

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA
ELÉTRICA**

Nelson Knak Neto

**METODOLOGIAS PARA MODELAGEM DE
CARGAS DE CONSUMIDORES DE BAIXA TENSÃO
CONSIDERANDO A INTEGRAÇÃO DE RESPOSTA
DA DEMANDA, GERAÇÃO DISTRIBUÍDA E
VEÍCULOS ELÉTRICOS**

**Santa Maria, RS
2017**

Nelson Knak Neto

**METODOLOGIAS PARA MODELAGEM DE CARGAS DE CONSUMIDORES DE
BAIXA TENSÃO CONSIDERANDO A INTEGRAÇÃO DE RESPOSTA DA
DEMANDA, GERAÇÃO DISTRIBUÍDA E VEÍCULOS ELÉTRICOS**

Tese apresentada ao Curso de Doutorado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção de grau de **Doutor em Engenharia Elétrica.**

Orientadora: Prof.^a Dr.^a. Alzenira da Rosa Abaide

Santa Maria, RS, Brasil

2017

Nelson Knak Neto

**METODOLOGIAS PARA MODELAGEM DE CARGAS DE CONSUMIDORES DE
BAIXA TENSÃO CONSIDERANDO A INTEGRAÇÃO DE RESPOSTA DA
DEMANDA, GERAÇÃO DISTRIBUÍDA E VEÍCULOS ELÉTRICOS**

Tese apresentada ao Curso de Doutorado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção de grau de **Doutor em Engenharia Elétrica.**

Aprovado em 03 de março de 2017:

Alzenira da Rosa Abaide, Dr^a. (UFSM)
(Presidente/Orientadora)

Daniel Pinheiro Bernardon, Dr. (UFSM)

Alexandre Barin, Dr. (UFSM)

Luciano Lopes Pfitscher, Dr. (UFSC)

Leonel de Magalhães Carvalho, Dr. (INESC TEC)*
(*participação por videoconferência)

Santa Maria, RS
2017

Dedico este trabalho a todos que, assim como eu, não se contentam com o óbvio.

AGRADECIMENTOS

Ao final de uma jornada é comum fazermos um balanço para sabermos se o saldo foi positivo. Eu vejo de uma forma um pouco diferente. Independentemente do resultado, eu sempre considero o saldo positivo. Na realização do Doutorado não foi diferente. Entre altos e baixos, finalizo essa jornada de cabeça erguida, sabendo que dediquei o melhor de mim e fiz tudo que estava ao meu alcance para que o trabalho fosse realizado com sucesso. Conheci diversas pessoas, diversos lugares. Aprendi muito sobre muitas coisas. E o mais importante, aprendi muito sobre mim mesmo. Finalizo sendo uma nova pessoa. Uma versão melhor de mim mesmo. Conhecendo melhor do que sou feito, o que me interessa e o que quero ser daqui em diante. Logicamente, para que isso tudo acontecesse, foi necessário o envolvimento de uma série de pessoas, de lugares e oportunidades que, em conjunto, propiciaram-me todas as condições de percorrer esse caminho e vivenciar as diversas experiências que me fizeram chegar neste dia. E são para todos esses que eu gostaria de agradecer:

Primeiramente, ao pai e a mãe, por sempre acreditarem e confiarem nas minhas escolhas. Obrigado por não medirem esforços para que eu e as manas sempre tivéssemos as melhores condições de conquistar o conhecimento.

Às minhas irmãs, e também melhores amigas. Essa força que nos une nos torna mais fortes para enfrentarmos às adversidades da vida. É muito bom poder compartilhar tudo com vocês e saber que, acima de tudo, haverá irmandade.

Aos meus avós, que contribuíram fortemente para que sempre estudássemos e tivéssemos todas as condições de ter uma profissão e vida dignas.

Aos cunhados, Xandi e Leo, que se tornaram uma extensão da família, meus irmãos, meus amigos. Obrigado pelo apoio, sempre!

À Simoni, pela confiança, pela dedicação, pelo amor e carinho de tantos anos. Obrigado por acreditar em mim, nas minhas escolhas e, acima de tudo, por continuar presente na minha vida. És uma pessoa especial.

À Renate, Karine, Manu e Gui. Vocês são e sempre serão inspirações para que eu continue trabalhando e querendo fazer melhor.

À professora Alzenira da Rosa Abaide, meu maior exemplo profissional, agradeço por ter sempre confiado em mim, acreditado no meu trabalho e empenhado tantos esforços para que eu vivenciasse as melhores oportunidades dentro da universidade.

À professora Luciane Neves Canha, por acompanhar e contribuir na minha formação desde o primeiro dia de CEESP. Certamente, um grande exemplo de perseverança e determinação. Muito obrigado!

Ao professor Daniel Pinheiro Bernardon e aos demais professores do CEESP, agradeço pelas valiosas colaborações no desenvolvimento desse trabalho.

Aos grandes amigos Fernando Guilherme Khoeler Guarda e Iuri Castro Figueiró, agradeço a amizade, a todas as ajudas no desenvolvimento da tese e, acima de tudo, por estarem presentes nos momentos mais difíceis dessa jornada.

Aos grandes amigos Dion Lenon Prediger Feil e Laura Lisiane Callai dos Santos, agradeço por se manterem presentes nos momentos que estive distante, pela amizade incondicional e por todas as risadas compartilhadas no dia-a-dia.

Ao Leonardo, Amanda e Maurício, agradeço por terem aceito todos os desafios lançados e por estarem sempre dispostos a trabalhar junto comigo.

Aos demais colegas do CEESP pela companhia, parceria e colaboração em todas as atividades desenvolvidas. A diversidade de pensamento, se usada de forma adequada, é uma grande ferramenta para o desenvolvimento da pesquisa.

À Luciana e ao André, obrigado por desenvolverem um trabalho sério e responsável, mas acima de tudo, por tornarem o PPGEE mais humano.

Ao professor Vladimiro Miranda, agradeço por ter me recebido tão bem no INESC TEC e por ter me propiciado umas das experiências mais engrandecedoras durante o período de Doutorado.

Aos doutores Jean Sumaili e Leonel Carvalho, obrigado pelo acolhimento, pela dedicação e empenho em contribuir para a realização deste trabalho.

Ao grande amigo e colega Phillipe Vilaça Gomes, obrigado por todas as discussões sobre nossas pesquisas, pela colaboração e por contribuir de forma definitiva para que eu realizasse este trabalho.

A grande amiga Suzana Menezes de Sousa, obrigado por me ajudar sempre que foi preciso e por ser a minha referência de família enquanto estive em Portugal.

Aos amigos do INESC: Álvaro (e Pipa), Eduardo, José, Pedro, Lucas, Luiza, Marco, Mauro, Marcos Paulo e Wagner, agradeço a amizade, parceria e todas as contribuições que deram ao longo da minha estadia.

Aos demais colaboradores do INESC, obrigado por terem me recebido tão bem.

À Rose Autran e o Toni Bovolinni, por simplesmente serem os melhores. Não há palavras para descrever o quão importante se tornaram nessa jornada.

Ao Phelipe, agradeço pelo companheirismo, compreensão e paciência. Tuas contribuições foram fundamentais para a finalização do trabalho, mas mais importantes ainda foram para a minha vida. Obrigado por ser a pessoa certa, no momento certo.

Ao Ricardo Carneiro, obrigado pela parceria, paciência e, acima de tudo, amizade.

Aos meus amigos de Santa Cruz, Binho, Sonia, Fernando, Thaís. Obrigado pelo constante apoio, pela confiança e por estarem presentes em todos aqueles momentos que precisei.

A todos os colegas e alunos da URI – Campus Santo Ângelo, obrigado pela acolhida e pelas oportunidades e experiências já vivenciadas.

Por fim, agradeço a todos aqueles que de alguma forma colaboraram para que a realização desse trabalho fosse possível.

“Agir, eis a inteligência verdadeira. Serei o que quiser. Mas tenho que querer o que for. O êxito está em ter êxito, e não em ter condições de êxito. Condições de palácio tem qualquer terra larga, mas onde estará o palácio se não o fizerem ali?”

— Fernando Pessoa

RESUMO

Tese de Doutorado
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica
Universidade Federal de Santa Maria

METODOLOGIAS PARA MODELAGEM DE CARGAS DE CONSUMIDORES DE BAIXA TENSÃO CONSIDERANDO A INTEGRAÇÃO DE RESPOSTA DA DEMANDA, GERAÇÃO DISTRIBUÍDA E VEÍCULOS ELÉTRICOS

Autor: Nelson Knak Neto
Orientadora: Alzenira da Rosa Abaide, Dra. Eng.

Data e Local da defesa: Santa Maria, 03 de março de 2017.

Modelar a carga de forma acurada é uma tarefa crucial para os estudos de Planejamento da Expansão de Sistemas de Distribuição (PESD). Tradicionalmente, o pico de demanda, visto na pior condição de carregamento, tem sido utilizado para quantificar os investimentos necessários para as redes de distribuição. Entretanto, sob a influência da Geração Distribuída (GD), Resposta da Demanda (RD) e Veículos Elétricos (VE), a carga está se tornando uma Demanda Ativa (DA). Nessas condições, as características de pior condição de carregamento podem mudar como consequência do comportamento intermitente da GD, da incerteza da resposta a sinais tarifários e também das incertezas relacionadas ao carregamento de VEs. Logo, essa tese propõe novos modelos de carga para consumidores de Baixa Tensão (BT) ativos e VEs para serem aplicados a estudos de PESD. A incerteza é considerada através do estabelecimento de diferentes padrões de comportamento de consumidores de BT na presença de programas de RD, GD e VEs. Consumidores são segmentados de acordo com níveis de consumo, possibilitando determinar ajustes ao modelo de carga conforme suas preferências. O carregamento de VEs é modelado através de diferentes estratégias de carregamento. Estudos de caso são realizados, baseados em um sistema IEEE 33 barras e em dados reais de uma distribuidora de energia. Planos ótimos de expansão num horizonte de 5 anos são obtidos através da meta-heurística EPSO (Otimização por Enxame de Partículas Evolutivo) combinada com programação não linear. Diferentes cenários de incentivos para integração de DA são analisados visando avaliar seus respectivos impactos no sistema de distribuição. Os estudos demonstram a possibilidade de reduzir e postergar gastos com expansão (até 37%) com a integração de DA caso a flexibilidade dos consumidores e de VEs sejam exploradas de forma a reduzir os impactos da demanda e da GD ao sistema. Além disso, resultados demonstraram que cenários de integração extrema, especial de GD, podem resultar em maiores investimentos. Assim, os modelos propostos permitem identificar as melhores políticas para integração de GD, RD e VEs.

Palavras-chave: Modelos de carga estocásticos; Geração Distribuída; Resposta da Demanda; Processo de Poisson Não Homogêneo; Veículos Elétricos.

ABSTRACT

Doctorate Thesis
Post Graduate Program in Electrical Engineering
Universidade Federal de Santa Maria, RS, Brazil.

METHODOLOGIES FOR LOAD MODELING OF LOW VOLTAGE CONSUMERS CONSIDERING THE INTEGRATION OF DEMAND RESPONSE, DISTRIBUTION GENERATION AND ELECTRIC VEHICLES

Author: Nelson Knak Neto
Coordinator: Alzenira da Rosa Abaide, Dra. Eng.

Date and local of examination: Santa Maria, 03 of March of 2017.

Accurate load modeling is a crucial task in distribution systems expansion planning. Traditionally, the load peak, which is viewed as the worst-case scenario, has been used to quantify new investment requirements. However, under the influence of the Distributed Generation, Demand Response, and Electric Vehicles, the load is becoming an Active Demand. In these conditions, the characteristics of the worst-case scenario may change as a result of the intermittent behavior of the renewable generation, the uncertainty in the consumers' response to price signals as well as the uncertainties in electric vehicles charging. This thesis proposes new models for active low voltage consumers and electric vehicles on distribution systems expansion planning studies. In these models, the load uncertainty is considered by establishing different patterns for the behavior of LV consumers in the presence of DR programs. The load consumption is segmented according to the different uses of energy to stimulate behavioral adjustments based on the preferences and gains of different types of consumers. Electrical Vehicles charging is modeled considering different charging strategies in order to characterize different types of consumers. A case study based on the modified IEEE 33 Bus test system with real data collected from a Brazilian distribution company is performed in order to analyze the impact of new Load Profiles (LPs) in scenarios with high penetration of renewable DG. Optimal 5-year expansion plans for AD quantiles were obtained using the metaheuristic EPSO (Evolutionary Particle Swarm Optimization) combined with nonlinear programming. Different incentive policies for AD are also analyzed to determine their impact on DS expansion planning. The experiments carried out reveal that considerable monetary savings in the DS can be achieved (up to 37%) as compared with the alternative with no AD by exploiting the flexibility associated with the active behavior of consumers and electric vehicles, by responding to price signals and by permitting adequate levels for the integration of DG into distribution grids. In addition, the results demonstrate that extreme scenarios of DR and/or DG penetration can result in investment expenditures greater than in the alternative with no AD, allowing to identify the best policy for DR and the optimal DG penetration level that result in the lowest investment cost.

Keywords – Stochastic Load Modeling, Distributed Generation, Demand Response, Active Demand, Non-Homogeneous Poisson Process, Electric Vehicles.

LISTA DE TABELAS

Tabela 4.1 Classes e faixas de consumidores de BT considerados.	68
Tabela 4.2 – Dados do painel solar para exemplo.	79
Tabela 4.3- Exemplo para composição das curvas de carga de um equipamento – Série <i>T_{sou}</i>	91
Tabela 4.4- Exemplo para composição das curvas de carga de um equipamento – Série <i>T_{souRDn}</i>	91
Tabela 4.5- Exemplo para composição das curvas de carga de um equipamento – Estágio 4	91
Tabela 5.1 – Exemplo de análise de dados a partir de estudo de mobilidade.....	99
Tabela 6.1 - Características de utilização de equipamentos no setor residencial Brasileiro.	114
Tabela 6.2 – Taxa de Resposta da Demanda – Consumidores Residenciais.....	114
Tabela 6.3 – Duração Média do Uso – Consumidores Residenciais.....	115
Tabela 6.4 – Potência do Equipamento – Consumidores Residenciais	115
Tabela 6.5 – Número de Usos Diários – Consumidores Residenciais	115
Tabela 6.6 – Modelos de baterias considerados para modelagem das curvas de carga de VEs.....	128
Tabela 6.7 – Demandas médias e máximas para o cenário de 10 VEs – Carregamento Direto.....	131
Tabela 6.8 – Demandas médias e máximas para estratégia Carregamento Direto (P-Ponta e FP- Fora Ponta).	132
Tabela 6.9 – Demandas médias e máximas para estratégia Carregamento Vale (P-Ponta e FP- Fora Ponta).	134
Tabela 6.10 – Demandas médias e máximas para estratégia Carregamento Vale (P-Ponta e FP- Fora Ponta).	137
Tabela 7.1 – Distribuição de consumidores no sistema.	142
Tabela 7.2 – Caracterização dos cenários de integração de DA considerados.	143
Tabela 7.3 - Caracterização dos cenários de integração de DA considerados.	143
Tabela 7.4 – Ganhos máximos em redução/postergação de investimentos – Alternativa com GD	149
Tabela 7.5 – Risco de investimentos em relação à mediana – Alternativa com GD.	150
Tabela 7.6 – Ganhos máximos em redução/postergação de investimentos – Alternativas com RD.....	153
Tabela 7.7 – Risco de investimentos em relação à mediana – Alternativa RD.	154
Tabela 7.8 – Ganhos máximos em redução/postergação de investimentos – Alternativas com GD e RD	155
Tabela 7.9 – Risco de investimentos em relação à mediana – Alternativa GD e RD.	155
Tabela 7.10 – Ganhos máximos em redução/postergação de investimentos – Alternativas com GD, RD e VE.....	156
Tabela 7.11 – Risco de investimentos em relação à mediana – Alternativa GD, RD e VE.	157
Tabela 7.12 – Redução de investimentos comparadas ao cenário tradicional.....	158
Tabela 7.13 – Riscos de investimento em função da pior condição de carga.....	158

