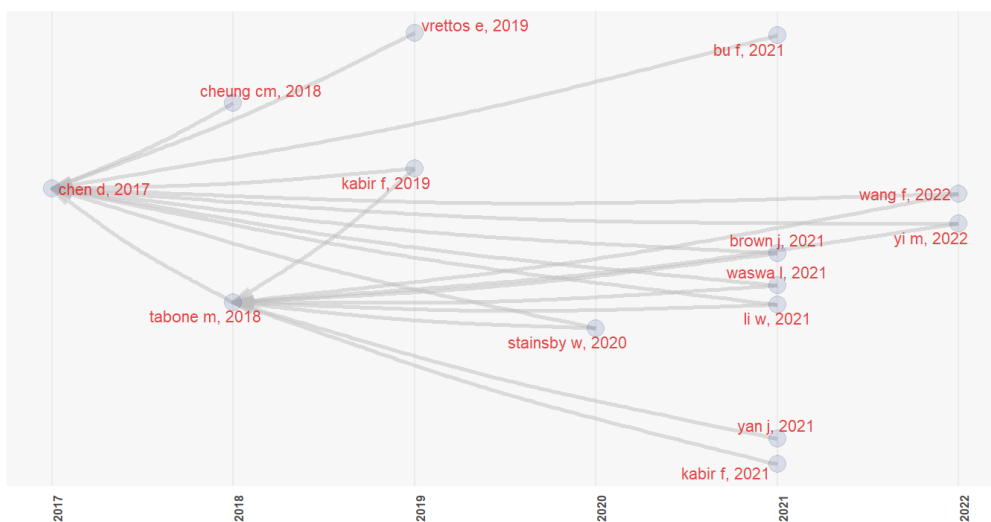


Fonte: O autor (2022).

Complementarmente, foi construído um diagrama que identifica uma rede com o histórico de citações diretas entre os autores. Dessa forma, é possível identificar os principais

trabalhos e como eles contribuíram para o desenvolvimento de outros trabalhos do mesmo tema. A Figura 5 exibe a rede obtida com o histórico de citações diretas, organizando os trabalhos por autor principal e ano de publicação. De acordo com esse diagrama percebe-se que o tema deste trabalho é recente e vem ganhando foco de diversos pesquisadores no mundo.

Figura 5: Diagrama com o histórico de citações diretas entre os autores da base de periódicos.



Fonte: O autor (2022).

Com base na bibliometria realizada, foram selecionados os principais trabalhos ligados à desagregação energética de prossumidores. A Tabela 2 apresenta o levantamento das características de 7 estudos selecionados, destacando aspectos relacionados à técnica de análise, ao sistema de medição, ao modelo de geração e à validação. A última coluna da Tabela 2, identificada por “*”, descreve as principais características da metodologia proposta nesta dissertação. O detalhamento das referências indicadas por A à G é apresentado nas subseções a seguir.

2.3.1 Estudo de CHEN; IRWIN (2017)

O método denominado de *SunDance* é descrito em CHEN; IRWIN (2017) e se constitui em um método baseado em modelos de estimação do tipo “caixa-preta” para desagregação de dados de consumo geração. O método possui duas premissas como base:

- modelo de geração de céu limpo: é possível estimar a capacidade máxima de geração de um sistema fotovoltaico com base nas suas características físicas, localização e incidência solar;
- efeito universal de condições solares: dois sistemas fotovoltaicos sob as mesmas condições climáticas recebem a mesma irradiação solar.

O método é dividido nas seguintes etapas:

1. A primeira etapa do método *SunDance* é determinar a geração solar máxima em condições de céu limpo, utilizando como base nos dados históricos de medição

Tabela 2: Características principais das referências selecionadas.

Características		Referências ¹							
		A	B	C	D	E	F	G	*
Técnica de análise	<i>K-means clustering</i>		✓						
	<i>K-medoids clustering</i>		✓			✓			
	Modelo oculto de Markov					✓			
	Caixa preta	✓							
	Programação Linear			✓	✓				✓
	Programação não Linear				✓	✓	✓	✓	
	Redes Neurais					✓			
	CSGE ²			✓					
Sistema de medição	Líquido bidirecional simples	✓							✓
	AMI		✓		✓	✓	✓	✓	
	μ PMU			✓					
Modelo de geração	Histórico de geração	✓		✓		✓	✓	✓	✓
	Geração em tempo real								
	Dados meteorológicos históricos	✓	✓						✓
	Medição local				✓				
Validação	UPs reais	✓			✓	✓	✓		
	UCs e UPs reais		✓						
	Microrrede CE-CERT			✓					
	3 cargas sintéticas							✓	
	Simulações em sistema de 23 nós								✓

¹Referências:

A - CHEN; IRWIN (2017);

B - Cheung et al. (2018);

C - KARA et al. (2018);

D - SOSSAN et al. (2018);

E - Kabir et al. (2019);

F - STAINSBY; ZIMMERLE; DUGGAN (2020);

G - Li et al. (2020);

* - Esta dissertação.

²CSGE: *Contextually Supervised Generation Estimator*

líquida de uma unidade prosumidora, a localização e as características físicas da unidade geradora.

2. A segunda etapa tem por finalidade determinar os efeitos que as condições climáticas como nuvens, precipitação, temperatura, etc., tem sobre a irradiação incidente sobre os módulos fotovoltaicos.
3. Na terceira e última etapa, são utilizados os resultados das duas primeiras etapas para realizar a desagregação. Subtraindo a geração resultante das duas primeiras etapas do valor líquido registrado no medidor obtêm-se o consumo bruto da unidade prosumidora.

O método é testado usando dados de medições líquidas de potência de 100 edifícios, e após análise dos resultados apresenta precisão semelhante à métodos que utilizam uma quantidade maior de dados de entrada.

2.3.2 Estudo de Cheung et al. (2018)

O método de desagregação utilizado por Cheung et al. (2018) baseia-se na premissa de que os padrões de consumo de unidades prosumidoras podem ser estimados com base nos padrões de consumo de unidades consumidoras na mesma região. É importante notar que tanto as UPs quanto as UCs possuem infraestruturas de medição avançada e estão conectadas à redes elétricas inteligentes. Como dados de entrada, o método proposto utiliza registros históricos de consumo e geração líquidos das UPs e UCs e a radiação solar da *National Solar Radiation Database* do *National Renewable Energy Laboratory*, e o estudo de caso foi realizado no estado do Texas nos Estados Unidos.

Utilizando o algoritmo *K-means clustering* os consumidores e os prosumidores são separados em dois grupos. Posteriormente, os consumidores são classificados e agrupados em diversos *clusters* de acordo com seus padrões de consumo. Isso serve de entrada para a próxima etapa do método de desagregação.

Sabendo que durante o período noturno a geração dos módulos fotovoltaicos é nula, os prosumidores são classificados de acordo com os *clusters* dos consumidores, considerando apenas o período noturno, tendo em vista que o valor líquido registrado no medidor, neste período, represente apenas consumo tanto para as UCs quanto para as UPs. Com base nesta classificação, Cheung et al. (2018) assume que o consumo das UPs no período com geração segue o comportamento das UCs, desde que ambas pertençam ao mesmo *cluster*.