LISTA DE FIGURAS

Figura 3.1 - Fluxograma de etapas de estudos do PESD.	58
Figura 3.2 – Estrutura de um Sistema de Distribuição de Energia Tradicional.....	59
Figura 3.3 – Estrutura de um Sistema Inteligente.	60
Figura 3.4 – Cenários de carregamento analisados.....	63
Figura 4.1 – Estrutura do modelo híbrido de composição da carga – metodologia proposta.	67
Figura 4.2 – Exemplo de Curvas Típicas de demanda – Consumidor Residencial ...	70
Figura 4.3 – Representação da curva típica por um quantil.	73
Figura 4.4 – Exemplo de curva de carga através de quantis - consumidor residencial.	74
Figura 4.5 – Sequência para determinação do tamanho do sistema GD.	78
Figura 4.6 – Exemplo de obtenção da curva de carga com GD.	81
Figura 4.7- Exemplo de Curvas Típicas com DG através de quantis representativos.	81
Figura 4.8 – Programas de Resposta da Demanda.	82
Figura 4.9- O processo de contagem através do NHPP.....	86
Figura 4.10 – Fluxograma para determinação da curva de carga de um equipamento.	90
Figura 4.11 – Composição das curvas de um equipamento: (a) sem RD - $L 1t$; (b) com RD - $L 2t$	92
Figura 4.12 – Exemplo de obtenção da curva de carga com RD.	94
Figura 4.13 - Exemplo de Curvas Típicas com RD através de quantis representativos.	94
Figura 4.14 – Obtenção da curva de carga com GD e RD.....	95
Figura 4.15 - Exemplo de Curvas Típicas com GD e RD através de quantis representativos.....	96
Figura 5.1 – Sequência de estudos para modelagem da carga dos VEs.....	101
Figura 5.2 – Exemplo de curva de carga considerando a estratégia de carregamento direto.	102
Figura 5.3 – Representação da CT para VEs considerando a estratégia de carregamento direto	103
Figura 5.4 – Exemplo de curva de carga considerando a estratégia de Carregamento Vale.....	104
Figura 5.5 – Representação da CT para VEs considerando a estratégia de Carregamento Vale.	104
Figura 5.6 - Exemplo de curva de carga considerando a estratégia de Carregamento RD.....	106
Figura 5.7 - Representação da CT para VEs considerando a estratégia de Carregamento RD.	106
Figura 6.1 – Curvas Típicas para consumidores de BT: (a) Classe Residencial – Faixa 1; (b) Classe Rural – Faixa 1; (c) Classe Comercial– Faixa 1; (d) Classe Industrial – Faixa 1.....	110
Figura 6.2 – Radiação Global e Temperaturas Medias de superfície – Estação São Martinho da Serra – Dez. 2014	111
Figura 6.3 – Velocidade média dos ventos à 25m – Estação São Martinho da Serra – Dez. 2010.....	111

Figura 6.4 – Curva de velocidade - potência para o aerogerador Ista Breeze 500 W .	112
Figura 6.5 - Estruturas da Tarifa Branca e da Tarifa Convencional.....	113
Figura 6.6 – Distribuição da utilização por hora – Chuveiro Elétrico	115
Figura 6.7 – CT para consumidor industrial da Faixa 1 – Eólica – Verão – Representação por quantis.	117
Figura 6.8 –CT para consumidor industrial da Faixa 1 – Fotovoltaica – Verão – Representação por quantis.	118
Figura 6.9 - CT para consumidores de BT: (a) Residencial Faixa 1 Eólica; (b) Residencial Faixa 1 Solar; (c) Rural Faixa 1 Eólica; (d) Rural Faixa 1 Solar; (e) Comercial Faixa 1 Eólica; (f) Comercial Faixa 1 Solar.	118
Figura 6.10 – Composição da curva de carga para usos diários do chuveiro elétrico através do NHPP.....	120
Figura 6.11 - Curva de carga média para chuveiro elétrico na Região Sul do Brasil - SINPHA.....	120
Figura 6.12 – CT com RD – Grupo Residencial Faixa 1.....	121
Figura 6.13 - CT com RD – Grupo Residencial Faixa 2	122
Figura 6.14 – CT com RD – Grupo Residencial Faixa 3.....	123
Figura 6.15 – CT com RD – Grupo Residencial Faixa 4.....	123
Figura 6.16 – CT com RD – Grupo Residencial Faixa 5.....	123
Figura 6.17 – CT com GD e RD: Grupo Residencial Faixa 1 – Eólico - (a) Outono e (b) Primavera.....	124
Figura 6.18 – CT com GD e RD: Grupo Residencial Faixa 5 – Eólico - (c) Outono e (d) Primavera;.....	125
Figura 6.19 - CT com GD e RD: Grupo Residencial Faixa 1 – Solar - (a) Inverno e (b) Verão; Grupo Residencial Faixa 5 – Solar - (c) Inverno e (d) Verão	126
Figura 6.20 – Distribuição de chegadas a qualquer local – Dias de Semana.....	127
Figura 6.21 – Distribuição de chegadas a qualquer local – Dias de Semana.....	127
Figura 6.22 – Curva de carga VE Carregamento Direto – 10 VEs.	129
Figura 6.23 – Demandas horárias para Carregamento Direto – 10 VEs.	130
Figura 6.24 – Quantis para a carga de VE - Carregamento Direto – 10 VEs.	130
Figura 6.25 – CT para VEs – Carregamento Direto: (a) 50 VEs; (b) 100 VEs; (c) 200 VEs; (d) 500 VEs; (e) 1000 VEs.	131
Figura 6.26 – Curva de Carga – Carregamento Vale – 10 VEs.....	133
Figura 6.27 –CT para VEs – Carregamento Vale: (a) 10 VEs; (b) 50 VEs; (c) 100 VEs; (d) 200 VEs; (e) 500 VEs; ; (f) 1000 VEs.....	133
Figura 6.28 - Curva de carga VE Carregamento RD – 10 VEs.	135
Figura 6.29 –CT para VEs – Carregamento RD: (a) 10 VEs; (b) 50 VEs; (c) 100 VEs; (d) 200 VEs; (e) 500 VEs; ; (f) 1000 VEs.....	136
Figura 6.30 – Distribuição dos Estados de Cargas Finais – Carregamento RD- 100 VEs.....	137
Figura 6.31 – Comparação entre Demandas Médias para as estratégias de carregamento de VEs.....	138
Figura 6.32 - Comparação entre Demandas Médias nos períodos de ponta (a) e fora ponta (b) para as estratégias de carregamento de VEs	138
Figura 7.1 – Topologia do Sistema IEEE 33 Barras.....	141
Figura 7.2 – Principais passos do EPSO.....	144
Figura 7.3 – Custos Anuais de Expansão - Tradicional.....	146

Figura 7.4 – Investimentos realizados: (a) Ano 1; (b) Ano 2; (c) Ano 3; (d) Ano 4; (e) Ano 5.....	147
Figura 7.5 – Custos de investimento para Cenários Moderado e Avançado – Integração GD.....	149
Figura 7.6 - Custos Anuais de Expansão – GD quantil 0.	151
Figura 7.7 – Investimentos realizados para o quantil 0 do cenário avançado: (a) Ano 1; (b) Ano 2; (c) Ano 3; (d) Ano 4; (e) Ano 5.....	151
Figura 7.8 - Custos de investimento para Cenários Moderado e Avançado – Integração RD	153
Figura 7.9 - Custos de investimento para Cenários Moderado e Avançado – Integração GD e RD.....	154
Figura 7.10 - Custos de investimento para Cenários Moderado e Avançado – Integração GD, RD e VE.	156
Figura 7.11 – Custos Anuais por quantis – Cenário Avançado	157

LISTA DE ABREVIações E SIGLAS

ANEEL – Agência Nacional de Energia Elétrica
AG – Algoritmos Genéticos
BT – Baixa Tensão
CHA – *Constructive Heuristic Algorithm*
CT(s) – Curva(s) Típica(s)
CPP – *Critical Point Pricing*
DA – Demanda Ativa
EA – *Evolutionary Algorithms*
ED-CPP – *Extreme Day – Critical Point Pricing*
EDP – *Extreme Day Pricing*
EPSO – *Evolutionary Particle Swarm Optimization*
GD – Geração Distribuída
HPP – *Homogeneous Poisson Process*
Mín. – Mínimo
Máx. – Máximo
NHPP – *Non-Homogeneous Poisson Process*
PSO – *Particle Swarm Optimization*
PESD – Planejamento da Expansão do Sistema de Distribuição
pu – por unidade
RTP – *Real Time Pricing*
REI – Redes Elétricas Inteligentes
RD – Resposta da Demanda
SA – *Simulated Annealing*
STC – *Standard Test Conditions*
TS – *Tabu Search*
VE(s) – Veículo(s) Elétrico(s)
TOU – Tarifa Horária

SUMÁRIO

Agradecimentos	8
Resumo	16
Abstract	18
Lista de Tabelas	20
Lista de Figuras	22
Lista de abreviações e siglas	28
Sumário	30
1 INTRODUÇÃO	41
1.1 Caracterização e justificativa	41
1.2 Objetivos.....	43
1.2.1 Objetivos Gerais	43
1.2.2 Objetivos Específicos.....	43
1.3 Contribuições do Trabalho	44
1.4 Organização do Trabalho	45
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	47
2.1 Evolução no Estudos de Planejamento da Expansão dos Sistemas de Distribuição (PESD).....	47
2.2 Otimização e o Planejamento	48
2.3 Geração Distribuída no Contexto do Planejamento.....	50
2.4 Modelos de Demanda Ativa para PESD	52
2.5 Veículos Elétricos	53
2.6 Considerações Finais do Capítulo	55
3 MODELOS DE CARGA PARA O PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DOS SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO	57
3.1 Etapas do PESD	57
3.2 Comportamento da Carga	59

3.3 Caracterização da DA nos Modelos de Carga	61
3.4 Integração da DA aos Estudos de PESD	62
3.5 Considerações Finais do Capítulo	64
4 METODOLOGIAS PARA MODELAGEM DA DEMANDA ATIVA....	65
4.1 Modelos para Composição das Curvas de Carga	65
4.2 Curvas de Carga.....	69
4.2.1 Curvas Típicas Tradicionais.....	69
4.2.2 Quantis	72
4.2.3 Curvas Típicas de Carga Ctravés de Quantis.....	73
4.3 Influência da Geração Distribuída	75
4.3.1 Geração Eólica	76
4.3.2 Geração Fotovoltaica.....	77
4.3.3 Tamanho do Sistema GD	78
4.3.4 Curvas Típicas com GD.....	79
4.3.5 Exemplo de Obtenção da Curva de Carga	80
4.4 Influência da Resposta da Demanda.....	82
4.4.1 Resposta da Demanda	83
4.4.2 O Processo de Poisson Não-Homogêneo (NHPP)	84
4.4.3 Composição das Curvas de um Equipamento	86
4.4.4 Curvas Típicas com RD	93
4.5 Influência de GD e RD.....	94
4.5.1 Exemplo de Aplicação	95
4.6 Considerações do Capítulo.....	96
5 MODELOS DE CARGA PARA VEÍCULOS ELÉTRICOS	97
5.1 Introdução	97
5.2 Padrões de Mobilidade	98
5.3 O NHPP	100

5.4 Curvas de Carga para VE	100
5.4.1 Carregamento Direto	101
5.4.2 Carregamento Vale.....	103
5.4.3 Carregamento RD.....	105
5.5 Considerações do Capítulo.....	106
6 APLICAÇÃO DOS MODELOS DE DEMANDA ATIVA NOS SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO	109
6.1 Introdução	109
6.2 Caracterização do Estudo – Consumidores de BT	109
6.2.1 Base de Dados de Consumo	109
6.2.2 Base de Dados para Fontes Primárias	110
6.2.3 Base de Dados de Posses e Hábitos de Consumo	112
6.3 Resultados e Discussões.....	116
6.3.1 CTs com GD.....	116
6.3.2 CTs com RD	119
6.3.3 CT com GD e RD.....	124
6.4 Caracterização do Estudo – Veículos Elétricos	126
6.4.1 Dados sobre Mobilidade Urbana	126
6.4.2 Dados Baterias de VE.....	128
6.4.3 Cenários	128
6.5 Resultados e discussões	129
6.5.1 Carregamento Direto	129
6.5.2 Carregamento Vale.....	132
6.5.3 Carregamento RD.....	135
6.6 Considerações do Capítulo.....	139

7 PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DOS SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO CONSIDERANDO A DEMANDA AtIVA	141
7.1 Introdução	141
7.2 Caracterização do Estudo	141
7.2.1 Sistema IEEE 33.....	141
7.2.2 Composição das Cargas nas Barras	142
7.2.3 Cenários de Incentivo à Integração de DA	142
7.2.4 Formulação do estudo de PESD	143
7.2.5 Alternativas Consideradas	145
7.3 Resultados e Discussões	146
7.3.1 Integração da GD	149
7.3.2 Integração de RD.....	152
7.3.3 Integração de GD e RD	154
7.3.4 Integração de GD, RD e VEs.....	155
7.3.5 Avaliação Geral das Alternativas	157
8 CONCLUSÃO	159
8.1 Considerações Finais	159
8.2 Oportunidades de Trabalhos Futuros	161
8.3 Produção Científica	162
8.3.1 Trabalhos Publicados em Anais de Eventos (completo).....	162
8.3.2 Artigos Completos Publicados em Periódicos	163
8.3.3 Artigos Submetidos em Periódicos (aguardando resposta).....	163
8.3.4 Registros de Software.....	164
REFERÊNCIAS	165
APÊNDICE A	175
APÊNDICE B	217
APÊNDICE C	221
ANEXO A	233

ANEXO B.....	235
---------------------	------------

1 INTRODUÇÃO

1.1 Caracterização e justificativa

O desenvolvimento de modelos de análise do sistema de distribuição nos quais são projetados vários cenários de evolução tem como propósito a busca de um sistema mais eficiente, cuja configuração e operação leve em consideração não só aspectos técnicos, mas também demográficos e econômicos. Para que isso seja possível, uma efetiva regulação técnica e econômica dos atores envolvidos e modelos tarifários adequados se tornam cruciais para alocar eficientemente os custos da rede entre os usuários dessa infraestrutura (PICCIARIELLO et al., 2015a).

Obter um modelo de sistema de distribuição como o acima descrito depende basicamente de um planejamento idealizado na obtenção de melhorias que garantam o atendimento às necessidades do crescimento de geração e consumo de energia, conciliando objetivos socioeconômicos às decisões de aumento da capacidade de atendimento à demanda de energia elétrica. Logo, projetar o crescimento e modelar o comportamento das cargas de forma adequada se torna uma tarefa fundamental para o gerenciamento adequado dos sistemas de distribuição.

Os estudos de modelagem da carga passam a ter ainda mais importância, a partir de uma série de mudanças observadas no mercado de energia. A busca pela redução de gases de efeito estufa e as restrições de recursos energéticos tem feito com que muitas nações empenhem esforços visando a diversificação da sua matriz energética e na promoção da produção de energia a partir de fontes renováveis (BEHBOODI et al., 2016; VASILJEVSKA; PEÇAS LOPES; MATOS, 2013). Alinhado a isso, há um grande comprometimento do meio científico para desenvolver tecnologias que tornem o sistema de energia mais eficiente, confiável, flexível e resiliente. Essa relação sinérgica tem promovido a Geração Distribuída (GD), as Redes Elétricas Inteligentes (REI) e o armazenamento de energia como soluções para um sistema de energia mais sustentável (ZENG et al., 2014). Essa mudança de paradigmas possibilita a superação de diversas limitações técnicas e econômicas associadas aos sistemas de distribuição de energia elétrica, porém traz consigo uma

série de novos desafios. Isso porque as maiores mudanças devem ser observadas justamente na forma como os consumidores interagem com a rede.

Mais especificamente, os consumidores de baixa tensão, tradicionalmente elementos passivos do sistema, transformam-se em elementos ativos, através da possibilidade de gerarem sua própria energia e venderem seus excedentes à rede. Além disso, tornam-se os principais atores em programas de Resposta da Demanda (RD) (SIANO; SARNO, 2016). Como consequência, a integração da Demanda Ativa (DA), caracterização desse tipo de comportamento do consumidor, pode resultar na redução de custos em investimentos no sistema de distribuição de energia para satisfazer o crescimento de consumo ao mesmo tempo em que traz benefícios aos consumidores (VALLÉS et al., 2016).

Nesse mesmo contexto, a promoção dos Veículos Elétricos (VEs) como alternativa de mobilidade visando redução de emissão de gases de efeito estufa também traz impactos diretos aos sistemas e distribuição de energia (MALLET et al., 2014). Por um lado, o VE pode ser considerado uma demanda adicional que será agregada aos tradicionais perfis de carga. Já sob outra perspectiva, uma penetração em larga escala de VEs no sistema de distribuição promove novas oportunidades para o setor elétrico. Ao ser considerado como uma fonte de energia descentralizada, os VEs podem suprir energia para o sistema através de suas baterias, servindo como mais uma alternativa no gerenciamento de cargas (BREMERMANN et al., 2014a).

Da ótica do gerenciamento do sistema de distribuição, considerar a influência desses novos elementos na rede torna-se um grande desafio. Isso ocorre, porque a pior condição de carregamento passa a ser resultado da combinação de uma série de fatores que não envolvem a decisão da distribuidora, tais como a decisão do consumidor em mudar ou não seu comportamento de consumo frente a sinais tarifários e/ou de quando e onde conectar a geração distribuída. Consequentemente, avaliar o sistema de distribuição através de modelos de carga simplificados considerando patamares de carregamento passa a ser apenas um exercício acadêmico que não condiz com a realidade do sistema e do mercado de energia (VALLÉS et al., 2016).

Para se atingir um modelo de carga adequado, é essencial que se leve em conta a variação estocástica das fontes alternativas e a variabilidade do

comportamento do consumidor na utilização de energia, fatores de difícil controle por parte das empresas de energia (ASENSIO et al., , 2016).