2.3.3 Estudo de KARA et al. (2018)

Dois métodos de desagregação de dados da carga são avaliados em KARA et al. (2018). Ambos utilizam dados agregados líquidos coletados no início do alimentador ou na entrada da subestação e informações aproximados de irradiação solar. Estes últimos dados são obtidos de informações de irradiação solar de estações meteorológicas localizadas próximas dos locais onde os painéis fotovoltaicos estão efetivamente instalados. Os dados das cargas são obtidos de 2 Micro-Unidades de Medição Fasorial (μ PMUs) com frequência de amostragem de 120 Hz, sendo em seguida convertidos para amostras com intervalo de 1 minuto. Os autores propõem modelos de regressão lineares tanto para a carga como para geração fotovoltaica, os quais são ajustados estatisticamente com base nos dados de entrada e os erros avaliados em comparação com outros métodos. Os autores ilustram o método através de inúmeros exemplos, mostrando assim as dificuldades

e erros relacionados aos métodos propostos. Entre as principais conclusões, está a constatação que não há variação nos erros estimados para um taxa de amostragem maior que 0,2 amostras por minuto.

2.3.4 Estudo de SOSSAN et al. (2018)

SOSSAN et al. (2018) propõem e comparam 4 métodos diferentes, denominados A, B, C e D, para desagregação de dados de consumo e geração fotovoltaica, os quais também se baseiam em hipóteses diferentes. Três destes métodos são baseados em séries temporais (domínio do tempo) e um deles no domínio da frequência. Além de medições de consumo líquido, os métodos requerem dados de irradiação global horizontal, os quais são assumidos como disponíveis para os locais considerados. Os métodos são testados e avaliados com base em dados reais de medição de quatro consumidores ao longo de um ano na região da Basileia na Suíça. Os dados de fluxo de potência líquida no ponto de conexão comum e da geração solar fotovoltaica são amostrados em intervalos de 10 segundos. Os consumidores analisados também possuem baterias para armazenamento de energia. A influência da temperatura ambiente sobre a eficiência dos painéis solares é considerada através de modelos aproximados e de fatores de correção. Os métodos A, B e C testados utilizam técnicas de minimização para desagregação energética dos registros líquidos, considerando dados históricos e amostras em tempo real de medidores inteligentes. Além disto, o método D usa também análise espectral e se baseia na observação experimental de que existem similaridades em uma dada faixa de frequência entre os dados agregados (líquidos) e os dados apenas de geração fotovoltaica.

2.3.5 Estudo de Kabir et al. (2019)

Um método não supervisionado que combina e integra um modelo físico de equipamentos de geração fotovoltaica com modelos estatísticos é apresentado em Kabir et al. (2019). Este modelo estima de forma aproximada e iterativa os parâmetros de operação de painéis fotovoltaicos (potência, ângulo de inclinação, orientação, eficiência, etc.) e também se baseia num modelo regressivo de Cadeias de Markov Ocultas para estimar a carga. Como principal vantagem os autores citam que ele pode ser empregado sem a localização exata do consumidor. Além disto, os autores citam que o método reduz em mais de 40% os erros obtidos com métodos similares de desagregação. Desta forma, além da exata localização, o método assume que não existem dados históricos sobre consumo, geração, nem parâmetros da configuração do painel solar instalado; assume-se que apenas a localização da cidade do consumidor é conhecida (latitude e longitude). Os testes e validação são realizados com dados de 197 consumidores residenciais com painéis fotovoltaicos da cidade de Austin, estado do Texas nos Estados Unidos, medidos com intervalos de 15 min por um período de aproximadamente 27 dias do mês de outubro de 2015.

2.3.6 Estudo de STAINSBY; ZIMMERLE; DUGGAN (2020)

O algoritmo proposto por STAINSBY; ZIMMERLE; DUGGAN (2020) visa estimar a carga de um dado consumidor comparando dados de períodos anteriores à instalação de painéis fotovoltaicos com dados do mesmo consumidor posterior à instalação e com condições meteorológicas semelhantes. Por outro lado, o método assume também que o padrão de consumo não se altera após a instalação dos painéis solares e que, além disto, o número e o tipo de equipamentos usados pelo consumidor não se alteram ou, ainda, que o proprietário não se mudou da residência. Estas hipóteses tem sido bastante questionadas

por outros autores e contribuem para aumentar a incerteza associada com o método. A validação e teste do método proposto é baseada em dados do Estado do Colorado (Estados Unidos) relativos a 4 anos de medições através de medidores inteligentes (AMI) que consistem em medições de energia líquida em intervalos de 15 min. Os autores também apresentam dados comparativos de estimativa de produção fotovoltaica, tanto em base mensal como horária, usando o modelo estatístico proposto e o modelo PV-STEM.

2.3.7 Estudo de Li et al. (2020)

Li et al. (2020) propõem um método para desagregar em tempo real os dados de cargas de subestações usando conceitos de aprendizado de dicionário e decomposição esparsa. Os dados históricos de medições são considerados como parcialmente categorizados. O método realiza a desagregação *offline* usando dados históricos e em seguida aplica os resultados para realizar uma desagregação *online* em tempo real, usando dados de medição atuais; os resultados da desagregação podem então ser empregados para previsão de carga. Dados desconhecidos são obtidos por meio de uma combinação linear das características dos dados conhecidos (parcialmente categorizados). A eficácia do método está relacionada em parte com o fato de que embora cada um dos padrões individuais de consumo possam variar bastante e apresentar intermitência devido à existência de geração fotovoltaica, a carga agregada pode ser categorizada com um número reduzido de padrões. O método é testado e validado considerando dados de medições com resolução de 5 minutos. Os autores também apresentam comparações de desempenho e erros com 4 outros métodos conhecidos.

2.4 Reflexões sobre os estudos já desenvolvidos

Os algoritmos de desagregação de carga líquida existentes podem ser classificados em dois grupos: métodos baseados em dados e métodos baseados em modelos. Os métodos baseados em dados não empregam modelos físicos paramétricos para estimar a geração solar fotovoltaica. Em vez disso, baseiam-se exclusivamente em dados de medidores inteligentes, sistemas de supervisão e aquisição de dados (SCADA), irradiação solar, e dados relacionados com o tempo (Kabir et al., 2021).

Os métodos baseados em modelos de previsão personalizados utilizam aprendizado de máquina para modelar as GDs solares com base em suas características. Esses modelos podem então ser combinados para gerar uma previsão mais precisa de geração solar e carga líquida. É importante ressaltar que essas técnicas personalizadas de previsão solar aproveitam o aprendizado de máquina supervisionado, os quais usam a geração solar histórica de um local como dados de treinamento para aprender automaticamente um modelo que mapeia as métricas meteorológicas para a produção solar em cada intervalo de tempo. Os modelos então usam previsões padrão dessas métricas meteorológicas como entrada para prever a produção solar futura (CHEN; IRWIN, 2017).

As implantações vinculadas à rede impõem desafios operacionais às concessionárias para equilibrar o fornecimento e a demanda de eletricidade em tempo real. Em particular, as concessionárias planejam cronogramas de despacho da geração com base em previsões de carga futura. Infelizmente, a crescente penetração da energia solar ligada à rede está diminuindo a precisão das previsões de carga líquida. A energia solar, mesmo quando agregada, é mais estocástica e menos previsível do que o consumo agregado em grande parte porque depende de múltiplos fatores específicos de cada local (CHEN; IRWIN, 2017).

De forma geral, há erros e incertezas significativos associados com a maioria dos métodos, de forma que muitos autores têm como principal objetivo e motivação a redução de ambos. A bibliografia consultada é unânime em alguns aspectos e nas alterações importantes no SDEE que são provocadas pela introdução de micro-produtores de energia. Estes aspectos estão relacionados com a introdução de fontes alternativas na forma de geração distribuída em nível mundial, podendo ser resumidos nos seguintes:

- o incentivo por diversos órgãos e a efetiva introdução de fontes alternativas junto a consumidores individuais introduziu alterações significativas nos perfis de consumo medidos; isto ocorre não apenas no perfil individual, mas também no perfil agregado de alimentadores e subestações; Estas alterações se devem não apenas ao fato de que parte da energia consumida é gerada localmente, mas se devem também em parte à alteração dos hábitos de consumo dos clientes;
- os métodos tradicionalmente empregados para caracterização de consumidores e utilizados para modelos de rede, passaram a apresentar erros e inconsistências devido à introdução de fontes de energia em consumidores individuais. Estes erros se explicam, em grande parte, pela dificuldade de modelar e quantificar a energia produzida, uma vez que ela depende de uma série de fatores tais como: (a) a natureza aleatória da disponibilidade e intensidade da luz solar (caso de geração fotovoltaica); e (b) insuficiência de dados detalhados sobre os equipamentos de geração instalados (capacidade máxima, tipo de painel, ângulos de orientação e inclinação, eficiência, etc.) Desta forma, o novo foco passa a ser a previsão de carga líquida, a qual inclui a previsão de consumo e geração;
- as incertezas e erros contidos nos modelos de redes podem ser em grande parte reduzidos com o crescente avanço da tecnologia de medição empregada pelas empresas de energia (por exemplo, o uso de medição inteligente e o uso de equipamentos de comunicação que enviam dados online), as quais permitem obter informações mais detalhadas de consumidores individuais e em intervalos de tempo mais curtos. No Brasil, contudo, estas tecnologias ainda são usadas de forma bastante restrita, basicamente devido aos custos envolvidos.

3 DESAGREGAÇÃO ENERGÉTICA DE PROSSUMIDORES

O conteúdo deste capítulo foi censurado por estar sujeito a registro e será divulgado futuramente.

4 INDICADORES PARA ANÁLISE DA OPERAÇÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO

O conteúdo desta seção/capítulo foi censurado por estar sujeito a registro e será divulgado futuramente.

5 ESTUDOS DE CASO E RESULTADOS

O conteúdo desta seção/capítulo foi censurado por estar sujeito a registro e será divulgado futuramente.

6 CONCLUSÕES

Nesta dissertação, foi apresentada uma metodologia para desagregar os dados de medição líquida de energia elétrica de unidades prosumidoras (UPs), permitindo a obtenção de dados brutos de consumo e geração e, assim, estimar indicadores horários de operação de SDEE. A adoção de curvas de carga típicas e de perfis de geração de referência viabilizou o processo de desagregação energética, o qual demonstrou boa precisão na estimativa da parcela de autoconsumo, bem como do consumo bruto mensal de UPs. Diante disso, na ausência de dados de medição detalhados, a construção de um mês sintético a partir de probabilidades de ocorrência de cada dia típico e cenários de geração parece uma alternativa muito interessante e promissora.

O modelo de otimização desenvolvido para estimar o fator de eficiência K e minimizar o somatório das diferenças entre os registros líquidos mensais registrados e estimados, se mostrou bastante eficiente em representar as características de uma unidade geradora solar fotovoltaica, desde que os dados de entrada sejam representativos. Embora a qualidade dos dados de entrada possa prejudicar a precisão da estimativa do fator K , valores destoantes do K podem indicar possíveis erros/inconsistências nos dados cadastrais e registros mensais de uma UP, gerando um subproduto desta metodologia. A identificação desses erros é feita quando a estimativa do fator K resulta em um valor muito diferente da unidade, significando que a potência da unidade geradora está cadastrada incorretamente, ou ainda que a UP está classificada de maneira incorreta, pois as curvas de carga utilizadas podem não representar adequadamente o seu perfil de consumo.

Com relação aos estudos apresentados para validação do método de desagregação energética, constatou-se uma pequena diferença entre os valores previamente determinados e os valores estimados pelo método, sendo que a estimativa do fator K foi um pouco abaixo do valor pré-determinado, implicando uma estimativa de consumo bruto um pouco acima do consumo bruto determinado para o *Caso da carga horária*. A principal razão desta diferença está nos dados de geração utilizados como entrada para construir o histórico de consumo e geração líquidos. Observa-se que tais dados referem-se ao ano de 2019, que apresentou geração anual 10,8% abaixo da média do histórico de 10 anos (histórico este, utilizado para determinar os cenários de geração, essenciais no método de desagregação energética dos prosumidores). Para compensar essa diferença, o algoritmo de otimização que estima o fator K encontrou valores menores que os pré-determinados, pois na média a geração deveria ser maior, então para minimizar o erro, o algoritmo atribuiu um valor menor para o fator K . Além disso, o algoritmo de desagregação estima um autoconsumo um pouco maior do que deveria, pois se o valor líquido registrado é menor do que se espera o método atribui uma parcela da diferença como autoconsumo. Consequentemente, a discrepância da geração no ano de análise se distribui em autoconsumo e diferença no fator K , o que justifica a superestimativa do consumo bruto.

Com a realização dos estudos de fluxo de potência foi possível calcular e comparar os indicadores operacionais para o *Caso das cargas horárias* e o *Caso dos cenários de carga*. Analisando os resultados obtidos, verificou-se que o SDEE no *Caso dos cenários de carga* se comportou de forma muito similar ao *Caso das cargas horárias*, que teoricamente seria o comportamento esperado de sistema real ao longo do ano. A principal diferença observada foi com relação à potência ativa mínima mensal, que foi inferior no *Caso dos cenários de carga*, o que resultou em um baixo fator de potência mínimo para alguns meses. Outra diferença observada foi com relação ao número de transgressões de tensão, que em geral foi menor para o *Caso dos cenários de carga*, porém ocorreu um aumento no número de transgressões para tensão crítica, o que indica que alguma combinação de cenário de geração e carga apresentou resultados mais severos para o sistema de distribuição do que aquele que foi apresentado no *Caso das cargas horárias*.