Considerando essas premissas, neste trabalho são propostas metodologias para uma modelagem mais assertiva das cargas de um sistema de distribuição, avaliando de forma integrada as diferentes características que podem influenciar o comportamento dos consumidores de baixa tensão e quais os impactos que essas novas funções do consumidor podem trazer ao sistema de distribuição em um contexto de estudos de planejamento da expansão da rede.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivos Gerais

Como objetivo geral deste trabalho tem-se o desenvolvimento de diferentes metodologias para estimar o impacto da geração distribuída, de tarifas horárias e veículos elétricos conectados em baixa tensão através de modelos de cargas baseados em Demanda Ativa, num contexto de planejamento da expansão dos sistemas de distribuição de média tensão.

1.2.2 Objetivos Específicos

1- Modelar e avaliar o comportamento dos consumidores de baixa tensão considerando a Resposta da Demanda a partir de sinais tarifários;

2- Modelar e avaliar o impacto da micro e mini geração distribuída para mercado de consumidores de baixa tensão considerando sistemas de compensação “*Net Metering*”;

3- Modelar e avaliar o impacto de diferentes tipos de carregamento dos veículos elétricos;

4- Avaliar diferentes cenários de carregamento do sistema, baseados na aplicação de diferentes políticas de integração de consumidores ativos na rede em um horizonte de médio prazo;

5- Identificar e avaliar o impacto de integração de consumidores ativos no sistema de distribuição sob a ótica dos estudos de planejamento da expansão dos sistemas de distribuição;

6- Avaliar os ganhos e riscos envolvidos com a aplicação de políticas de incentivo de integração da Demanda Ativa.

1.3 Contribuições do Trabalho

A principal contribuição deste trabalho está na definição de diferentes modelos de carga capazes de avaliar o impacto da Demanda Ativa nos estudos de PESD. As incertezas da carga são consideradas através da simulação de diferentes padrões de comportamento de consumidores ativos de BT, considerando a presença de programas de RD e a integração de GD e VEs. Consumidores são segmentados de acordo com níveis de consumo, possibilitando determinar ajustes ao modelo de carga conforme suas preferências. O carregamento de VEs é modelado através de diferentes estratégias de carregamento. Os hábitos de consumo e de carregamento de VEs são modelados através do Processo de Poisson Não-Homogêneo (NHPP). Estudos de caso são realizados, baseados em um sistema IEEE 33 barras e em dados reais de uma distribuidora de energia. Planos ótimos de expansão num horizonte de 5 anos são obtidos através da meta-heurística EPSO (*Evolutionary Particle Swarm Optimization*) combinada com programação não linear. Diferentes cenários de incentivos para integração de DA são analisados visando avaliar seus respectivos impactos no sistema de distribuição.

As principais contribuições desse trabalho são:

- A definição de um modelo estocástico baseado em dados reais para avaliação da resposta de consumidores de BT à programas de RD;

- O estabelecimento de novas curvas de carga para DA, considerando a integração de GD, RD e VEs para diferentes grupos de consumidores;

- O desenvolvimento de uma metodologia para integrar e realizar uma análise nó por nó do comportamento de consumidores, levando em consideração aspectos geográficos, temporais e correlações econômicas;

- A realização de uma análise do impacto da DA nos estudos de PESD, considerando diferentes caracterizações de comportamento da carga.

1.4 Organização do Trabalho

Para alcançar estes objetivos, o presente trabalho se divide em oito capítulos, incluindo este introdutório.

O Capítulo 2 apresenta uma revisão bibliográfica que contextualiza a temática do planejamento da expansão dos sistemas de distribuição em uma sequência histórica. São destacadas a evolução dos estudos de planejamento, das metodologias aplicadas e das diferentes abordagens, inserindo nesse contexto a importância da modelagem das cargas.

O Capítulo 3 apresenta um panorama geral sobre os estudos de planejamento da expansão dos sistemas de distribuição, evidenciando as mudanças associadas ao comportamento do consumidor e das cargas, características da demanda ativa, e forma com que elas se integram ao sistema de distribuição. A partir dessas informações é definido o escopo da abordagem proposta, destacando a metodologia proposta neste trabalho.

O Capítulo 4 apresenta o desenvolvimento das metodologias propostas para composição das curvas de carga dos consumidores de Baixa Tensão (BT). É definido o modelo de representação através de quantis e são detalhados os procedimentos para a integração da geração distribuída e da Resposta da Demanda nos modelos propostos. As metodologias são demonstradas de forma analítica, gráficas e através de exemplos para melhor entendimento.

De forma semelhante, o Capítulo 5 demonstra o desenvolvimento das metodologias propostas para composição das curvas de carga de VEs. Nesse capítulo

são descritas e demonstradas as estratégias de carregamento propostas, bem como definidas as equações necessárias para obtenção das curvas de carga.

No Capítulo 6 as metodologias propostas nos capítulos 4 e 5 são analisadas a partir de dados reais, demonstrando, de forma prática, a influência das novas características inseridas nos modelos de carga, considerando as diferentes classes de consumidores. Os modelos de carga para veículos elétricos são analisados, identificando suas respectivas contribuições para o carregamento do sistema e assim inferindo as possibilidades e desafios a partir das curvas obtidas.

O Capítulo 7 apresenta um estudo de caso com aplicação das curvas de carga propostas em um estudo de planejamento. O impacto de consumidores ativos é analisado através de diferentes cenários de políticas de incentivo, através dos quais é possível identificar as funcionalidades dos modelos de carga propostos.

O Capítulo 8 apresenta as considerações finais do trabalho, sintetizando as contribuições da metodologia proposta, bem como sugestões para trabalhos futuros. No mesmo capítulo são apresentadas as produções científicas realizadas ao longo do desenvolvimento deste trabalho.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Este capítulo aborda a evolução dos estudos de planejamento da expansão dos sistemas de distribuição. São discutidas as mudanças nas estruturas do estudo, nas diferentes abordagens realizadas bem como nos métodos de solução aplicados. Tem-se como principal objetivo contextualizar os objetivos propostos, destacando a importância da modelagem das cargas para estudos de planejamento.

2.1 Evolução no Estudos de Planejamento da Expansão dos Sistemas de Distribuição (PESD)

De acordo com Willis (2004), o objetivo do planejamento é garantir que o crescimento da demanda por eletricidade seja atendido, de forma ótima, através da expansão do sistema, a qual pode abranger desde o recondutoramento das redes secundárias até a construção de novas subestações. Essa abrangência leva os estudos de planejamento a um nível de complexidade elevado, fazendo com que muitas abordagens do problema sejam feitas de forma segmentada. Dessa forma, com a evolução dos sistemas de distribuição, houve também uma evolução nos padrões de estudos aplicados ao problema de planejamento.

Inicialmente, os estudos tradicionais de planejamento da expansão do sistema de distribuição podem ser categorizados como: (i) expansão para novos sistemas, os quais focam no ótimo dimensionamento e localização de subestações assim como ótimo dimensionamento de transformadores; (ii) expansão de sistemas existentes, os quais focam na definição de rotas e dimensionamento otimizado de alimentadores (GONEN, 2007). Pode-se ainda considerar as metodologias que integram tanto a definição de novos sistemas quanto a expansão dos já existentes.

Em relação ao período de estudos, o problema de planejamento também é caracterizado por três diferentes abordagens: estático, pseudo-dinâmico e dinâmico. O planejamento estático é caracterizado por estudos de um único estágio, ou seja, a solução ótima é encontrada a partir de uma base de dados fixa e para um único período de tempo (GONEN; RAMIREZ-ROSADO, 1986). Já nas abordagens pseudo-dinâmicas e dinâmicas, classificadas como estudos multiestágios, todo o horizonte de planejamento é considerado. A diferenciação ocorre na decomposição do estudo em

subproblemas que correspondem a estágios únicos, sendo resolvido em duas etapas, no caso de abordagens pseudo-dinâmicas (KUWABARA; NARA, 1997; MIRANDA; RANITO; PROENCA, 1994).

2.2 Otimização e o Planejamento

O problema de planejamento da expansão dos sistemas de distribuição é, em sua essência, um problema de otimização, uma vez que visa a realização de investimentos que atendam as demandas futuras de energia ao menor custo possível e atendendo a requisitos técnicos, tais como perdas, confiabilidade e qualidade de energia.

Khodr et al. (2009) classifica o problema de planejamento de sistemas de distribuição como um problema clássico de programação linear inteira mista, no qual uma função objetivo, que pode incluir tanto custos de investimento quanto de operação da rede, é minimizada ou maximizada seguindo restrições técnicas. Nesse caso, caracteriza-se um problema mono-objetivo. Apesar dessa característica, em muitos casos, essa função integra mais de um objetivo, os quais são convertidos em uma única função usando parâmetros predefinidos (DEB, 2001). Por outro lado, um problema multiobjetivo se caracteriza por uma série de funções objetivos as quais geralmente são conflitantes entre si. Isso significa que não é possível melhorar uma função sem piorar a outra.

Uma formulação clássica de um problema de planejamento da expansão inclui tanto variáveis binárias relacionadas aos custos fixos associados às variáveis de decisão assim como aproximações lineares para representar custos.

Levando em consideração essas características, métodos de programação matemática têm sido amplamente aplicados para estudos de planejamento. Entre eles, a técnica *Branch and Bound* é bastante difundida (KHODR et al., 2009). Aplicações da técnica para estudos de planejamento foram feitas por (EL-KADY, 1984; FRANCO; RIDER; ROMERO, 2014; LAVORATO et al., 2010a). Outros modelos matemáticos aplicados para otimização do planejamento podem ser destacados, tais como o método Simplex (WALL; THOMPSON; NORTHCOTE-GREEN, 1979), o método Lagrangiano Aumentado (YOUSSEF; HACKAM; ABU-EL-MAGD, 1985) e o método Gradiente Generalizado Reduzido (RAU, 1994).

Entretanto, embora as continuas pesquisas e adaptações dessas técnicas ainda as mantenham como alternativas de aplicação a serem consideradas, tanto as aproximações lineares quanto à complexidade combinatória do problema questionam a aplicação desses métodos para sistemas elétricos de maiores dimensões devido a exigência de maior processamento computacional (KHODR et al., 2009; MIRANDA; RANITO; PROENCA, 1994). Dessa forma, há uma necessidade natural de aplicação de abordagens alternativas e mais eficientes, tais como os métodos heurísticos e meta-heurísticos.

Os baseados em heurísticas proporcionam melhor desempenho se comparados aos modelos de otimização matemáticos, apesar de apresentarem algumas limitações na busca da solução ótima (KHODR et al., 2009). Entre os métodos aplicados aos estudos de planejamento, pode-se citar os algoritmos *Branch Exchange* (KUWABARA; NARA, 1997; MIGUEZ et al., 2002) e o *Constructive Heuristic Algorithm* (CHA) (LAVORATO et al., 2010b; PONNAVAIKKO; RAO; VENKATA, 1987; ROMERO et al., 2003). Apesar dessas aplicações, os trabalhos mais recentes têm dado maior destaque às meta-heurísticas.

As meta-heurísticas são vistas como uma estrutura algorítmica mais genérica, podendo ser adaptada para diversos problemas de otimização mais específicos. Além disso, são mais atrativas no sentido de focar na busca de uma solução ótima global, ou muito próximo disso (MORI; YAMADA, 2007). Destacam-se entre as meta-heurísticas aplicadas ao problema de planejamento da expansão:

- Algoritmos Genéticos (AG): (MIRANDA; RANITO; PROENCA, 1994; MORI; YOSHIDA, 2008);
- *Simulated Annealing* (SA): (NAHMAN; PERIC, 2008; PARADA et al., 2004; POPOVIĆ; KERLETA; POPOVIĆ, 2014);
- *Tabu Search* (TS): (RAMIREZ-ROSADO; DOMINGUEZ-NAVARRO, 2006),
- *Particle Swarm Optimization* (PSO): (DEL VALLE et al., 2008; GANGULY; SAHOO; DAS, 2009; ZIARI et al., 2012)
- *Evolutionary Algorithms* (EA): (DIAZ-DORADO; CIDRAS; MIGUEZ, 2002; MENDOZA; BERNAL-AGUSTIN; DOMINGUEZ-NAVARRO, 2006).

De modo geral, esses métodos utilizam combinação de escolhas aleatórias e conhecimento histórico dos resultados adquiridos pelo método para se guiarem e realizarem suas buscas em vizinhanças dentro do próprio espaço de pesquisa, o que evita paradas prematuras em ótimos locais. Esse fato se torna importante em análise de sistemas de grande porte, para os quais as técnicas heurísticas geralmente encontram apenas soluções ótimas locais. Logo, a escolha de um método ou outro depende da dimensão e complexidade do problema.

Nesse contexto, Sedghi, Ahmadian e Aliakbar-Golkar (2016) realizaram um estudo no qual avaliaram a performance de diferentes meta-heurísticas aplicada ao problema de planejamento. Os resultados do estudo indicaram que todos os algoritmos apresentam vantagens e desvantagens na aplicação, entretanto, destacam-se com melhores performances os algoritmos híbridos tais como *Memetics Algorithm*, que combina TS com AG ou ainda um PSO modificado, que pode ser combinado tanto com TS como com AG (SEDGHI; AHMADIAN; ALIAKBAR-GOLKAR, 2016). Sucintamente, o objetivo dos modelos híbridos é melhorar as buscas nos espaços locais, melhorando assim a performance do algoritmo como um todo (SEDGHI; ALIAKBAR-GOLKAR; HAGHIFAM, 2013).

2.3 Geração Distribuída no Contexto do Planejamento

Paralelamente ao desenvolvimento de algoritmos mais robustos para a busca de soluções otimizadas para o planejamento, houve também uma mudança nos tipos de soluções consideradas. A demanda crescente de energia, a escassez de recursos financeiros e naturais e a necessidade cada vez maior de um sistema eficiente e confiável, direcionaram as pesquisas para a busca de soluções alternativas ao planejamento dos sistemas de distribuição, tais como a GD e a RD (COLMENAR-SANTOS et al., 2016; PORKAR et al., 2010; SUN et al., 2012). Diversos trabalhos de pesquisa têm explorado a temática, embora de forma separada e não integrada.

Deve-se considerar, inicialmente, que as fontes renováveis de energia se caracterizam pelo crescimento geograficamente disperso ao longo do sistema de distribuição. Além disso, há a variabilidade e conseqüente incerteza na previsão de sua geração. Logo, soluções flexíveis capazes de lidar com essa nova composição do

sistema de distribuição são requeridas (BEHBOODI et al., 2016; VASILJEVSKA; PEÇAS LOPES; MATOS, 2013).

A inserção da GD como possível solução para o planejamento já foi abordada em muitos trabalhos relacionados ao planejamento. Porkar et al (2010) propõem modelo matemático para o planejamento de sistemas de distribuição em que GD, reguladores de tensão e corte de carga são considerados como alternativas de solução. Ganguly, Sahoo e Das (2013) apresentam uma metodologia mais abrangente, na qual além da GD e rotas de alimentadores, a alocação de chaves de manobra também é integrada ao modelo de otimização. Em trabalhos mais recentes, a presença da GD e seu ótimo dimensionamento e alocação na rede tem sido as principais abordagens para o problema (AHMADIGORJI; AMJADY, 2016; HEMMATI; HOOSMAND; TAHERI, 2015; KHODABAKHSHIAN; ANDISHGAR, 2016; POPOVIĆ; KERLETA; POPOVIĆ, 2014).

Entretanto, na maioria desses modelos propostos a GD é conectada em MT e operada pelas distribuidoras de energia via um sistema centralizado de controle. Além disso, esse tipo de estudo torna-se puramente acadêmico, não estando relacionado com sistemas reais e condições do mercado de energia. Isso ocorre porque a locação e dimensionamento da GD, na vasta maioria dos casos, não depende da determinação da distribuidora e não é um estudo de otimização. Na verdade, depende da decisão individual de um grande número de agentes, dentre os quais os consumidores de baixa tensão que passam a gerar sua própria energia, os “prosumidores” (ZIO et al., 2015). Logo, para atingir um patamar economicamente viável e sustentável, a penetração de GD deve ser baseada em um portfólio de abordagens e soluções (e não em um único cenário), tais como: uma regulação efetiva (COLMENAR-SANTOS et al., 2016) visando a definição de políticas de incentivos direcionados e eficazes (PICCIARIELLO et al., 2015a), assim como de Resposta da Demanda potencialmente capazes de modular o comportamento dos consumidores de acordo com as necessidades do sistema (ZIO et al., 2015). A avaliação desse tipo de geração no contexto do planejamento depende de modelos de carga que representem adequadamente o comportamento estocástico das fontes primárias de energia elétrica e que sejam compatíveis com as políticas e regulamentações vigentes (PICCIARIELLO et al., 2015a)

2.4 Modelos de Demanda Ativa para PESD

A modelagem de cargas não é um tópico recente. Há algumas décadas, diversos trabalhos de pesquisa têm se dedicado ao desenvolvimento de metodologias de previsão da evolução temporal da demanda de energia com diferentes escalas de tempo e espaço (GRANDJEAN; ADNOT; BINET, 2012). Em modelos para estudos de médio e longo prazo, como os de PESD, tem sido senso comum representar a carga através de patamares de carregamento (ASENSIO et al., 2016a). A vantagem dessa abordagem é a redução de esforço computacional, tornando a realização do PESD mais eficiente. Entretanto, a inserção de GD, RD e VEs no contexto da modelagem da carga, faz com que representações simplificadas, como os patamares, sejam insuficientes para descrever o comportamento do consumidor. Isso ocorre justamente porque ao simplificar o modelo para uma única representação, perde-se a característica estocástica intrínseca à carga. Logo, integrar um modelo de DA já na etapa de PESD torna-se fundamental para se fazer um uso mais eficiente da rede.

A integração de consumidores como agentes ativos da rede está diretamente relacionada ao desenvolvimento de Infraestruturas Avançadas de Medição e as Tecnologias de Informação e Comunicação associadas aos sistemas de distribuição de energia (VALLÉS et al., 2016), os quais configuram como elementos fundamentais das redes inteligentes. Essa temática é recente, sobretudo dentro do contexto de PESD, o que acarreta num reduzido conjunto de experiências e em uma escassez de dados relacionados a DA.

Sem informações de Medidores Inteligentes, os modelos de carga que integrem GD devem ser inferidos através de abordagens *bottom-up*, ou seja, modelar os recursos disponíveis e a interação deles com o sistema para criar representações probabilísticas baseadas em dados estatísticos (GRANDJEAN; ADNOT; BINET, 2012). A abordagem adotada deve levar em conta o comportamento estocástico destes recursos, especialmente na presença de GD, uma vez que as horas com elevada demanda e elevada produção de energia e horas com baixa demanda e baixa produção renovável podem produzir o mesmo valor da carga líquida. Além disso, as representações da carga devem ser construídas levando em conta diferentes tipos de consumidores de BT, uma vez que os níveis de integração de GD e RD em consumidores de BT dependem do tipo de consumidor (HAYN; BERTSCH; FICHTNER, 2014; NOLAN; O'MALLEY, 2015).

Algumas aplicações práticas que consideram DA no PESD já são encontradas na literatura. Estes estudos incluem DA como um recurso controlável pela distribuidora de energia e são feitos considerando apenas GD (MOKRYANI, 2015), apenas RD (MOCCI et al., 2015) ou GD e RD (ASENSIO et al., 2016a, 2016b). Estudos recentes (EID et al., 2016; FEUERRIEGEL; NEUMANN, 2016; PICCIARIELLO et al., 2015b) exploram a propensão dos consumidores de BT a adotar GD e RD, a fim de analisar e propor melhores estruturas regulatórias e políticas. Infelizmente, esses estudos não fornecem perfis DA representativos, o que impossibilita quantificar os ganhos e/ou perdas da integração de DA em estudos de PESD.

A avaliação técnica e econômica de planos para promover a integração de DA no mercado de BT é abordada em (MARTÍNEZ CESEÑA; TURNHAM; MANCARELLA, 2016; VALLÉS et al., 2016). Estes estudos exploram a relação entre os potenciais econômicos da DA e as características da rede BT, representando o comportamento dos consumidores através de Curvas Típicas (CTs). No entanto, estes estudos fornecem pouca informação sobre a classificação dos consumidores e os modelos de carga utilizados para obter as respectivas curvas. Em conclusão, apesar da crescente importância da DA em sistemas de energia modernos, não existe uma abordagem explícita na literatura para o PESD, com foco na modelagem de diferentes níveis de integração de GD, DR e VEs, com base nas diferentes caracterizações e interesses dos consumidores de BT.

2.5 Veículos Elétricos

O desenvolvimento dos VEs como componente de um sistema elétrico mais inteligente deve trazer um impacto relevante para os padrões de consumo de energia (MALLET et al., 2014), uma vez que são cargas expressivas, móveis e de comportamento estocástico (JIANFENG et al., 2016). Logo, é essencial a avaliação do seu impacto em uma perspectiva de adequação do suprimento de energia (BREMERMANN et al., 2014b).

A literatura já apresenta diversos trabalhos de pesquisa relacionados a veículos elétricos, os quais podem ser diferenciados em: tecnologias de carregamento (KARAKITSIOS; KARFOPOULOS; HATZIARGYRIOU, 2015), localização e

dimensionamento ótimos de estações de carregamento (XIANG et al., 2016; ZHENG et al., 2014) e impacto dos veículos elétricos na rede (BREMERMANN, 2014; GODINA et al., 2016; JIANFENG et al., 2016; VELDMAN; VERZIJLBERGH, 2015).

Veldman e Verzijlbergh (2015), analisaram o impacto do carregamento de veículos elétricos através da prospecção e análise de estratégias otimizadas de carregamento (com controle) e carregamentos não controlados. Destaca-se dos resultados a indicação de que para se obter benefícios da inserção dos VE na rede são necessários diferentes programas de Resposta a Demanda para evitar formação de novos picos na rede, evidenciando que é importante analisar o comportamento da carga sob a perspectiva do usuário.

Nesse contexto, o conceito de comportamento do usuário de veículo elétrico é apresentado por (BREMERMANN et al., 2014b; JIANFENG et al., 2016). Em ambos os casos são inseridas variáveis relacionadas ao perfil de utilização do veículo, tais como tempo e tipo de deslocamento, horários de partida e chegada, visando obter curvas de carga de VEs. Bremermann et al. (2014b) utiliza esses dados para propor diferentes estratégias de carregamento e analisar o impacto dos VEs na segurança do suprimento de energia pelo sistema de geração. Já Jianfeng (JIANFENG et al., 2016) utiliza os dados do comportamento do consumidor para dividir as curvas de carga no tempo e no espaço, inserindo o tipo de utilização do veículo para cada hora do dia. Os resultados do estudo indicaram a importância da análise espaço temporal, uma vez que cada tipo de utilização resulta em diferentes curvas de carga.

Da perspectiva do planejamento dos sistemas de distribuição, encontra-se na literatura metodologias para otimização da localização e dimensionamento de estações de carregamento (XIANG et al., 2016; ZHENG et al., 2014). Xang et al. (2016) considera curvas de carga e dados reais sobre fluxo de veículos, para determinar a melhor localização e tamanho das estações de carregamento, visando reduzir impactos na rede. Zheng et al (2014) utiliza os mesmos dados para determinar o custo-benefício de realizar reforços na rede para alocar estações de carregamento. Em ambos os estudos é identificada como essencial a utilização de padrões de comportamento do consumidor, através da determinação de perfis de carga de VEs, para a integração desses em estudos de planejamento dos sistemas de distribuição. Análise semelhante foi realizada por (ZHENG et al., 2014).

Shareef, Islam e Mohamed (2016) apresentam uma revisão sobre o estado da arte das pesquisas relacionadas aos VEs, assim como as principais tendências e desafios para pesquisas futuras. Conforme constatado no estudo, as redes de distribuição existentes não são eficientes o suficiente para prover energia em um cenário de crescimento expressivo de demanda de energia por VEs. Como consequência, uma série de problemas como instabilidade de tensão, crescimento do pico de carga e de perdas do sistema podem comprometer a operação das redes.

A integração dos veículos elétricos com programas de Resposta da Demanda e com a geração distribuída em estudos de planejamento podem trazer benefícios ao sistema (SHAREEF; ISLAM; MOHAMED, 2016), desde que estudados de forma coordenada (XIANG et al., 2016).

2.6 Considerações Finais do Capítulo

Num contexto histórico, é possível observar uma evolução no entendimento e estruturação dos estudos de planejamento da expansão dos sistemas de distribuição. A exigência de metodologias mais robustas, capazes de lidar com um volume muito grande de informações e com sistemas cada vez maiores e mais complexos, abriu caminho para as heurísticas, meta-heurísticas e modelos híbridos (modelos que combinam mais de uma heurística ou meta-heurística). Da mesma forma, a necessidade de se otimizar investimentos atendendo aos mais diversos objetivos, que muitas vezes são conflitantes entre si, tem requerido a aplicação de modelos multiobjetivos e dinâmicos.

Destaca-se, no entanto, que os estudos mais recentes têm um foco diferenciado. Encontra-se na literatura novas abordagens para os estudos de planejamento através da aplicação de soluções integradas. Foram identificados muitos trabalhos cuja prospecção de soluções contemplam tecnologias como a geração distribuída, os programas de resposta a demanda e cargas móveis, avaliando de forma prática os seus respectivos impactos sobre o sistema e os estudos de planejamento. Todavia, há ainda grandes desafios no contexto da integração coordenada dessas tecnologias.

Estimar e analisar o comportamento ativo e estocástico das cargas sob a ótica do comportamento do consumidor tem sido a chave para determinar o impacto dessas funcionalidades no sistema, assim como explorá-las como soluções alternativas para um planejamento mais eficiente. Embora as CTs de carga sejam conhecidas e aplicadas em muitos estudos nas distribuidoras de energia, não foram encontradas evidências de modelos que explicitamente integrem a GD, RD e VE para diferentes tipos de consumidores. Essa é a principal contribuição deste trabalho de pesquisa

3 MODELOS DE CARGA PARA O PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DOS SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO

A crescente necessidade de flexibilização operacional e da presença de tecnologias inteligentes nos sistemas de distribuição de energia elétrica requerem uma mudança de paradigmas por parte das distribuidoras de energia. A integração de uma DA já nas estratégias de planejamento do sistema contribuem de forma decisiva para atingir patamares eficientes da utilização das redes (VALLÉS et al., 2016).

Essas mudanças dependem de uma adequada caracterização dos estudos de PESD, de forma a compreender a importância acerca da modelagem da carga e em qual estágio essa abordagem deve ser inserida. Logo, esse capítulo tem por objetivo apresentar um panorama geral a respeito da temática da modelagem de cargas aplicadas ao planejamento dos sistemas de distribuição, visando contextualizar as metodologias propostas neste trabalho.

3.1 Etapas do PESD

Um estudo de PESD consiste, usualmente de quatro etapas distintas:

1- Diagnóstico: etapa na qual se realiza a projeção de crescimento e a estimativa do comportamento da carga. Essas informações são utilizadas no fluxo de potência, o qual permite avaliar as condições gerais e identificar problemas do sistema dentro de um horizonte de planejamento, usualmente de cinco anos;

2- Formulação de alternativas: a partir dos problemas identificados no diagnóstico são projetadas alternativas de solução que atendam à demanda futura com qualidade e confiabilidade, compreendendo desde reforços nos ativos existentes até a previsão de novos alimentadores e subestações;

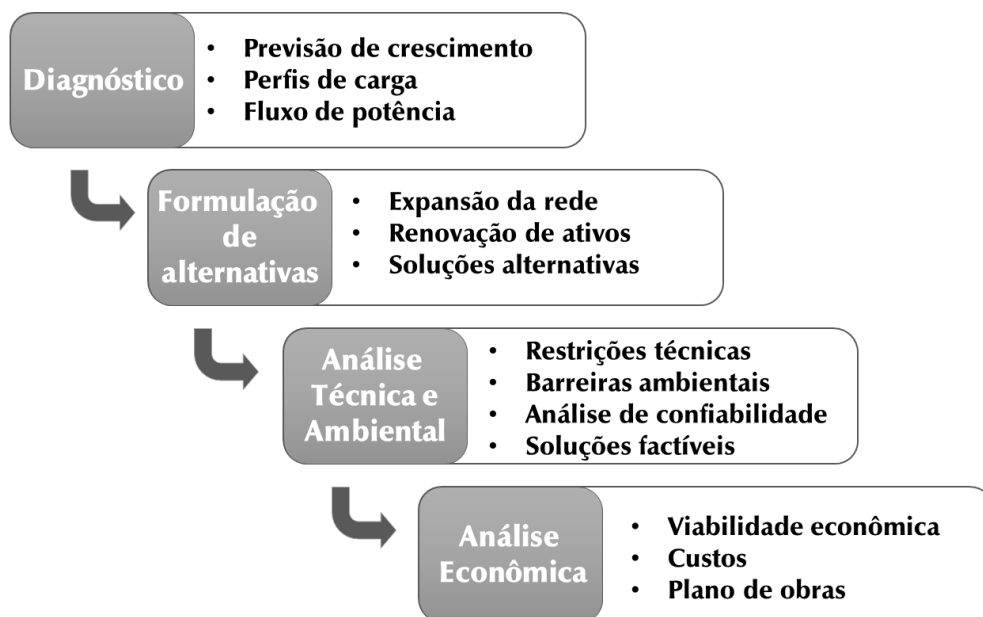
3- Análise Técnica e Ambiental: a partir da nova topologia da rede planejada, são avaliados aspectos como as perdas técnicas, perfis de tensão e níveis de carregamento, estimativa de melhoria da confiabilidade, os quais são comparados com a situação inicial diagnosticada. Além disso, são levados em conta os planos diretores dos municípios e a legislação ambiental, a evolução espacial prevista para o

mercado e as condicionantes ambientais para o horizonte de estudo. Nessa etapa são pré-selecionadas as alternativas que atendem as restrições estabelecidas;

4- Análise Econômica: nessa etapa são avaliados todos os custos associados a cada alternativa pré-selecionada. São observados tanto os custos de implantação quanto os custos operacionais, selecionando as soluções mais adequadas às diretrizes orçamentárias de cada empresa de energia. O resultado final é um plano de obras, no qual são estabelecidos prazos e locais de todas as ações a serem realizadas no sistema estudado.

O fluxograma da Figura 3.1 apresenta a sequência de etapas e sintetiza as principais tarefas associadas a cada uma delas.

Figura 3.1 - Fluxograma de etapas de estudos do PESD.



Fonte: do Autor.

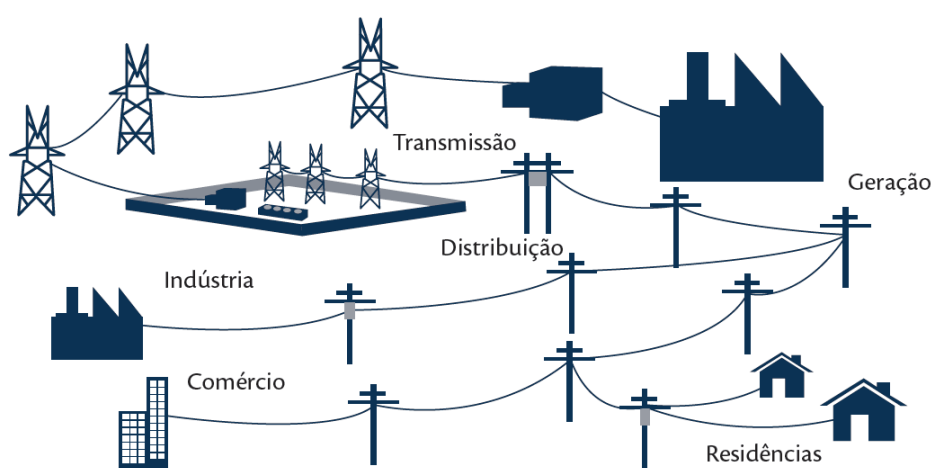
Conforme observado, a modelagem das cargas insere-se na etapa de Diagnóstico. Essa etapa é de extrema importância para determinação do plano de expansão. A partir de uma configuração básica do sistema e das projeções de crescimento e comportamento da carga, as alternativas de investimento são determinadas visando atender aos requisitos de qualidade de fornecimento, nível de tensão e carregamento de condutores e equipamentos.

3.2 Comportamento da Carga

Um dos desafios centrais nesse novo cenário dos sistemas de distribuição é entender como a participação ativa da carga pode ser efetivamente incorporada nas estratégias de planejamento. Além disso, a quantificação dos potenciais impactos econômicos dos mecanismos para integração de DA é um aspecto importantíssimo para encontrar soluções mais eficientes para os estudos de PESD. A principal vantagem disso é a possibilidade de mensurar o custo-benefício de investir e incentivar os consumidores a mudarem seu comportamento de consumo. Para isso, é importante destacar as diferenças existentes entre um sistema de distribuição de energia tradicional e um sistema inteligente.

Por um lado, em um sistema tradicional, como o apresentado na Figura 3.2, o fluxo da potência é usualmente unidirecional, originando-se de grandes fontes geradoras as quais estão distantes das cargas e chegando aos consumidores finais através de subestações de energia localizadas nos centros de cargas. Essa característica torna a capacidade de interação dos consumidores com o sistema de distribuição de energia muito limitada, além de elevar o grau de dependência do consumidor com a rede.

Figura 3.2 – Estrutura de um Sistema de Distribuição de Energia Tradicional.



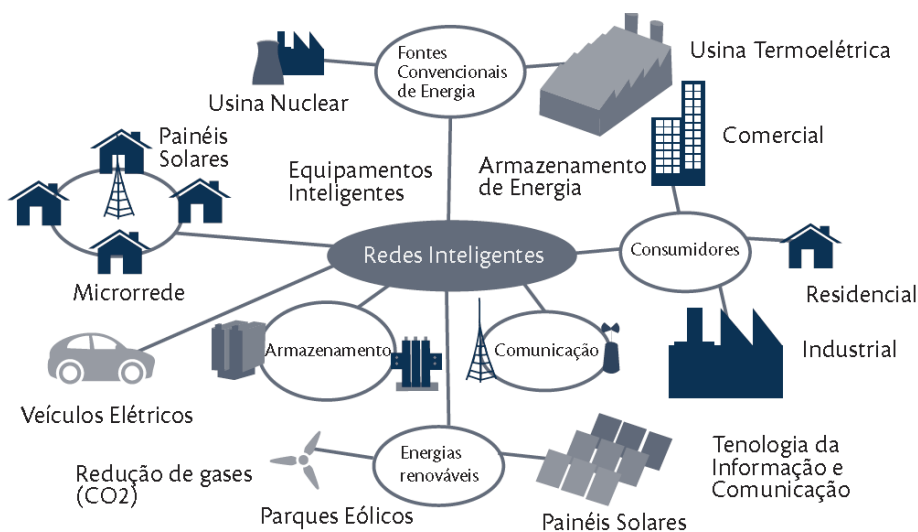
Fonte: (CGEE, 2012).