Por fim, conclui-se que a abordagem proposta consegue estimar os indicadores locais e sistêmicos de forma muito representativa, tendo em vista que isso pode ser feito apenas utilizando a topologia da rede, o histórico de consumo e geração, e os dados cadastrais das UCs e UPs conectadas na rede, desde que as curvas de carga típicas e as curvas mensais dos cenários de geração representem bem os padrões de consumo e geração do alimentador. Com auxílio dos indicadores estimados é possível identificar com grande assertividade tanto no espaço (local do alimentador) quanto no tempo (mês do ano ou até mesmo horário do dia) situações que estejam fora dos padrões desejados de operação. Com isso é possível realizar estudos mais detalhados, para definir quais devem ser as medidas de mitigação, com vistas a obter melhores indicadores operacionais.

6.1 Trabalhos futuros

Os resultados obtidos nesta dissertação evidenciaram a importância da abordagem proposta e demonstraram potenciais direcionamentos futuros desta pesquisa, destacando:

- aplicação da metodologia de desagregação a várias unidades prosumidoras com registros horários de consumo e geração brutos para qualificar a metodologia de desagregação estatisticamente;
- verificação do comportamento da metodologia de cenários de carga em um sistema real, com um histórico de energia consumida e injetada de todas as UCs e UPs para no mínimo um ano completo de registros;
- ampliação do estudo para incluir outras fontes de energia além da fotovoltaica;
- análise das incertezas que influenciam no fator K , de forma a aprimorar o equacionamento e melhorar sua estimativa.

REFERÊNCIAS

- ANEEL. **Resolução Normativa n. 502**. Brasília, DF, 2012.
- ANEEL. **Resolução Normativa n. 687**. Brasília, 2015.
- ANEEL. **Procedimentos de distribuição**. Brasília, DF: ANEEL, Agência Nacional de Energia Elétrica, 2020.
- ANEEL. **Resolução Normativa n. 1000**. Brasília, DF, 2021.
- ANEEL. **Geração Distribuída**. Disponível em: <<https://www.aneel.gov.br/geracao-distribuida>>. Acesso em 10 jan. 2022.
- ANEEL. **Resolução Normativa n. 956**. Brasília, 2021.
- ANEEL. **Matriz elétrica brasileira**. Disponível em: <<https://www.gov.br/aneel/pt-br/centrais-de-conteudos/relatorios-e-indicadores/geracao>>; Acesso em 12 mai. 2022.
- ANEEL. **Geração Distribuída**. Disponível em: <<https://www.aneel.gov.br/geracao-distribuida>>; Acesso em 15 mai. 2022.
- CHEN, D.; IRWIN, D. SunDance: black-box behind-the-meter solar disaggregation. In: EIGHTH INTERNATIONAL CONFERENCE ON FUTURE ENERGY SYSTEMS, 2017, New York, NY, USA. **Proceedings...** Association for Computing Machinery, 2017. p.45–55. (e-Energy '17).
- Cheung, C. M. et al. Behind-the-Meter Solar Generation Disaggregation using Consumer Mixture Models. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMMUNICATIONS, CONTROL, AND COMPUTING TECHNOLOGIES FOR SMART GRIDS (SMARTGRIDCOMM), 2018., 2018. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2018. p.1–6.
- FERRAZ, B. **Modelo linearizado para problemas de planejamento da operação de sistemas de distribuição considerando incertezas**. 2020. Tese de Doutorado — Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2020.
- GAZIYAHANI, F. S.; SALEHI, J. Robust design of microgrids with reconfigurable topology under severe uncertainty. **IEEE Transactions on Sustainable Energy**, [S.l.], v.9, n.2, p.559–569, 2018.

- Kabir, F. et al. Estimation of Behind-the-Meter Solar Generation by Integrating Physical with Statistical Models. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMMUNICATIONS, CONTROL, AND COMPUTING TECHNOLOGIES FOR SMART GRIDS (SMARTGRIDCOMM), 2019., 2019. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2019. p.1–6.
- Kabir, F. et al. Joint Estimation of Behind-the-Meter Solar Generation in a Community. **IEEE Transactions on Sustainable Energy**, [S.l.], v.12, n.1, p.682–694, 2021.
- KAGAN, N.; DE OLIVEIRA, C. C. B.; ROBBA, E. J. **Introdução aos sistemas de distribuição de energia elétrica**. [S.l.]: Editora Blucher, 2005.
- KARA, E. C. et al. Disaggregating solar generation from feeder-level measurements. **Sustainable Energy, Grids and Networks**, [S.l.], v.13, p.112–121, 2018.
- LI, R.; WANG, W.; XIA, M. Cooperative planning of active distribution system with renewable energy sources and energy storage systems. **IEEE Access**, [S.l.], v.6, p.5916–5926, 2018.
- Li, W. et al. Real-time Energy Disaggregation at Substations with Behind-the-Meter Solar Generation. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S.l.], p.1–1, 2020.
- LIU, H. et al. Operational evaluation method of distribution network considering distributed generators. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON SMART GRID AND CLEAN ENERGY TECHNOLOGIES (ICSGCE), 2016., 2016. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2016. p.6–11.
- MIYASAKA, G. **Análise do desempenho de medidores de energia elétrica ativa em condições distorcidas e desequilibradas**. 2020. 129 p. Dissertação (Mestrado em Ciências) — Programa de Pós-Graduação, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2020.
- NIKOLAIDIS, A. I.; CHARALAMBOUS, C. A. Hidden financial implications of the net energy metering practice in an isolated power system: critical review and policy insights. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, [S.l.], v.77, p.706–717, 2017.
- RESENER, M. **Modelo linearizado para problemas de planejamento da expansão de sistemas de distribuição**. 2016. 199 p. Tese de Doutorado — Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2016.
- SHORT, T. A. **Electric Power Distribution Handbook**. New York: CRC Press, 2014.
- SOSSAN, F. et al. Unsupervised Disaggregation of Photovoltaic Production From Composite Power Flow Measurements of Heterogeneous Prosumers. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, [S.l.], v.14, n.9, p.3904–3913, 2018.
- STAINSBY, W.; ZIMMERLE, D.; DUGGAN, G. P. A method to estimate residential PV generation from net-metered load data and system install date. **Applied Energy**, [S.l.], v.267, p.114895, 2020.
- VIEIRA, D.; SHAYANI, R. A.; DE OLIVEIRA, M. G. Net metering in Brazil: regulation, opportunities and challenges. **IEEE Latin America Transactions**, [S.l.], v.14, n.8, p.3687–3694, 2016.

ZAFAR, R. et al. Prosumer based energy management and sharing in smart grid. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, [S.l.], v.82, p.1675–1684, 2018.

APÊNDICE A DADOS DE PRODUÇÃO SOLAR FOTOVOLTAICA

Neste apêndice, encontram-se as tabelas com os valores obtidos para os três cenários de geração (elevado, médio e baixo) para todos os meses do ano. Nas colunas estão os valores horários dos três cenários de geração e o valor da geração média horária para cada um dos meses do ano.

Tabela 3: Valores horários dos cenários de geração de janeiro e fevereiro.