Em função dessas características, o comportamento da carga é facilmente estimado e simplificado a amostras de carga que representam o pico de demanda.

Como consequência, as soluções para os estudos de planejamento são muito influenciadas pelo pior cenário de carregamento previsto. A vantagem dessa abordagem simplificada é a redução de esforço computacional, uma vez que o problema é resolvido ao assumir como determinante a pior condição de carga. Já a desvantagem se caracteriza por justamente se perder a informação sequencial da variação da carga.

Por outro lado, em um sistema inteligente, conforme o apresentado na Figura 3.3, existe uma maior integração entre todos os níveis (geração, transmissão e distribuição), através de um sistema de comunicação entre os consumidores e as empresas de energia. Essas funcionalidades possibilitam a conexão de gerações de energia próximas às cargas, podendo ser tanto as controladas pela distribuidora de energia quanto as controladas pelo próprio consumidor. Além disso, estabelece-se um ambiente propício para a integração de veículos elétricos e de programas de RD, garantindo assim a caracterização da carga ativa.

Figura 3.3 – Estrutura de um Sistema Inteligente.



Fonte: (CGEE, 2012).

Na perspectiva do planejamento, a ocorrência do pior cenário de carregamento de um sistema sob influência de demanda ativa torna-se dependente de um complexo conjunto de fatores que devem ocorrer para a sua materialização: desde o intermitente comportamento da geração eólica ou solar até a incerteza associada à resposta do

consumidor a sinais tarifários. Ao mesmo tempo, deve-se considerar a possibilidade de explorar essas mesmas características como fatores favoráveis para uma conveniente expansão do sistema. Em tais condições, assumir uma simplificação no modelo de carga torna-se um viés, pois pode sub ou sobrestimar o impacto dessas funcionalidades, distorcendo os resultados finais (ASENSIO et al., 2016a). Por conseguinte, o problema chave relacionado a decisões de investimento para os sistemas inteligentes é justamente modelar a variação e a incerteza que influenciam os resultados do problema de investimento. Para tanto, são fundamentais o conhecimento adequado e caracterização detalhada:

- (1) De modelos de curva de geração de energia, os quais são dependentes de recursos estocásticos;
- (2) De modelos de carga dependentes de sinais tarifários;
- (3) Dos modelos de carregamento e da utilização do veículo elétrico.

Em todos os casos, o fator comum é a decisão exclusiva do consumidor em participar ou não desses programas. Logo, o papel das empresas de energia e agentes reguladores é desenvolver políticas de incentivos, realizar investimentos e desenvolver atividades que promovam a integração de RD e GD e VE de forma que hajam benefícios a todos os atores envolvidos.

3.3 Caracterização da DA nos Modelos de Carga

A integração da DA no sistema de distribuição e, conseqüentemente, nos estudos de PESD pode ser visualizada de duas maneiras.

Primeiro, uma gradual e natural integração de GD, RD e VE são resultados de características de mercado e políticas de incentivo vigentes. Nessa situação, o impacto de DA determina os reforços de rede visando manter o sistema dentro de patamares adequados de qualidade e confiabilidade. Segundo, determina-se como meta um determinado nível de integração de DA visando evitar ou postergar investimentos na rede. Nesse caso, planos específicos com políticas de incentivo e modelos tarifários são ajustados para que o impacto de DA seja utilizado como alternativa de solução. Em ambas as situações, conhecer o comportamento da carga e a sua variação ao longo do tempo é fator determinante para o sucesso do estudo.

Nesse contexto, a determinação de CTs considerando a DA, caracterizados por patamares horários e diferenciados por estações do ano, permitem um melhor entendimento e avaliação do comportamento estocástico dos consumidores de BT. A caracterização dos interesses individuais e integração da GD é possível através da segmentação dos modelos de CTs por diferentes grupos (Residencial, Rural, Comercial e Industrial), sendo cada uma delas ainda subdivida a partir de níveis de consumo de energia.

No caso dos veículos elétricos, os usuários são diferenciados a partir de três diferentes perfis de carregamento que também caracterizam o comportamento dos consumidores.

Para melhor caracterizar todas as novas variáveis associadas à carga, a representação é dada por quantis representativos, aos quais há uma probabilidade cumulativa associada. Essa representação introduz o senso de risco à análise enquanto mantém os esforços computacionais de uma análise probabilista em níveis razoáveis. A mensuração do risco se dá pela diferença dos custos de investimentos de uma solução ótima, que atenderia a todas condições e a uma determinada solução adotada. No caso, a representação por quantis nos indica a condição abaixo da qual a carga permanece por um determinado período de tempo. Assim, ao adotar uma solução a partir de um determinado quantil, é possível mensurar a dimensão do risco para aquele determinado investimento. Essa é uma informação muito importante para uma tomada de decisão, dado um cenário de incertezas no comportamento da carga (MIRANDA, 1998).

3.4 Integração da DA aos Estudos de PESD

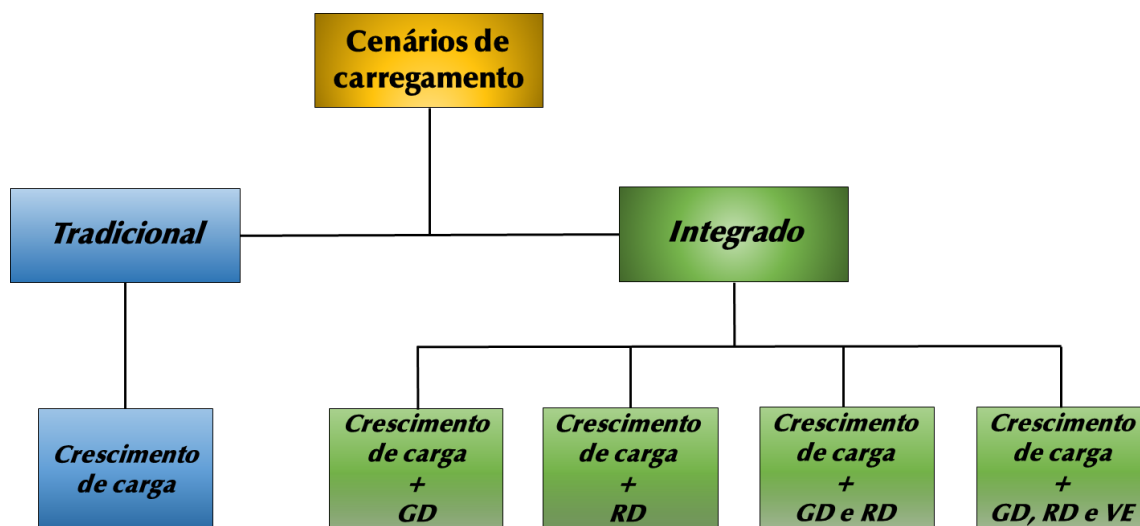
A integração e avaliação do impacto de DA é realizada sob duas distintas perspectivas numa abordagem de cenários hipotéticos, que são:

(1) planejamento tradicional, o qual considera apenas o crescimento de demanda dentro do horizonte de planejamento;

(2) planejamento integrado, o qual é subdividido em quatro sub-níveis, visando aprofundar o entendimento da contribuição dos diferentes fatores que podem compor uma carga ativa.

A Figura 3.4 destaca essa divisão.

Figura 3.4 – Cenários de carregamento analisados



Fonte: do Autor.

Esse detalhamento dos modelos de carga e a abordagem baseada em cenários hipotéticos permite definir as melhores estratégias nesse contexto de mudanças constantes no comportamento da carga. Ao mesmo tempo, fornece informações muito úteis em uma condição de incertezas e aversão ao risco de investimento. Como consequência, torna-se possível identificar as potenciais vantagens e o custo-benefício para as distribuidoras investirem e/ou criarem subsídios para esse tipo de solução. Além disso, possibilita produzir uma série de soluções baseadas nos diferentes comportamentos dos consumidores levando em consideração relações temporais, geográficas e econômicas.

Uma análise tão rica em informações deve garantir vantagens para a maioria dos agentes do mercado de energia, contribuindo de forma mais assertiva para o sistema atingir níveis elevados de qualidade e confiabilidade.

3.5 Considerações Finais do Capítulo

Partindo das lacunas identificadas na revisão bibliográfica, esse capítulo definiu o escopo de abordagem deste trabalho. Ao contextualizar a importância da modelagem das cargas ativas no contexto de PESD, foram detalhadas as características fundamentais para composição dos modelos propostos e a forma como esses devem ser integrados aos estudos de planejamento. As metodologias utilizadas na modelagem das cargas são apresentadas no Capítulo 4, para caracterização de consumidores de BT e no Capítulo 5, para os VEs.

4 METODOLOGIAS PARA MODELAGEM DA DEMANDA ATIVA

O presente capítulo apresenta as metodologias propostas para determinação das curvas de carga dos consumidores de BT visando determinar os impactos dessas funcionalidades nos estudos de planejamento.

4.1 Modelos para Composição das Curvas de Carga

A influência do comportamento do consumidor na curva de carga de consumidores de BT é tão importante que mesmo dois consumidores com o mesmo consumo médio diário podem apresentar curvas de carga totalmente diferentes. A diversidade que representa tanto a não coincidência no uso da energia quanto a ilimitada variedade de consumidores é responsável por esse resultado. Por isso, modelar esse comportamento torna-se mais difícil do que projetar o crescimento de consumo.

Para quantificar o impacto dos consumidores de BT, parte-se do princípio que seja possível estimar como cada consumidor, ou grupo de consumidores, irá se comportar ao longo do tempo. No caso de uma demanda ativa, é necessário entender como esses consumidores irão responder ante as novas características do mercado de energia e as políticas de incentivo à integração de GD, RD e VE.

Nesse contexto, Grandjean, Adnot e Binet (2012) sugerem que um modelo ideal para analisar a integração de uma demanda ativa deve apresentar as seguintes características:

- (a) Ser paramétrico, possibilitando a simulação de vários cenários;
- (b) Ser explícito, ou seja, deve demonstrar as características de cada equipamento ou unidade de consumo que impactam no cálculo da curva de carga;
- (c) Ser evolutivo, de forma a garantir que novos elementos possam ser introduzidos ao modelo;
- (d) Ser agregativo, ou seja, resultados podem ser obtidos em diferentes níveis (unidade de consumo, área, cidade, região, ...)

(e) Possibilitar a integração de todo e qualquer tipo de equipamento.

A combinação dessas características resulta em dois grandes grupos de modelos: os “*Top-Down*” e os “*Bottom-Up*”. Por um lado, os modelos “*Top-Down*” consideram a situação do ponto de vista macroscópico, utilizando dados estatísticos por exemplo. A partir deles, tenta-se atribuir uma caracterização do consumo de um determinado tipo de consumidor, a partir dessas informações. Usualmente compõem as entradas desses modelos: Produto Interno Bruto (PIB), dados estatísticos relacionados a utilização da energia, taxa de desemprego, etc. Por outro lado, os modelos “*Bottom-Up*” tem uma visão mais microscópica. Totalizam a demanda a partir de um pequeno número de consumidores que podem tanto ser uma amostra representativa de uma determinada área ou de um determinado grupo de consumidores. Os resultados unitários são então extrapolados para obter a representação para toda a área estudada.

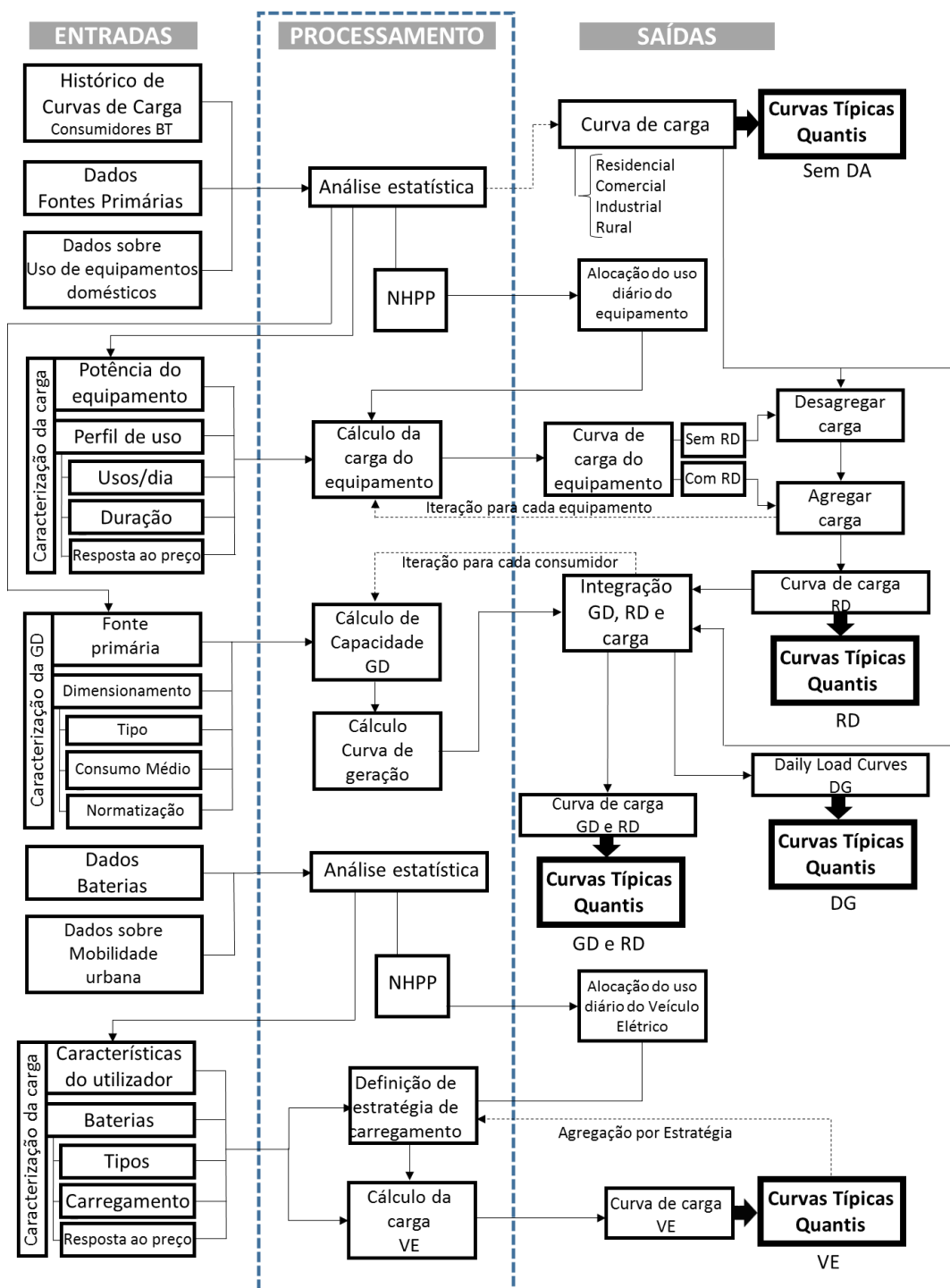
Os modelos propostos nesse trabalho compõem uma combinação dessas duas estruturas, sendo então, um modelo híbrido. Dos modelos “*Bottom-up*”, aproveita-se como base os dados reais de medição relacionados ao comportamento da carga de diferentes consumidores (PAATERO; LUND, 2006). Já dos modelos “*Top-Down*”, aproveita-se a ideia de desagregação, que basicamente consiste na utilização de dados estatísticos para decompor a curva de carga visando identificar o uso da energia por diferentes equipamentos (ARMSTRONG et al., 2009).

A diferenciação proposta em relação a esses modelos é a inserção de novas etapas de composição e agregação da carga. Assim é possível determinar a resposta aos sinais tarifários de forma individual, ou seja, para cada equipamento. Primeiramente desagrega a carga de um equipamento de acordo com o comportamento atual, então compõe-se a nova carga a partir de dados estatísticos para RD e, finalmente, agrega-se a nova curva de carga do equipamento à curva de carga do consumidor.

Ao assumir a GD como uma carga negativa, um processo semelhante de agregação e desagregação é realizado para compor as curvas dos prosumidores. Por fim, a total integração de DA para os consumidores, ocorre na combinação de GD

e RD. No caso dos VEs, utiliza-se o mesmo princípio de agregação das cargas, usando dados estatísticos referentes a mobilidade urbana e dados sobre modelos de veículos. O diagrama de blocos da Figura 4.1 detalha as etapas do modelo proposto.

Figura 4.1 – Estrutura do modelo híbrido de composição da carga – metodologia proposta.



Fonte: Do autor, adaptado de (ARMSTRONG et al., 2009; BREMERMAN, 2014; PAATERO; LUND, 2006).