Hora	Janeiro				Fevereiro			
	Elevado	Médio	Baixo	Média	Elevado	Médio	Baixo	Média
0	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
2	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
3	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
4	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
5	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
6	0,0005	0,0003	0,0002	0,0004	0,0000	0,0002	0,0000	0,0000
7	0,0447	0,0515	0,0422	0,0461	0,0249	0,0260	0,0208	0,0245
8	0,2150	0,1951	0,1428	0,1952	0,1956	0,1580	0,1204	0,1724
9	0,4310	0,3703	0,2530	0,3790	0,4222	0,3248	0,2395	0,3643
10	0,6118	0,5232	0,3431	0,5341	0,6136	0,4709	0,3378	0,5272
11	0,7402	0,6342	0,3981	0,6431	0,7491	0,5908	0,4078	0,6470
12	0,8140	0,6930	0,4151	0,7015	0,8251	0,6653	0,4360	0,7142
13	0,8358	0,6958	0,4035	0,7114	0,8465	0,6851	0,4220	0,7289
14	0,8075	0,6475	0,3714	0,6768	0,8174	0,6498	0,3852	0,6968
15	0,7307	0,5471	0,3302	0,6007	0,7346	0,5585	0,3297	0,6166
16	0,6017	0,4158	0,2732	0,4854	0,5965	0,4292	0,2562	0,4923
17	0,4284	0,2815	0,1975	0,3422	0,4117	0,2792	0,1746	0,3349
18	0,2305	0,1515	0,1139	0,1857	0,2062	0,1347	0,0875	0,1664
19	0,0601	0,0455	0,0361	0,0513	0,0390	0,0245	0,0163	0,0312
20	0,0009	0,0004	0,0003	0,0007	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
21	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
22	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
23	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Prob.	52,69%	27,42%	19,89%		56,03%	26,24%	17,73%	

Tabela 4: Valores horários dos cenários de geração de março e abril.

Hora	Março				Abril			
	Elevado	Médio	Baixo	Média	Elevado	Médio	Baixo	Média
0	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
2	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
3	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
4	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
5	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
6	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
7	0,0060	0,0050	0,0029	0,0053	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000
8	0,1710	0,1268	0,0678	0,1470	0,1112	0,0657	0,0305	0,0845
9	0,4097	0,3177	0,1658	0,3558	0,3598	0,2437	0,1254	0,2864
10	0,6121	0,4842	0,2522	0,5343	0,5771	0,4206	0,2250	0,4715
11	0,7526	0,6005	0,3146	0,6587	0,7265	0,5550	0,3001	0,6034
12	0,8318	0,6659	0,3492	0,7288	0,8096	0,6400	0,3290	0,6770
13	0,8533	0,6729	0,3674	0,7465	0,8334	0,6570	0,3260	0,6941
14	0,8202	0,6170	0,3501	0,7104	0,7988	0,5953	0,3132	0,6564
15	0,7333	0,5093	0,3086	0,6249	0,7076	0,4782	0,2608	0,5655
16	0,5878	0,3770	0,2459	0,4936	0,5517	0,3391	0,1868	0,4290
17	0,3872	0,2317	0,1600	0,3211	0,3395	0,1839	0,1019	0,2551
18	0,1642	0,0924	0,0632	0,1342	0,1051	0,0482	0,0230	0,0751
19	0,0097	0,0047	0,0030	0,0077	0,0001	0,0000	0,0000	0,0000
20	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
21	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
22	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
23	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Prob.	63,76%	22,69%	13,55%		55,44%	26,22%	18,33%	

Tabela 5: Valores horários dos cenários de geração de maio e junho.

Hora	Maio				Junho			
	Elevado	Médio	Baixo	Média	Elevado	Médio	Baixo	Média
0	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
2	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
3	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
4	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
5	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
6	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
7	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
8	0,0415	0,0170	0,0087	0,0263	0,0126	0,0052	0,0018	0,0083
9	0,2729	0,1564	0,0867	0,1929	0,2181	0,1216	0,0594	0,1582
10	0,5087	0,3307	0,1750	0,3742	0,4651	0,2935	0,1448	0,3500
11	0,6703	0,4793	0,2332	0,5062	0,6492	0,4434	0,2167	0,5002
12	0,7602	0,5793	0,2596	0,5830	0,7490	0,5474	0,2484	0,5857
13	0,7868	0,5938	0,2571	0,5989	0,7754	0,5703	0,2619	0,6083
14	0,7524	0,5349	0,2430	0,5626	0,7412	0,5238	0,2439	0,5747
15	0,6550	0,4282	0,2041	0,4771	0,6444	0,4193	0,2018	0,4883
16	0,4870	0,2897	0,1426	0,3443	0,4800	0,2763	0,1382	0,3520
17	0,2617	0,1340	0,0672	0,1764	0,2465	0,1190	0,0584	0,1722
18	0,0387	0,0144	0,0060	0,0235	0,0147	0,0049	0,0016	0,0093
19	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
20	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
21	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
22	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
23	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Prob.	46,34%	28,60%	25,05%		52,44%	25,00%	22,56%	

Tabela 6: Valores horários dos cenários de geração de julho e agosto.

Hora	Julho				Agosto			
	Elevado	Médio	Baixo	Média	Elevado	Médio	Baixo	Média
0	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
2	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
3	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
4	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
5	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
6	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
7	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
8	0,0215	0,0075	0,0034	0,0137	0,0746	0,0316	0,0176	0,0487
9	0,2321	0,1245	0,0635	0,1649	0,3084	0,1648	0,1019	0,2177
10	0,4752	0,2875	0,1421	0,3484	0,5478	0,3205	0,2013	0,3988
11	0,6628	0,4372	0,1942	0,4939	0,7215	0,4739	0,2746	0,5400
12	0,7652	0,5390	0,2198	0,5774	0,8131	0,5962	0,2998	0,6204
13	0,7907	0,5735	0,2309	0,6017	0,8378	0,6353	0,2981	0,6412
14	0,7552	0,5408	0,2215	0,5731	0,8045	0,5976	0,2700	0,6083
15	0,6560	0,4390	0,1884	0,4894	0,7084	0,4901	0,2286	0,5246
16	0,4905	0,2936	0,1320	0,3553	0,5469	0,3368	0,1677	0,3929
17	0,2558	0,1312	0,0594	0,1777	0,3288	0,1673	0,0850	0,2236
18	0,0268	0,0103	0,0032	0,0170	0,0860	0,0302	0,0144	0,0532
19	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
20	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
21	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
22	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
23	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Prob.	51,29%	24,41%	24,30%		48,92%	23,44%	27,63%	

Tabela 7: Valores horários dos cenários de setembro e outubro.

Hora	Setembro				Outubro			
	Elevado	Médio	Baixo	Média	Elevado	Médio	Baixo	Média
0	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
2	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
3	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
4	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
5	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
6	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
7	0,0025	0,0013	0,0004	0,0017	0,0240	0,0174	0,0107	0,0196
8	0,1391	0,0897	0,0399	0,1014	0,2029	0,1424	0,0878	0,1636
9	0,3860	0,2682	0,1265	0,2902	0,4374	0,3138	0,1843	0,3535
10	0,6091	0,4463	0,2115	0,4668	0,6377	0,4659	0,2571	0,5154
11	0,7616	0,5825	0,2669	0,5904	0,7804	0,5833	0,3021	0,6317
12	0,8475	0,6527	0,3070	0,6607	0,8601	0,6534	0,3300	0,6984
13	0,8695	0,6498	0,3177	0,6736	0,8818	0,6612	0,3313	0,7123
14	0,8354	0,5919	0,2988	0,6374	0,8480	0,6122	0,3075	0,6764
15	0,7426	0,4884	0,2651	0,5570	0,7570	0,5100	0,2802	0,5952
16	0,5860	0,3510	0,2034	0,4294	0,6076	0,3799	0,2336	0,4717
17	0,3757	0,2049	0,1222	0,2682	0,4068	0,2361	0,1650	0,3126
18	0,1424	0,0705	0,0412	0,0986	0,1815	0,1029	0,0766	0,1394
19	0,0027	0,0011	0,0005	0,0017	0,0178	0,0121	0,0097	0,0147
20	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
21	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
22	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
23	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Prob.	49,44%	25,00%	25,56%		53,23%	26,67%	20,11%	

Tabela 8: Valores horários dos cenários de novembro e dezembro.

Hora	Novembro				Dezembro			
	Elevado	Médio	Baixo	Média	Elevado	Médio	Baixo	Média
0	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
2	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
3	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
4	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
5	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
6	0,0001	0,0001	0,0000	0,0001	0,0012	0,0013	0,0006	0,0012
7	0,0542	0,0488	0,0367	0,0502	0,0544	0,0636	0,0483	0,0557
8	0,2443	0,1883	0,1396	0,2154	0,2390	0,2113	0,1477	0,2180
9	0,4639	0,3544	0,2449	0,4051	0,4503	0,3760	0,2546	0,4017
10	0,6479	0,4989	0,3373	0,5659	0,6284	0,5160	0,3345	0,5552
11	0,7785	0,6168	0,4002	0,6829	0,7546	0,6181	0,3859	0,6640
12	0,8517	0,6856	0,4117	0,7452	0,8254	0,6743	0,3993	0,7222
13	0,8720	0,7002	0,3957	0,7584	0,8440	0,6745	0,3957	0,7329
14	0,8408	0,6607	0,3705	0,7264	0,8140	0,6312	0,3820	0,7023
15	0,7564	0,5779	0,3376	0,6506	0,7352	0,5502	0,3430	0,6291
16	0,6166	0,4549	0,2776	0,5273	0,6028	0,4307	0,2871	0,5117
17	0,4275	0,3040	0,2003	0,3644	0,4247	0,2965	0,2088	0,3599
18	0,2089	0,1536	0,1095	0,1810	0,2227	0,1623	0,1234	0,1925
19	0,0409	0,0393	0,0298	0,0388	0,0531	0,0505	0,0419	0,0508
20	0,0005	0,0002	0,0001	0,0004	0,0023	0,0012	0,0009	0,0018
21	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
22	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
23	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Prob.	62,44%	21,44%	16,11%		60,11%	24,30%	15,59%	

APÊNDICE B COMBINAÇÕES DE DIAS TÍPICOS E CENÁRIOS DE GERAÇÃO

Neste apêndice, é apresentada a tabela com as combinações de dias típicos e cenários de geração, bem como suas probabilidades de ocorrência em cada um dos meses do ano. Os valores apresentados consideram que todos os meses do ano possuem em média 30,42 dias entre as medições de energia elétrica.

Tabela 9: Combinações de dias típicos e cenários de geração.

Mês de referência	Dia típico	Cenário de geração	Probabilidade combinada [%]	
Janeiro	DU (5/7)	PE (52,69%)	37,63	
		PM (27,42%)	19,59	
		PB (19,89%)	14,21	
	SA (1/7)	PE (52,69%)	7,53	
		PM (27,42%)	3,92	
		PB (19,89%)	2,84	
	DO (1/7)	PE (52,69%)	7,53	
		PM (27,42%)	3,92	
		PB (19,89%)	2,84	
	Fevereiro	DU (5/7)	PE (56,03%)	40,02
			PM (26,24%)	18,74
			PB (17,73%)	12,66
SA (1/7)		PE (56,03%)	8,00	
		PM (26,24%)	3,75	
		PB (17,73%)	2,53	
DO (1/7)		PE (56,03%)	8,00	
		PM (26,24%)	3,75	
		PB (17,73%)	2,53	
Março		DU (5/7)	PE (63,76%)	45,55
			PM (22,69%)	16,21
			PB (13,55%)	9,68
	SA (1/7)	PE (63,76%)	9,11	
		PM (22,69%)	3,24	
		PB (13,55%)	1,94	
	DO (1/7)	PE (63,76%)	9,11	
		PM (22,69%)	3,24	
		PB (13,55%)	1,94	
	Abril	DU (5/7)	PE (55,44%)	39,60
			PM (26,22%)	18,73

(Continua na próxima página.)

Tabela 9 – Combinações de dias típicos e cenários de geração (continuação).

Mês de referência	Dia típico	Cenário de geração	Probabilidade de combinada [%]	
		<i>PB</i> (18,33%)	13,10	
		<i>PE</i> (55,44%)	7,92	
		<i>PM</i> (26,22%)	3,75	
	<i>SA</i> (1/7)	<i>PB</i> (18,33%)	2,62	
		<i>PE</i> (55,44%)	7,92	
		<i>PM</i> (26,22%)	3,75	
	<i>DO</i> (1/7)	<i>PB</i> (18,33%)	2,62	
		<i>PE</i> (46,34%)	33,10	
		<i>PM</i> (28,60%)	20,43	
	Maio	<i>DU</i> (5/7)	<i>PB</i> (25,05%)	17,90
			<i>PE</i> (46,34%)	6,62
			<i>PM</i> (28,60%)	4,09
<i>SA</i> (1/7)		<i>PB</i> (25,05%)	3,58	
		<i>PE</i> (46,34%)	6,62	
		<i>PM</i> (26,89%)	4,09	
<i>DO</i> (1/7)		<i>PB</i> (25,05%)	3,58	
		<i>PE</i> (52,44%)	37,46	
		<i>PM</i> (25,00%)	17,86	
Junho		<i>DU</i> (5/7)	<i>PB</i> (22,56%)	16,11
			<i>PE</i> (52,44%)	7,49
			<i>PM</i> (25,00%)	3,57
	<i>SA</i> (1/7)	<i>PB</i> (22,56%)	3,22	
		<i>PE</i> (52,44%)	7,49	
		<i>PM</i> (25,00%)	3,57	
	<i>DO</i> (1/7)	<i>PB</i> (22,56%)	3,22	
		<i>PE</i> (51,29%)	36,64	
		<i>PM</i> (24,41%)	17,43	
	Julho	<i>DU</i> (5/7)	<i>PB</i> (24,30%)	17,36
			<i>PE</i> (51,29%)	7,33
			<i>PM</i> (24,41%)	3,49
<i>SA</i> (1/7)		<i>PB</i> (24,30%)	3,47	
		<i>PE</i> (51,29%)	7,33	
		<i>PM</i> (24,41%)	3,49	
<i>DO</i> (1/7)		<i>PB</i> (24,30%)	3,47	
		<i>PE</i> (48,92%)	34,95	
		<i>PM</i> (23,44%)	16,74	
Agosto		<i>DU</i> (5/7)	<i>PB</i> (27,63%)	19,74
			<i>PE</i> (48,92%)	6,99
			<i>PM</i> (23,44%)	3,35
	<i>SA</i> (1/7)	<i>PB</i> (27,63%)	3,95	
		<i>PE</i> (48,92%)	6,99	
		<i>PM</i> (23,44%)	3,35	
	<i>DO</i> (1/7)	<i>PB</i> (27,63%)	3,95	
		<i>PE</i> (49,44%)	35,32	
		<i>PM</i> (25,00%)	17,86	
	Setembro	<i>DU</i> (5/7)	<i>PB</i> (25,56%)	18,25
			<i>PE</i> (49,44%)	7,06
			<i>PM</i> (25,00%)	3,57
<i>SA</i> (1/7)		<i>PB</i> (25,56%)	3,65	

(Continua na próxima página.)