São considerados cinco diferentes bancos de dados:

- (1) Dados históricos de medições de demanda de uma diversidade de consumidores de BT;
- (2) Dados históricos de medições relacionadas às fontes primárias de energia;
- (3) Dados estatísticos relacionados à posse e hábitos de consumo de consumidores de BT.
- (4) Dados estatísticos relacionados à mobilidade urbana;
- (5) Dados relacionados à modelos de baterias;

Os dados são processados em diferentes níveis estatísticos, resultando então em curvas representativas de carga diárias, que expressam a variação da carga ao longo do tempo, definidas em um período de análise. No caso dos VEs, os modelos são agregados separadamente considerando diferentes estratégias de carregamento.

As curvas dos consumidores de BT são determinadas de acordo com diferentes classificações: Residencial, Rural, Comercial e Industrial. Cada um desses grupos é subdividido em 5 faixas, baseadas em níveis de consumo.

A Tabela 4.1 detalha os limites considerados para agrupamento dos consumidores de acordo com seu consumo médio mensal.

Tabela 4.1 Classes e faixas de consumidores de BT considerados.

Consumo médio mensal (kWh)								
Faixas	Residencial		Rural		Comercial		Industrial	
	Mín.	Máx.	Mín.	Máx.	Mín.	Máx.	Mín.	Máx.
1	0	100	0	200	0	500	0	500
2	101	220	201	500	501	1000	501	501
3	221	500	501	1000	1001	5000	1001	5000
4	501	1000	1001	5000	5001	10000	5001	10000
5	1000	-	5000	-	10000	-	10000	-

Fonte: Adaptado de (ANEEL, 2014).

Além disso, as CTs são determinadas de acordo com as seguintes perspectivas:

- (1) CTs tradicionais, que descrevem o comportamento de consumidores sem a integração de DA;
- (2) CTs para DA, que são divididas em: CTs com GD, CTs com RD e CTs com GD e RD.
- (3) CTs para VEs, que são divididas em: Carregamento Direto, Carregamento Vale e Carregamento RD.

Neste capítulo são detalhadas as metodologias utilizadas para a obtenção das CTs tradicionais e ativas para os consumidores de BT e no Capítulo 5 são detalhadas as metodologias para obtenção das CTs para VEs.

4.2 Curvas de Carga

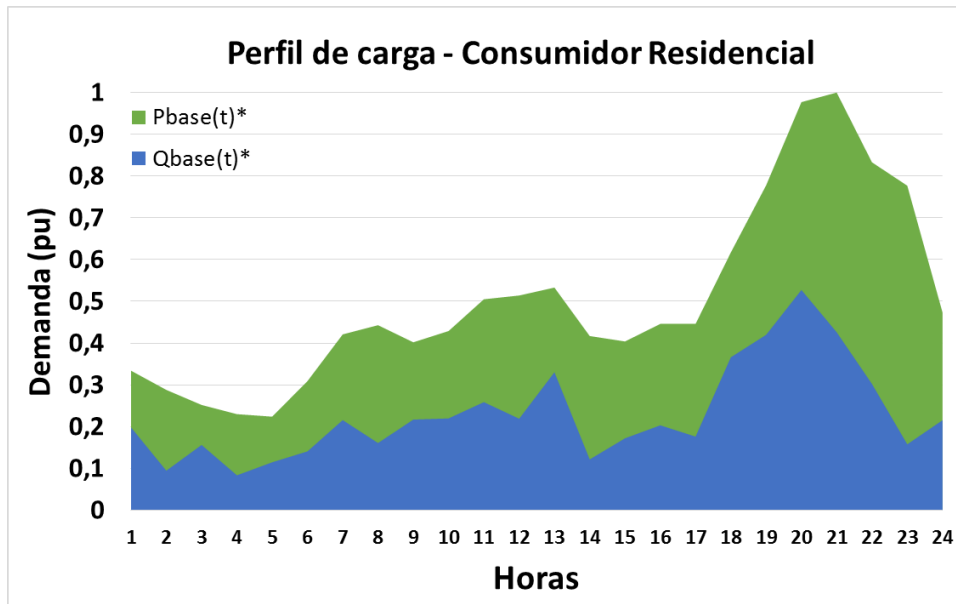
O fluxo de potência em um sistema de distribuição é resultado da agregação da demanda de diferentes tipos de consumidores, cujas variações ao longo do tempo são dependentes dos comportamentos associados a cada grupo de consumidores. Nesse sentido, a utilização de perfis de carga como meio de representar esse comportamento tem sido uma prática comum para representar o padrão de consumo das diferentes classes de consumidores em estudos de planejamento (ZALA; ABHYANKAR, 2014).

4.2.1 Curvas Típicas Tradicionais

Os perfis de carga tradicionais expressam o comportamento da carga de determinados grupos de consumidores, tendo como principal característica a sua forma. Por essa razão, apresentam-se em valor normalizado em função da demanda máxima ou média registrada (KAGAN; ROBBA; DE OLIVEIRA, 2005). Logo, esses perfis apenas reproduzem a variação da demanda para um especificado período, geralmente um dia, sem considerar a magnitude. O processo para obtenção dessas curvas típicas usualmente parte de medições em diferentes pontos da rede, nas quais são coletados dados de demanda ativa (P) e reativa (Q) e consumo (kWh) para diferentes consumidores. Posteriormente as curvas são classificadas por grupos de consumidores (comercial, industrial, residencial e rural). Usualmente essas curvas são normalizadas em função das demandas máximas ou médias e após uma análise

estatística é determinada a curva mais representativa para as 24h do dia (BERNARDON et al., 2016). A Figura 4.2 exemplifica esse modelo, indicando as curvas de potência ativa ($P_{base}(t)^*$) e reativa ($Q_{base}(t)^*$) normalizadas.

Figura 4.2 – Exemplo de Curvas Típicas de demanda – Consumidor Residencial



Fonte: Do autor.

No caso da normalização por demanda máxima, quando cada consumidor for associado a uma curva de carga típica, é necessária a determinação do fator de carga (BERNARDON et al., 2016). Esse valor é igual a demanda média normalizada, já que a demanda máxima normalizada é igual a 1:

$$f_{c_{k_d}} = \frac{W^*_{k_d}}{T \cdot D^*_{máx_{k_d}}} = \frac{W^*_{k_d}}{24} = D^*_{méd_{k_d}} \quad (4.1)$$

em que $W^*_{k_d}$ é a área sob a curva típica de carga normalizada k referente ao dia da semana d (U - útil, S - sábado, e D - domingos e feriados), $D^*_{máx_{k_d}}$ é a demanda ativa máxima da curva de carga k referente ao dia d , com valor igual a 1; $D^*_{méd_{k_d}}$ é a demanda média ativa da curva normalizada da curva típica da carga k referente ao dia da semana d e T o período de representação das curvas típicas.

A seguir, calcula-se a demanda média equivalente para o período de medição do consumo de energia, através da multiplicação das demandas médias normalizadas

de cada tipo de dia da semana pelas respectivas quantidades de dias do referente tipo que compõe o intervalo de medição,

$$D^*_{méd_k} = D^*_{méd_{kU}} \cdot n_U + D^*_{méd_{kS}} \cdot n_S + D^*_{méd_{kD}} \cdot n_D, \quad (4.2)$$

em que n_U , n_{US} , n_D são, respectivamente, o número de dias úteis, de sábados e domingos e feriados no período analisado.

Para determinar a demanda ativa máxima para o consumidor associado à curva de carga típica k , utiliza-se:

$$D_{máx_k} = \frac{W_k}{T \cdot D^*_{méd_k}} = \frac{W_k}{24 \cdot D^*_{méd_k}}, \quad (4.3)$$

em que W_k é o consumo de energia do consumidor associado à curva típica de carga k , para o período de dias considerado; $D_{máx_k}$ é a demanda ativa máxima para o consumidor associado à curva de carga típica k (kW).

Obtém-se curva de carga estimada para o consumidor, multiplicando cada ordenada da respectiva curva de carga típica k pela respectiva demanda:

$$P_{ktd} = D_{máx_k} \cdot P^*_{ktd}, \quad (4.4)$$

$$Q_{ktd} = Q_{máx_k} \cdot Q^*_{ktd}, \quad (4.5)$$

em que P^*_{ktd} e Q^*_{ktd} são as demandas normalizadas, ativa e reativa, da ordenada t da curva de carga típica k para o dia da semana d .

Por fim, a obtenção das curvas de carga integrais dos transformadores de distribuição, realiza-se a soma das curvas de carga dos diversos grupos de consumidores a eles conectados, respeitando os fatores de coincidência das cargas (KAGAN; ROBBA; DE OLIVEIRA, 2005) f_{coinc} , dado por

$$f_{coinc} = \frac{1}{f_{div}}, \quad (4.6)$$

em que f_{div} é o fator de diversidade da carga. Esse fator representa a relação entre a soma das demandas máximas das cargas e a demanda máxima do conjunto de cargas, formalmente definido por

$$f_{div} = \frac{\sum_{i=1}^n D_{div,i}}{D_{div,m\acute{a}x}}, \quad (4.6)$$

em que $D_{div,i}$ a soma de demandas das demandas individuais de uma determinada carga i e $D_{div,m\acute{a}x}$ a demanda maxima do conjunto de cargas.

Dessas definioes pode-se dizer que o fator de coincidencia ser sempre menor ou igual a um, assumindo o valor 1 quando as demandas maximas individuais coincidirem no mesmo instante.

Esses modelos so muito uteis pois simplificam os procedimentos de analise ao trabalharem com um valor determinstico de demanda para cada hora do dia. Entretanto, em um cenario de investimento que ha ou haver influencia de fontes de gerao baseados em recursos estocsticos e tambem de resposta a sinais tarifrios, esses modelos passam a ser insuficientes. Isso ocorre porque se torna essencial a modelagem da variabilidade e incerteza desses fatores (ASENSIO et al., 2016a). Visando tornar os modelos mais sensveis a essas incertezas e, conseqentemente, tornar a analise mais robusta, prope-se a definio das curvas tpicas a partir de quantis representativos.

4.2.2 Quantis

Tendo como referencia a teoria das probabilidades, os quantis podem ser definidos como pontos definidos em intervalos regulares a partir de uma Funo de Distribuio Acumulada. Tem como funo dividir dados ordenados em q subconjuntos de dados de dimenso essencialmente igual e cujos pontos de corte determinam suas fronteiras (SCHILLER; SRINIVASAN; SPIEGEL, 2012).

Assim, para uma populao de valores discretos ou para uma densidade populacional contnua o k -esimo q -quantil e o valor onde a funo distribuio acumulada cruza k/q . Isto e, x e o k -esimo q -quantil de uma variavel X se

$$P[X < x] \leq k/q \quad (4.7)$$

e

$$P[X \geq x] \geq (q - k)/q \quad (4.8)$$

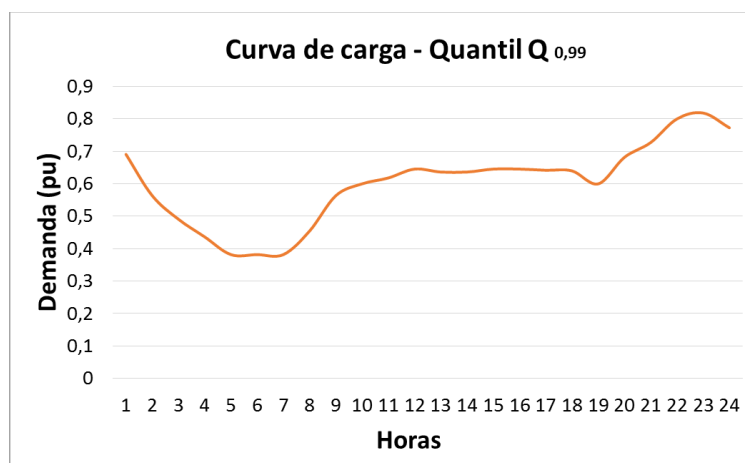
Em uma diferente leitura, diz que o k -ésimo q -quantil é o valor x tal que a probabilidade de um evento da variável aleatória ser inferior a x é no máximo k/q e a probabilidade da variável aleatória ser superior ou igual a x é pelo menos $(q - k)/q$. Há $q - 1$ quantis, sendo k um inteiro satisfazendo $0 < k < q$.

Para quantis específicos podem ser atribuídos outros nomes como é o caso dos 100-quantis, chamados percentis, os 10-quantis, chamados decis ou os 4-quantis, chamados também de quartis.

4.2.3 Curvas Típicas de Carga Ctravés de Quantis

A obtenção da curva típica através dos quantis se dá de forma muito semelhante ao modelo tradicional. Entretanto, ao invés de buscar um modelo representativo nos dados analisados, utiliza-se toda a série de medições normalizadas em função da demanda máxima para se definir os quantis representativos. A Figura 4.3 apresenta um exemplo de representação da CT para o quantil 0,99.

Figura 4.3 – Representação da curva típica por um quantil.



Fonte: Adaptado de (VALLÉS et al., 2016)

Nesse caso do quantil 0,99 representa o “a curva de carga abaixo do qual o consumo a cada hora do dia permanece por 99% dos dias” (VALLÉS et al., 2016). Nesse caso usou-se apenas um quantil para representar o modelo de carga no estudo. Em função de estarem normalizados pela demanda máxima, a agregação dos quantis

é feita seguindo os fatores de coincidência de carga, tal como no procedimento tradicional.

Assim, partindo-se do registro de medições, tem-se:

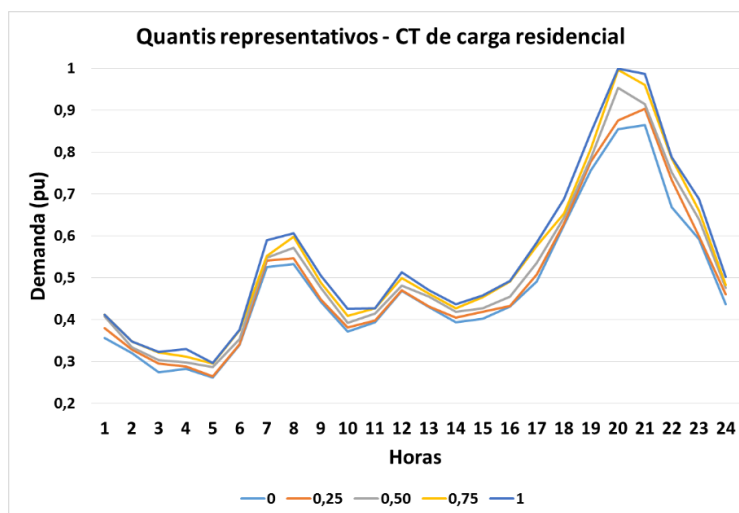
$$P_t(t)_j = \frac{\sum_i^n P(t)_i}{P_{max_j}(\tau)} \quad (4.9)$$

$$Q_t(t)_j = \frac{\sum_i^n Q(t)_i}{Q_{max_j}(\tau)} \quad (4.10)$$

em que n é o número de consumidores da amostra representativa analisada, $P(t)_i$ e $Q(t)_i$ são as demandas de potência ativa e reativa para um determinado consumidor i no instante de tempo t , $P_{max_j}(\tau)$ e $Q_{max_j}(\tau)$, que são, as máximas demandas ativa e reativa definidas no intervalo de análise $[0, \tau]$, $P_t(t)_j$ e $Q_t(t)_j$ são séries temporais que representam, respectivamente, as curvas de carga ativa e reativa normalizadas para um para o grupo de consumidores j .

A Figura 4.4 exemplifica um modelo de CT representados por quantis para uma carga de um consumidor residencial, obtidos a partir de $P_t(t)_j$.

Figura 4.4 – Exemplo de curva de carga através de quantis - consumidor residencial.



Fonte: Do autor.

Nesse trabalho propõe-se a utilização dos quantis [0; 0,25; 0,5; 0,75; 1]. Essa caracterização traz mais robustez (SCHILLER; SRINIVASAN; SPIEGEL, 2012) aos modelos de curvas típicas uma vez que analisa diferentes condições de carga, sob a ótica de risco de investimento (MIRANDA, 1998).

4.3 Influência da Geração Distribuída

A GD se caracteriza como uma geração de menor potência localizada próxima à carga, independentemente da tecnologia de geração. A sua conexão em BT visa proporcionar uma maior autonomia a essa faixa de consumidores, pois esses terão um maior grau de liberdade no gerenciamento do seu consumo.

Para determinar o impacto da GD na caracterização da curva de carga do consumidor devem ser consideradas:

- (1) As dependências temporais, associadas às fontes primárias de GD;
- (2) As dependências de mercado, associadas ao modelo de tarifação, remuneração e incentivos.

É muito importante conhecer o comportamento estocástico dos recursos primários para se encontrar o tipo de geração mais adequado ao consumidor. Além disso, deve se conhecer os potenciais de cada tipo de recurso primário para cada região em que se realiza o estudo. Usualmente, estão associadas às tecnologias de micro geração e mini geração distribuída as fontes com base em energia: hidráulica, solar, eólica, biomassa ou cogeração qualificada. Cabe então determinar previamente que tipo de recurso fornece o melhor aproveitamento em termos de custos e benefícios.