Tabela 9 – Combinações de dias típicos e cenários de geração (continuação).

Mês de referência	Dia típico	Cenário de geração	Probabilidade de combinada [%]
Outubro	DO (1/7)	PE (49,44%)	7,06
		PM (25,00%)	3,57
		PB (25,56%)	3,65
	DU (5/7)	PE (53,23%)	38,02
		PM (26,67%)	19,05
		PB (20,11%)	14,36
	SA (1/7)	PE (53,23%)	7,60
		PM (26,67%)	3,81
		PB (20,11%)	2,87
Novembro	DO (1/7)	PE (53,23%)	7,60
		PM (26,67%)	3,81
		PB (20,11%)	2,87
	DU (5/7)	PE (62,44%)	44,60
		PM (21,44%)	15,32
		PB (16,11%)	11,51
	SA (1/7)	PE (62,44%)	8,92
		PM (21,44%)	3,06
		PB (16,11%)	2,30
Dezembro	DO (1/7)	PE (62,44%)	8,92
		PM (21,44%)	3,06
		PB (16,11%)	2,30
	DU (5/7)	PE (60,11%)	42,93
		PM (24,30%)	17,36
		PB (15,59%)	11,14
	SA (1/7)	PE (60,11%)	8,59
		PM (24,30%)	3,47
		PB (15,59%)	2,23
DO (1/7)	PE (60,11%)	8,59	
	PM (24,30%)	3,47	
	PB (15,59%)	2,23	

ANEXO A CURVAS DE CARGA NORMALIZADAS

Neste anexo, são apresentadas tabelas com os valores normalizados das curvas de carga, que foram utilizadas nos métodos e análises desta dissertação. Estes valores tem como referência os resultados de uma campanha de medição realizada pela concessionária CEEE Distribuição, que atualmente pertence ao grupo Equatorial Energia. Os valores da tabela representam um consumo semanal (5 dias úteis, 1 sábado e 1 domingo) de 168 kWh para cada uma das classificações.

Tabela 10: Valores horários das curvas de carga normalizadas utilizadas.

Hora	Residencial - Faixa 1			Residencial - Faixa 2			Residencial - Faixa 3		
	dia útil	sábado	domingo	dia útil	sábado	domingo	dia útil	sábado	domingo
0	0,939	1,045	1,159	0,909	1,283	1,002	0,922	1,032	1,156
1	0,762	0,857	0,878	0,687	0,812	1,039	0,792	0,911	0,942
2	0,728	0,782	0,822	0,668	0,892	0,816	0,675	0,766	0,830
3	0,677	0,791	0,741	0,572	0,701	0,681	0,621	0,711	0,794
4	0,675	0,760	0,717	0,609	0,691	0,673	0,655	0,664	0,813
5	0,671	0,708	0,731	0,565	0,709	0,706	0,596	0,682	0,722
6	0,677	0,710	0,741	0,708	0,691	0,736	0,704	0,635	0,650
7	1,007	0,727	0,681	0,792	0,772	0,741	0,689	0,737	0,817
8	0,689	0,870	0,707	0,927	0,955	0,760	0,802	0,827	0,779
9	0,764	0,837	0,832	0,689	0,933	0,890	0,691	0,711	0,950
10	0,886	0,890	1,083	0,819	1,188	1,015	0,772	0,864	1,071
11	0,949	0,859	0,971	0,843	1,189	1,416	0,903	0,947	1,260
12	0,968	1,032	0,937	1,003	1,250	1,111	1,206	1,062	1,166
13	0,881	1,046	1,049	1,020	1,167	1,089	0,975	1,189	1,269
14	1,086	1,173	0,973	0,792	1,144	0,999	0,860	1,073	1,072
15	0,852	1,406	1,120	0,897	0,939	1,168	0,857	1,159	1,172
16	1,023	1,334	1,164	1,189	1,515	0,984	0,945	1,108	1,157
17	0,982	0,940	1,364	1,019	1,320	1,155	1,057	1,252	1,171
18	1,021	1,187	1,289	1,516	1,340	1,537	1,423	1,353	1,495
19	1,439	1,676	1,345	1,351	1,397	1,388	1,655	1,552	1,432
20	1,470	1,908	1,481	1,554	1,853	1,480	1,507	1,619	1,553
21	1,493	1,871	1,586	1,462	1,541	1,542	1,412	1,577	1,483
22	1,471	1,553	1,412	1,441	1,207	1,384	1,429	1,360	1,384
23	1,203	1,251	1,369	1,132	1,007	1,297	1,172	1,174	1,201

Tabela 11: Valores horários das curvas de carga normalizadas utilizadas.

Hora	Residencial - Faixa 4			Residencial - Faixa 5			Industrial - Faixa 1		
	dia útil	sábado	domingo	dia útil	sábado	domingo	dia útil	sábado	domingo
0	0,878	1,037	1,222	0,786	0,855	0,760	0,830	0,908	0,772
1	0,907	1,001	1,139	0,680	0,774	0,712	0,626	0,754	0,831
2	0,839	0,893	0,997	0,623	0,764	0,682	0,545	0,615	0,681
3	0,817	0,883	0,919	0,632	0,730	0,661	0,520	0,526	0,682
4	0,772	0,804	0,860	0,612	0,710	0,644	0,476	0,495	0,614
5	0,749	0,750	0,900	0,636	0,697	0,653	0,473	0,520	0,611
6	0,794	0,758	0,823	0,657	0,701	0,675	0,634	0,700	0,593
7	0,869	0,811	0,897	0,746	0,676	0,626	0,675	0,587	0,577
8	1,061	0,883	0,892	0,988	0,984	0,808	1,251	0,632	0,686
9	0,948	0,843	0,913	1,166	1,224	0,930	1,361	0,857	0,710
10	0,939	0,958	1,041	1,218	1,351	0,950	1,628	0,944	0,853
11	0,975	1,040	1,007	1,439	1,503	0,950	1,937	1,279	0,743
12	0,935	0,966	0,893	1,389	1,365	1,044	1,463	0,986	0,971
13	0,909	1,045	1,084	1,438	1,274	0,983	1,311	0,874	0,841
14	0,873	1,128	1,082	1,364	1,205	0,857	1,582	0,984	0,833
15	0,891	1,114	1,136	1,501	1,446	0,806	1,609	0,961	0,844
16	0,974	1,158	1,229	1,506	1,502	0,798	1,606	0,827	0,843
17	1,035	1,253	1,320	1,383	1,380	0,858	1,536	0,933	0,874
18	1,095	1,394	1,355	1,170	1,341	0,943	1,188	0,989	1,088
19	1,334	1,345	1,473	0,989	1,240	0,949	0,917	1,329	1,035
20	1,252	1,366	1,503	1,005	1,024	0,838	0,877	1,023	1,147
21	1,196	1,355	1,564	0,918	1,020	0,946	0,849	1,037	1,164
22	1,025	1,343	1,377	0,849	1,004	0,951	0,842	0,913	1,023
23	1,058	1,258	1,288	0,774	0,970	0,818	0,724	0,941	0,983