Entretanto, o fator determinante para controlar a exploração da geração de energia são as políticas de incentivo. Usualmente, essas políticas se caracterizam por compensações financeiras aos consumidores que injetarem sua produção excedente à rede. Nesse contexto, dois modelos distintos tem sido aplicados ao longo do período: o *“Feed in Tariff”* e o *“Net Metering”* (MACIEL et al., 2012).

Uma compensação financeira do tipo *“Feed in Tariff”* caracteriza-se por um modelo de incentivo que garante uma bonificação ao prosumidor e obriga a empresa de energia a comprar a energia excedente gerada (POULLIKKAS, 2013). O preço estabelecido fica garantido por um longo período visando estimular o investimento em fontes alternativas. Já um esquema *“Net Metering”* basicamente consiste na possibilidade de o consumidor compensar parcial ou totalmente seu consumo de

energia através de autoprodução de energia (SATCHWELL; MILLS; BARBOSE, 2015). A principal característica é a possibilidade de realizar trocas de energia com a rede. Assim, no caso de produção de excedentes, o consumidor recebe um crédito que usualmente é utilizado para períodos em que a geração não é suficiente para suprir a demanda. Por não necessitar obrigatoriamente de um sistema de armazenamento, esse esquema torna-se mais simples. Em função dessa caracterização, tem ganhado notoriedade como política de incentivo, sendo atualmente utilizado nos Estados Unidos da América, Austrália, Dinamarca, Itália (RATNAM; WELLER; KELLETT, 2015) e Brasil (ANEEL, 2015).

Nesse trabalho foram consideradas a geração eólica e fotovoltaica como fonte de GD e o mecanismo de incentivo “*Net Metering*”, assumindo como limite de geração a definição de autoconsumo.

4.3.1 Geração Eólica

A geração de energia a partir do vento está entre as mais promissoras fontes alternativas de energia. O seu aproveitamento se dá a partir da transformação da energia cinética dos ventos em energia mecânica de rotação, a qual é transmitida, através de um eixo, a um gerador elétrico. A quantificação da energia que pode ser convertida se dá através do coeficiente C_p do aerogerador, o qual representa a relação entre a potência possível de se extrair do vento e quantidade total de potência nele contida (FARRET, 1999). A potência efetiva de saída de uma turbina eólica, dada em kgm/s (1 kgm/s corresponde a 9,81 Watts), é dada pela equação

$$P(t)_{GD_i} = \frac{1}{2} \cdot C_{p_i} \cdot \rho \cdot A \cdot v(t)_i^3 \quad (4.11)$$

em que C_{p_i} é o coeficiente do aerogerador instalado no consumidor i , ρ é a densidade específica do ar, em kg/m³, A é a seção transversal varrida pelas pás ou hélices do aerogerador (m²), e $v(t)_i$ é a velocidade média dos ventos (m/s) para um determinado instante de tempo t . $P(t)_{DG_i}$ representa a curva de geração para um aerogerador ao longo do tempo analisado. Assim, partindo do histórico de velocidade dos ventos para a região analisada, de um modelo e da capacidade instalada do sistema de GD, é possível estimar a potência fornecida para o cada consumidor.

4.3.2 Geração Fotovoltaica

O aproveitamento da energia solar se dá através da sua conversão direta em energia elétrica através de células fotovoltaicas. Conseqüentemente, a geração de energia através dessa tecnologia depende necessariamente do material semicondutor empregado, da qualidade dos painéis utilizados e da disponibilidade de radiação solar. A radiação solar é a principal variável na determinação da potência gerada através das células fotovoltaicas. Além disso, a temperatura de operação das células também influencia na quantidade de potência gerada.

A avaliação da energia gerada se dá, basicamente, através de métodos numéricos ou algébricos. Enquanto os métodos numéricos utilizam dados da curva $I-V$ em condições específicas, os métodos algébricos baseiam-se na análise de regressão de históricos de dados medidos, sendo os mais indicados para aplicações com dados reais, já que podem ser utilizados para qualquer condição de funcionamento (FUENTES et al., 2007; KROPOSKI et al., 1994). Entre os métodos algébricos, o método estabelecido por Osterwald (1986) é mais utilizado, pois sua aplicação permite a obtenção da potência gerada a partir de qualquer valor de irradiação e temperatura (MELLO, 2014), relacionando os a valores de condições padrões de teste (STC). A potência fornecida ao longo do tempo por um sistema de GD fotovoltaico pode ser estimada pela equação:

$$P(t)_{GD_i} = P_{STC} \cdot \frac{G(t)_i}{G_{STC}} \cdot [1 - \gamma \cdot (T(t)_i - T_{STC})] \quad (4.12)$$

em que, $P(t)_{DG_i}$ representa a curva de geração para um determinado módulo fotovoltaico, (W), P_{STC} , G_{STC} e T_{STC} são, respectivamente, potência nominal do painel, em (W), a radiação global, dada em W/m^2 , e a temperatura, em $^{\circ}C$ estabelecidos na Condições Padrão de Teste ou STC (*Standard Test Conditions*). $G(t)_i$ e $T(t)_i$ são a radiação global e temperatura medidas no local de instalação, γ é o coeficiente de temperatura do painel – usualmente corresponde ao intervalo $[-0.003, 0.005]^{\circ}C^{-1}$, sendo i um consumidor qualquer.

Assim, partindo de um histórico de radiação solar e temperaturas para a região analisada e de um modelo e da capacidade instalada do sistema de GD, é possível estimar a potência fornecida pelo sistema de GD de cada consumidor.

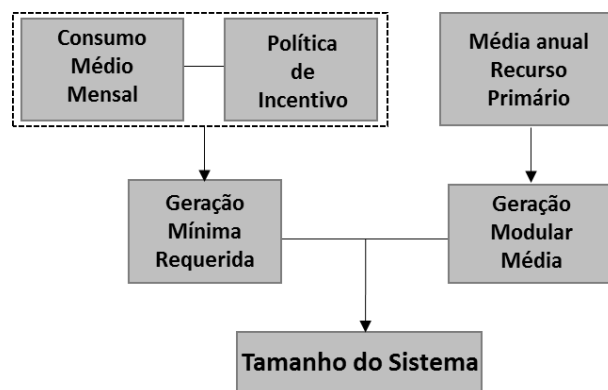
4.3.3 Tamanho do Sistema GD

Os modelos de carga considerando a GD propostos nesse trabalho são diferenciados por dias da semana e por estações do ano e baseados no mecanismo de incentivo “*Net Metering*”. Para dimensionar o sistema GD, assume-se como hipótese que esse terá capacidade instalada de tamanho suficiente para que o consumidor atinja o autoconsumo, respeitando a política de incentivo vigente. Partindo dessa premissa, segue-se os seguintes passos:

- (a) Calcula-se a o consumo médio mensal;
- (b) Calcula-se a média anual do recurso primário (radiação global e temperatura ou velocidade dos ventos);
- (c) Calcula-se a geração mínima requerida para atingir o autoconsumo a partir do consumo médio, levando em consideração a política de incentivo;
- (d) Calcula-se a geração modular média a partir das equações (4.11) ou (4.12), levando em conta um modelo de aerogerador ou painel fotovoltaico.
- (e) Obtém-se o a quantidade de módulos (fotovoltaicos ou aerogeradores), dividindo-se o item (d) por (c).

O diagrama de blocos da Figura 4.5 ilustra essa sequência.

Figura 4.5 – Sequência para determinação do tamanho do sistema GD.



Fonte: Do autor.

4.3.3.1 Exemplo

Supondo que um consumidor deseja instalar um sistema fotovoltaico para suprir sua demanda de energia em um esquema “*Net Metering*”. Seu consumo médio mensal anual é 300kWh.

Partindo dessas informações, inicialmente, toma-se como referência um modelo de painel fotovoltaico. No caso, considera-se um painel da marca *Canadian Solar* de 265 W (SOLAR, 2016), cujos dados STC são apresentados na Tabela 4.2 juntamente com os dados locais de radiação solar e temperatura.

Tabela 4.2 – Dados do painel solar para exemplo.

	STC	Medidas no local
G_{STC}	1 kW/m ²	$G_{média}$ 0,180 kW/m ²
T_{STC}	25 °C	$T_{média}$ 15 °C
γ	-0,004 °C ⁻¹	
P_{STC}	0,25 kW	

Fonte: Adaptado de (SOLAR, 2016).

Aplicando os dados da Tabela 4.2 na equação (4.12), chega-se a uma potência média, por hora, de 48,33 W, ou aproximadamente 34,8kWh/mês. Assumindo que não há algum tipo de tarifação sobre o consumo, a geração mínima requerida ao mês é de 300kWh. Logo, o número necessário de painéis para atingir um nível satisfatório de autoconsumo é

$$n_{\text{painéis}} = \frac{300}{34,8} \approx 9. \quad (4.13)$$

A capacidade instalada, nesse caso seria de 2,385 kWp.

4.3.4 Curvas Típicas com GD

Ao assumir a hipótese de caracterização do autoconsumo, garante-se que a potência do sistema seja muito pequena, se comparada à da rede. Dessa forma, um modelo de carga PQ é suficiente para expressar o impacto da GD (KARIMYAN et al., 2014), permitindo que essa seja assumida como uma carga negativa. A partir dessas informações a curva de carga considerando a influência da GD para cada grupo de consumidores é obtida pela equação:

$$L_{GD}(t)_j = \frac{\sum_i^n (P(t)_i - P(t)_{DG_i})}{P_{max_j}(\tau)} \quad (4.14)$$

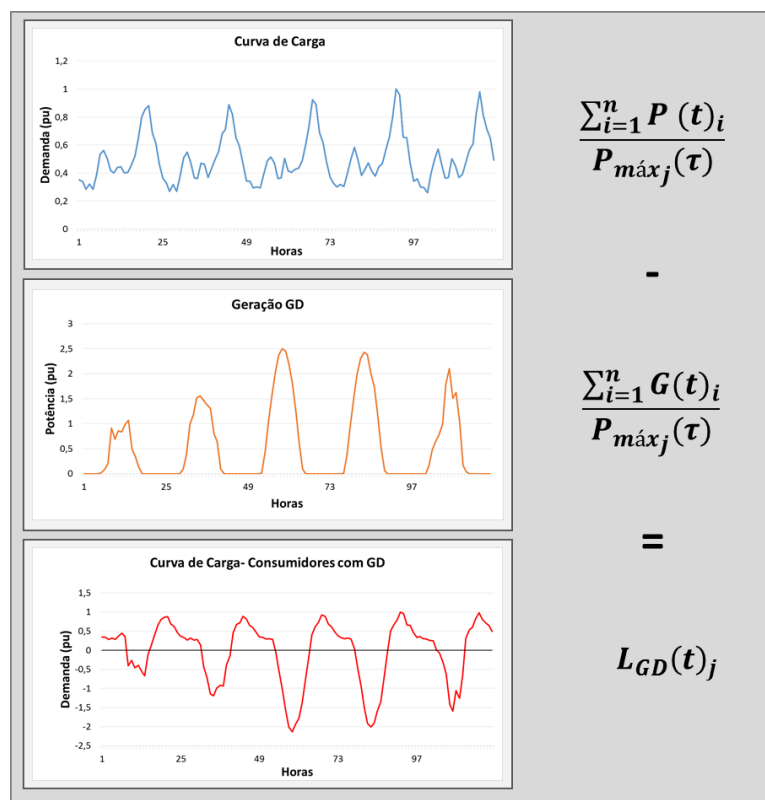
em que $L_{GD}(t)_j$ representa a curva de potência ativa normalizada para um grupo de consumidores j e n o número de consumidores que possuem GD conectada. É importante destacar que a normalização ocorre em função do mesmo $P_{max_j}(\tau)$ aplicado na equação (4.3), garantindo assim a parametrização dos dados em função de uma mesma base. Dessa forma, é possível observar o impacto da geração em função do comportamento tradicional de um determinado grupo de consumidores. Os quantis representativos são obtidos a partir da equação (4.14).

4.3.5 Exemplo de Obtenção da Curva de Carga

O exemplo a seguir considera um histórico de medições de demanda e consumo para um grupo de consumidores da Tabela 4.1.

Tendo como base esses históricos e assumindo que todos os consumidores dessa amostra terão um sistema de GD fotovoltaico, inicialmente são aplicados os passos do item 4.3.3, para determinar o tamanho do sistema. A seguir, calcula-se a curva de geração para cada sistema aplicando a equação (4.12). Por fim, esses dados são aplicados à equação (4.14) para obter curva de carga com GD. A Figura 4.6 exemplifica graficamente esses passos.

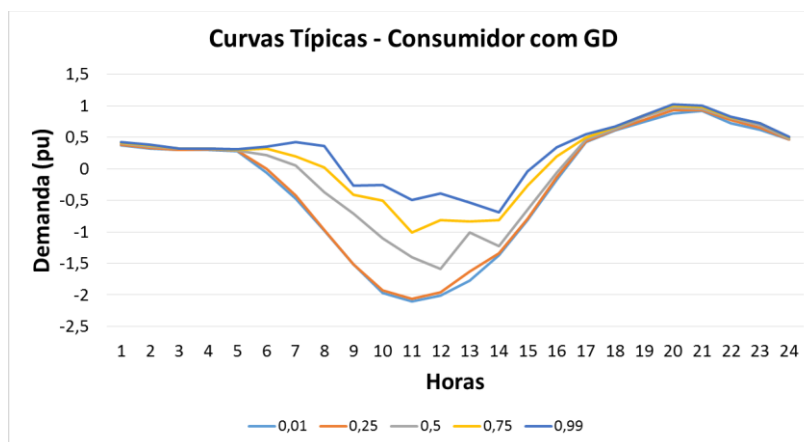
Figura 4.6 – Exemplo de obtenção da curva de carga com GD.



Fonte: Do autor.

Os quantis representativos para a Curva Típica com GD fotovoltaica são obtidos a partir da curva obtida pela equação (4.14), conforme exemplifica a Figura 4.7.

Figura 4.7- Exemplo de Curvas Típicas com DG através de quantis representativos.



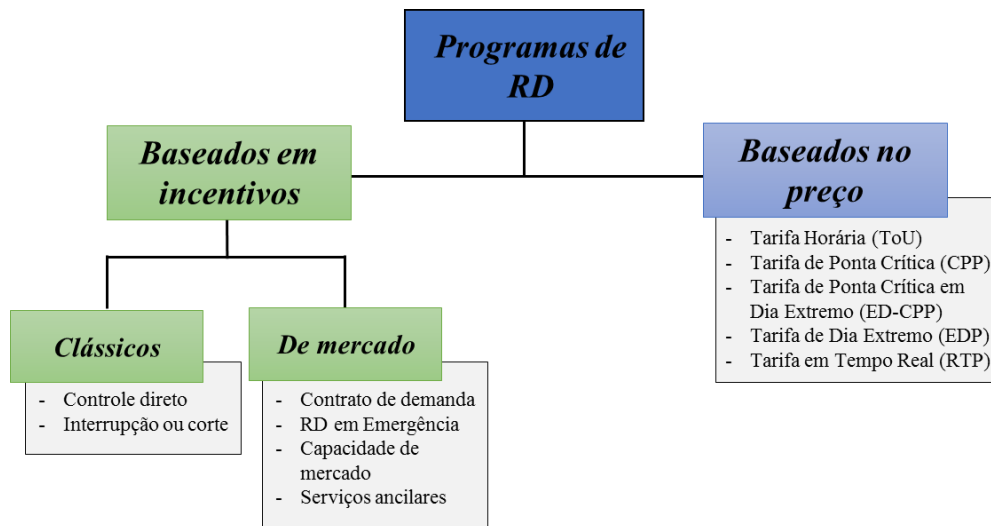
Fonte: Do autor.

4.4 Influência da Resposta da Demanda

A RD pode ser definida como as mudanças padrões de utilização de energia por consumidores finais em resposta a mudanças no preço de energia ao longo do tempo (ALBADI; EL-SAADANY, 2008). A aplicação desses programas aos consumidores de energia visa alterar os tempos e níveis das demandas instantâneas ou ainda o consumo total de energia (ENERGY AGENCY, 2003) e, conseqüentemente, ter uma utilização mais eficiente do sistema de distribuição.

Existem diferentes programas de RD, conforme listados na Figura 4.8. Eles podem ser classificados em dois grandes grupos: os baseados em incentivos e os baseados no preço. Nos programas baseados em incentivos o consumidor é remunerado de acordo com a sua redução de demanda em situações críticas. Já nos programas baseados no preço, o consumidor é submetido a tarifas dinâmicas cujo valor varia de acordo com características do mercado ou do sistema.

Figura 4.8 – Programas de Resposta da Demanda.



Fonte: Adaptado de (ALBADI; EL-SAADANY, 2008).

Apesar de todas as possibilidades, as Tarifas Horárias (TOU) são as mais difundidas. Nesse modelo há diferentes postos tarifários ao longo do dia. A cada patamar, um valor fixo é estabelecido com o objetivo de refletir de forma mais real os

custos da eletricidade ao longo de cada período (PHILIPPOU et al., 2015), sendo esse o modelo considerado neste trabalho.