Tabela 12: Valores horários das curvas de carga normalizadas utilizadas.

Hora	Industrial - Faixa 2			Industrial - Faixa 3			Industrial - Faixa 4		
	dia útil	sábado	domingo	dia útil	sábado	domingo	dia útil	sábado	domingo
0	0,668	0,561	0,657	0,512	0,567	0,462	0,555	0,653	0,476
1	0,626	0,550	0,551	0,511	0,545	0,460	0,565	0,663	0,466
2	0,618	0,506	0,532	0,516	0,549	0,460	0,558	0,663	0,495
3	0,612	0,513	0,522	0,490	0,533	0,469	0,549	0,643	0,459
4	0,617	0,502	0,506	0,510	0,567	0,465	0,577	0,703	0,465
5	0,590	0,527	0,511	0,519	0,563	0,448	0,691	0,792	0,478
6	0,540	0,519	0,482	0,657	0,636	0,480	0,968	1,029	0,591
7	0,800	0,517	0,435	0,917	0,816	0,502	1,322	1,261	0,604
8	1,371	0,664	0,488	1,521	0,981	0,580	1,613	1,196	0,667
9	1,587	0,863	0,502	1,753	1,098	0,636	1,666	1,227	0,742
10	1,792	0,967	0,546	1,912	1,139	0,714	1,639	1,274	0,777
11	1,857	1,032	0,563	1,979	1,127	0,691	1,633	1,365	0,758
12	1,326	0,872	0,564	1,661	1,052	0,715	1,468	1,274	0,733
13	1,431	0,831	0,557	1,751	0,932	0,698	1,459	1,160	0,711
14	1,928	0,920	0,547	1,981	0,959	0,652	1,616	1,196	0,690
15	2,028	0,924	0,525	1,948	0,911	0,622	1,614	1,138	0,711
16	1,746	0,907	0,489	1,822	0,825	0,571	1,539	1,115	0,704
17	1,762	0,949	0,534	1,713	0,790	0,584	1,320	1,061	0,734
18	1,402	0,959	0,643	1,124	0,772	0,618	1,185	0,975	0,691
19	0,985	0,985	0,771	0,875	0,709	0,626	0,955	0,891	0,646
20	0,821	0,949	0,744	0,763	0,626	0,598	0,816	0,767	0,651
21	0,775	0,839	0,705	0,665	0,559	0,579	0,674	0,582	0,556
22	0,689	0,792	0,672	0,597	0,511	0,520	0,556	0,493	0,510
23	0,613	0,696	0,621	0,515	0,477	0,483	0,558	0,518	0,489

Tabela 13: Valores horários das curvas de carga normalizadas utilizadas.

Hora	Comercial - Faixa 1			Comercial - Faixa 2		
	dia útil	sábado	domingo	dia útil	sábado	domingo
0	0,554	0,587	0,582	0,492	0,534	0,579
1	0,492	0,567	0,575	0,507	0,509	0,555
2	0,488	0,490	0,561	0,497	0,496	0,502
3	0,466	0,468	0,555	0,487	0,491	0,499
4	0,445	0,462	0,513	0,492	0,483	0,491
5	0,432	0,432	0,511	0,485	0,480	0,487
6	0,450	0,456	0,513	0,548	0,505	0,563
7	0,530	0,613	0,585	0,639	0,536	0,541
8	1,015	0,662	0,595	1,173	0,625	0,527
9	1,625	0,793	0,675	1,792	1,030	0,589
10	1,962	0,993	0,569	1,889	1,171	0,642
11	2,085	1,115	0,636	1,879	1,268	0,618
12	1,799	1,131	0,597	1,571	1,192	0,654
13	1,794	1,065	0,651	1,681	1,155	0,622
14	2,142	0,890	0,687	1,817	1,077	0,579
15	2,164	0,900	0,676	2,021	1,189	0,597
16	2,147	0,883	0,666	1,907	1,123	0,621
17	1,669	0,914	0,611	1,731	0,995	0,619
18	1,141	0,928	0,689	1,461	1,010	0,687
19	0,835	0,789	0,725	1,035	0,988	0,758
20	0,730	0,998	0,756	0,855	0,881	0,748
21	0,690	1,015	0,777	0,651	0,766	0,684
22	0,613	0,741	0,828	0,602	0,735	0,630
23	0,566	0,675	0,651	0,526	0,609	0,593

Tabela 14: Valores horários das curvas de carga normalizadas utilizadas.

Hora	Comercial - Faixa 3			Comercial - Faixa 4		
	dia útil	sábado	domingo	dia útil	sábado	domingo
0	0,650	0,698	0,658	0,639	0,727	0,666
1	0,606	0,676	0,635	0,599	0,710	0,638
2	0,593	0,659	0,620	0,596	0,680	0,628
3	0,600	0,644	0,617	0,597	0,661	0,601
4	0,607	0,641	0,604	0,591	0,631	0,598
5	0,603	0,625	0,610	0,593	0,621	0,595
6	0,643	0,632	0,604	0,698	0,687	0,636
7	0,761	0,638	0,602	0,964	0,850	0,784
8	1,159	0,786	0,645	1,138	1,017	0,883
9	1,480	0,912	0,721	1,260	1,094	0,962
10	1,599	1,056	0,784	1,410	1,284	1,116
11	1,674	1,167	0,850	1,469	1,368	1,225
12	1,561	1,149	0,843	1,477	1,430	1,265
13	1,560	1,070	0,852	1,488	1,502	1,244
14	1,584	1,026	0,805	1,504	1,435	1,169
15	1,505	0,985	0,804	1,318	1,338	1,071
16	1,535	1,034	0,779	1,244	1,182	0,972
17	1,445	1,000	0,756	1,142	1,140	0,912
18	1,331	1,000	0,789	1,135	1,189	0,944
19	1,171	0,947	0,803	1,114	1,125	0,976
20	1,004	0,890	0,806	1,063	1,068	0,927
21	0,854	0,746	0,756	0,933	0,959	0,838
22	0,779	0,677	0,723	0,842	0,860	0,723
23	0,732	0,678	0,727	0,701	0,730	0,689