4.4.1 Resposta da Demanda

Apesar de o modelo TOU oferecer a certeza do valor de tarifa ao longo do dia, é muito importante verificar a sua efetividade. Isso ocorre porque há o risco de surgimento de um novo pico de demanda resultante do deslocamento de consumo para períodos em que a tarifa é mais barata, tornando o sistema menos eficiente (BEHBOODI et al., 2016).

O sucesso na determinação do impacto de programas como as tarifas TOU está diretamente relacionado ao conhecimento da composição da carga de cada consumidor e dos respectivos hábitos de utilização da energia para cada grupo de consumidores. Para o mercado de BT, a disponibilidade dessas informações depende da instalação de medidores e equipamentos inteligentes, o que ainda não ocorre de forma significativa (NOLAN; O'MALLEY, 2015).

A aplicação de métodos probabilísticos combinados com dados estatísticos relacionados comportamento do consumidor na utilização da energia surge como alternativa fiável para superar a insuficiência de dados (BREMERMANN et al., 2014b; NOLAN; O'MALLEY, 2015). Levando em consideração essas informações, as curvas de carga com RD são obtidas a partir dos modelos de composição da carga “*Top-down*” e “*Bottom-up*”, conforme descrito na seção 4.1.

A composição da curva de carga individual de cada equipamento a partir da associação desses modelos é ilustrada na Figura 4.1. A partir da base de dados sobre hábitos de consumo, são obtidas duas curvas de carga para cada equipamento. Uma que caracteriza o comportamento atual, sem nenhum programa de RD, e outra que caracteriza o comportamento em um programa RD para aquele equipamento. A curva de carga modificada é obtida de forma recursiva, ao realizar os deslocamentos de carga de cada equipamento, conforme o interesse do consumidor em deixar ou não de utilizá-lo em um momento de preço mais caro de energia. Vincular o interesse individual de um consumidor para cada equipamento traz mais robustez ao modelo,

uma vez que em um modelo de tarifa TOU os deslocamentos de carga dependem única e exclusivamente do interesse do consumidor.

Logo, o ponto chave para modelar a resposta ao sinal tarifário é encontrar uma forma de compor a curva para cada equipamento, assumindo que esse se caracteriza como uma carga flexível e tem seu padrão de utilização alterado. Esse processo é realizado através do Processo de Poisson Não-Homogêneo.

4.4.2 O Processo de Poisson Não-Homogêneo (NHPP)

Contar dados, ocorrências ou mensurar o número de vezes que um evento de interesse ocorre durante um determinado intervalo de tempo são tarefas recorrentes. Cientificamente, esses fenômenos são explicados pela Teoria das Filas, que é um ramo da probabilidade que estuda e provê modelos para demonstrar previamente o comportamento de um determinado evento cuja demanda varia aleatoriamente no tempo e no espaço (MATHLOUTHI; FREDETTE; LAROCQUE, 2015). Na grande maioria dos casos, os Processos de Poisson têm sido utilizados para descrever esses fenômenos.

4.4.2.1 Modelo matemático

O Processo de Poisson Não-Homogêneo (*Non-Homogeneous Poisson Process – NHPP*) é um processo estocástico que conta continuamente o número de eventos, considerando que o número de eventos esperados pode mudar ao longo do tempo.

Um processo estocástico $\{N(t), t \geq 0\}$ é dito ser um processo de contagem se $N(t)$ representa o número total de eventos ocorridos até um tempo t , respeitando uma taxa $\lambda(t)$. Se essa taxa $\lambda(t)$ expressa um determinado valor no instante t , o número de pontos no intervalo $(a;b]$ tem distribuição de Poisson com média

$$\lambda_{a,b} = \int_a^b \lambda(t) dt. \quad (4.15)$$

Logo, o número de eventos contados no intervalo $(a; b]$, dado por $N(b) - N(a)$, segue a distribuição de Poisson com parâmetro $\lambda_{a,b}$ e é calculado através de

$$P[(N(b) - N(a)) = k] = \frac{e^{-\lambda_{a,b}} (\lambda_{a,b})^k}{k!} \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (4.16)$$

Os eventos contatos, neste caso, representam o tempo em que se inicia a utilização de um equipamento, T_{souk_n} sendo a taxa $\lambda(t)$ o elemento que caracteriza os períodos do dia em que determinado equipamento é utilizado.

O Algoritmo 1 descreve o processo de contagem de *NHPP*.

Algoritmo 1- *NHPP*

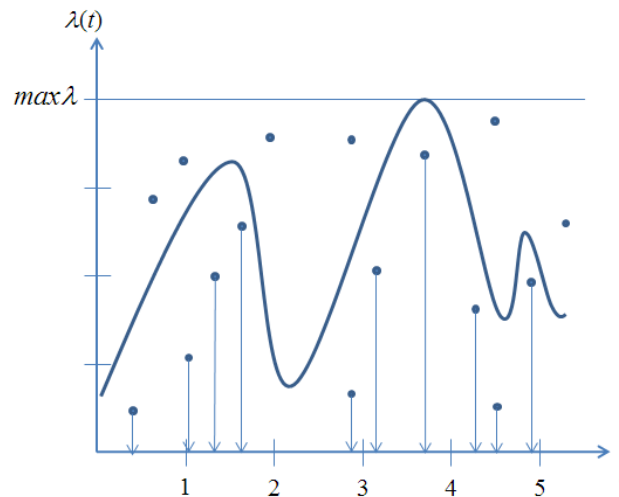
Entrada:		Número esperado de eventos $\lambda(t)$
Saída:	$X \leftarrow n$ e T_{sou}	Número de utilizações no instante T_{sou}
	$i \leftarrow 0$	//contador de iterações
	$n \leftarrow 0$	//número de eventos
	$t \leftarrow 0$	//tempo de início de utilização
	$\lambda_{max} \leftarrow \max \lambda(t)$	
	Enquanto $t < 24$ faça	
	$i \leftarrow i + 1$	
	$U_i \leftarrow U(0,1)$	//número aleatório definido em [0,1]
	$t \leftarrow t - \frac{1}{\lambda_{max}} \cdot \ln(U_i)$	
	$V_i \leftarrow U(0,1)$	// número aleatório definido em [0,1]
	Se $V_i < \frac{\lambda(t)}{\lambda_{max}}$ então	
	$n \leftarrow n + 1$	
	$T_{sou} \leftarrow t$	
	fim	
	fim	

$\lambda_{máx}$ é o valor máximo de $\lambda(\tau)$ da distribuição de uso diário de equipamento, τ é o período observado, t é o tempo de início do uso do equipamento, i é o contador de iteração, U_i e V_i são números aleatórios uniformemente distribuídos, n é o evento aceito, ou seja, o tempo em que se iniciará a utilização do equipamento.

A construção do *NHPP* se baseia em método de aceitação-rejeição. A ideia é encontrar a taxa constante $\max(\lambda(\tau)) = \lambda_{máx}$. Fazendo $\lambda(t) = \lambda_{máx}$, define-se uma distribuição homogênea dos eventos para então rejeitar uma fração apropriada para se atingir um número de eventos seguindo $\lambda(t)$. Formalmente, um Processo de Poisson Homogêneo (HPP) bidimensional é gerado no intervalo $\{(t; x); t > 0, 0 \leq$

$x \leq \lambda$ }, com taxa constante. Por fim, os valores são projetados sob o gráfico de $\lambda(t)$, conforme ilustra a Figura 4.9.

Figura 4.9- O processo de contagem através do *NHPP*.



Fonte: (BREMERMANN, 2014).

Os pontos do processo bidimensional podem ser vistos numa dimensão espaço-temporal. Os eventos amostrados formam uma dimensão do Processo de Poisson com taxa $\lambda_{m\acute{a}x}$ e posições uniformemente distribuídas no intervalo $[0; \lambda_{m\acute{a}x}]$. Com isso, uma alternativa para gerar o *NHPP* é: cada evento alocado no *HPP* é rejeitado com probabilidade igual a $1 - \frac{\lambda(t)}{\lambda_{m\acute{a}x}}$, em que T_{sou_n} é o instante inicial do n -ésimo evento. Os eventos não rejeitados caracterizam o *NHPP*.

A principal diferença é que o *HPP* avalia a distribuição dos eventos a uma taxa horária e o *NHPP* faz essa avaliação contínua. Assim, torna-se vantajoso utilizar o *NHPP* para se alocar mais precisamente a utilização do equipamento, além de possibilitar a definição da potência específica de cada equipamento. Consequentemente, torna-se possível representar a dependência do tempo associada a essa utilização bem como modelar a flexibilidade geral no comportamento do consumidor como uma resposta aos sinais de preço.

4.4.3 Composição das Curvas de um Equipamento

Conforme já descrito, são compostas duas curvas para cada equipamento analisado. Uma delas representando o comportamento atual, que serve para

desagregar da curva de carga total, e a outra representando o comportamento do consumidor respondendo a um programa de RD, que serve para ser agregada a curva total.

A composição da curva de carga de um equipamento é realizada por grupo de consumidores e segue os seguintes estágios:

i. Estágio 1

No Estágio 1, o comportamento do consumidor é estudado para definir como os consumidores de determinado grupo utilizam um equipamento específico. A partir desse estudo, obtém-se as seguintes variáveis:

- $\lambda(t)$, que representa, percentualmente, a distribuição de uso deste equipamento ao longo do dia como uma variável dependente do tempo;

- *DMU* (Duração Média de Utilização), representada por uma distribuição dos tempos médios de utilização do equipamento analisado para a grupo de consumidores;

- *NUD* (Número e Utilizações Diárias), representada por uma distribuição de probabilidades dos números de utilizações diárias do equipamento analisado para o grupo de consumidores;

- P_e , representada por uma distribuição de probabilidades com todas as potências do equipamento analisado encontradas para o respectivo grupo;

- *TRD* (Taxa de Resposta da Demanda), que representa o percentual de consumidores dispostos a deslocar a utilização do respectivo equipamento em caso de sinal tarifário;

- *PD* (Períodos para Deslocamento), representada por uma distribuição de probabilidades com os prováveis períodos em que o equipamento será utilizado em caso de deslocamento.

ii. Estágio 2

No Estágio 2, aplica-se o *NHPP*, seguindo as variáveis $\lambda(t)$ e *DMU*. Como resultado, tem-se uma série temporal que define o número de utilizações do

equipamento ao longo do dia com seus respectivos tempos de "início de utilização" T_{sou} (Algoritmo 1). Para cada valor da série T_{sou} , tem-se T_{sou_n} , P_{e_n} e DMU_n que correspondem, respectivamente, ao tempo de "início de utilização", em horas, a Potência do equipamento, (W) e a duração de utilização do equipamento, em horas, para a n -ésima utilização do equipamento. DMU_n e P_{e_n} são aleatoriamente amostrados, respeitando as distribuições de probabilidades das variáveis DMU e P_e , obtidas no Estágio 1, respectivamente.

iii. Estágio 3

No Estágio 3 são definidos os deslocamentos de utilização do equipamento analisado, no caso de uma resposta a um programa RD. Para isso, cada valor de T_{sou} é verificado, visando identificar se esse está definido em um intervalo de energia mais cara. Caso esteja, um novo tempo de "início de utilização" é definido para aqueles que decidirem deslocar seu consumo em caso de sinal tarifário. Para isso, uma nova série temporal é criada, seguindo

$$T_{sou_{RD}}(T_{sou_n}) = \begin{cases} T_{sou_n}, & \text{se } TRD_n = 0 \\ PD_n, & \text{se } TRD_n = 1 \end{cases} \quad (4.17)$$

em que PD_n é o novo tempo "início de utilização", obtido aleatoriamente através da distribuição de probabilidades da variável PD_n , e TRD_n a resposta individual em deslocar ou não deslocar a n -ésima utilização do equipamento. O valor de TRD_n é amostrado da variável TRD , que segue a distribuição de probabilidades de Bernoulli¹

$$f(TRD_n, p) = \begin{cases} p & \text{se } TRD_n = 1 \\ 1 - p & \text{se } TRD_n = 0 \end{cases} \quad (4.18)$$

em que p é definido em $[0,1]$ e expressa o valor percentual de consumidores que provavelmente irão deslocar a utilização do equipamento analisado em caso de sinal tarifário. A variável TRD é o elemento central do modelo proposto. Análises individuais permitem caracterizar o comportamento do consumidor seguindo seus interesses individuais no uso de cada equipamento. Por exemplo, se para um

¹ A Distribuição de Bernoulli é uma distribuição discreta de espaço amostral $\{0,1\}$, que tem valor 1 com a probabilidade de sucesso p e valor 0 com probabilidade de falha $q = 1 - p$.

determinado equipamento o valor de p é igual a 0,5, isso significa que apenas 50% dos consumidores do grupo analisado deslocarão a utilização do equipamento no caso de um sinal tarifário.

É importante destacar que o modelo assume que apenas o período de utilização que é deslocado, não o padrão de utilização. Portanto, os valores P_{e_n} e AUD_n não mudam.

iv. Estágio 4

No Estágio 4 são totalizadas as duas curvas de carga para o equipamento analisado. Para caracterização sem RD, a carga total é calculada integrando a série T_{sou} , proveniente do Estágio 2, conforme

$$L_1(t) = \sum_{n=1}^n \int_{T_{sou_n}}^{T_{eou_n}} P_{e_n}(t) dt \quad (4.19)$$

em que n é o número de utilizações diárias do equipamento em análise. T_{eou_n} é o tempo de “*fim de utilização*” da n -ésima utilização do equipamento, calculado por

$$T_{eou_n} = T_{sou_n} + DMU_n. \quad (4.20)$$

Para caracterização com RD, a carga total é calculada integrando a série T_{sou}' , proveniente do Estágio 4, conforme

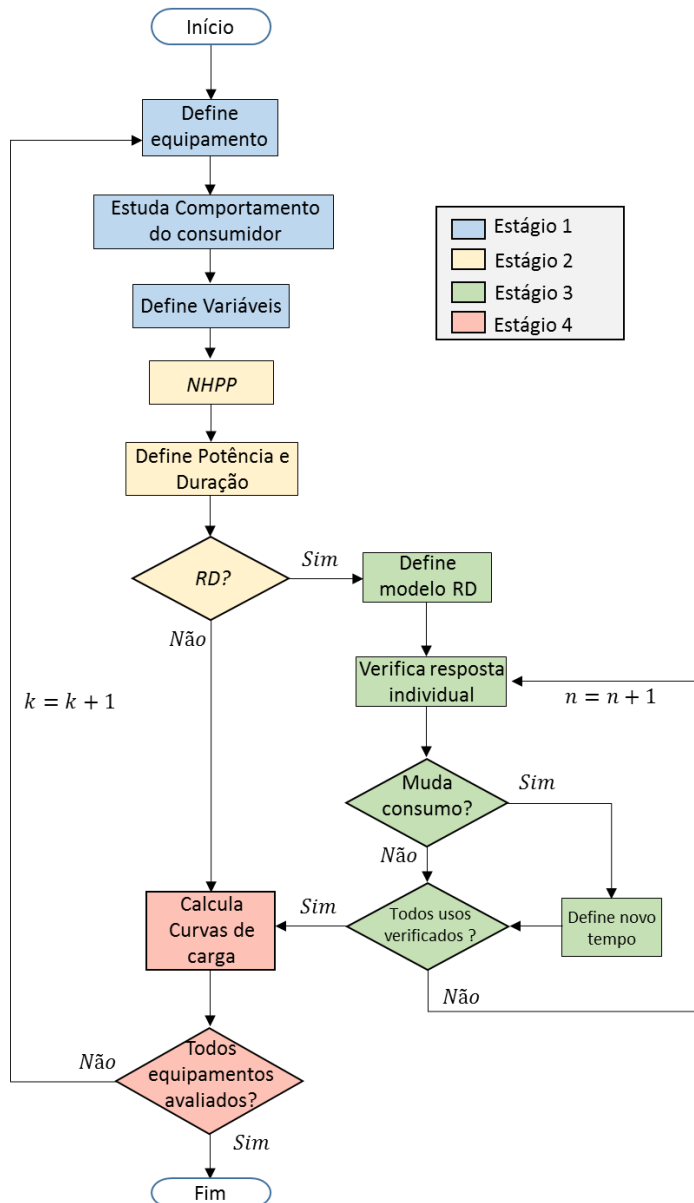
$$L_2(t) = \sum_{n=1}^n \int_{T_{souRD_n}}^{T_{eouRD_n}} P_{e_n}(t) dt \quad (4.21)$$

em que T_{eouRD_n} é o novo tempo de “*fim de utilização*” da n -ésima utilização do equipamento que foi deslocada, calculado por

$$T_{eouRD_n} = T_{souRD_n} + DMU_n. \quad (4.22)$$

Os estágios i, ii, iii e iv descrevem o processo para obtenção das curvas para um equipamento, entretanto podem ser repetidos tantas vezes quanto o número de equipamentos que se deseja analisar. O fluxograma da Figura 4.10 demonstra graficamente as relações entre os estágios considerando k equipamentos.

Figura 4.10 – Fluxograma para determinação da curva de carga de um equipamento.



Fonte: Do autor.

4.4.3.1 Exemplo de aplicação

A utilização de um equipamento ($k = 1$) foi analisada para um determinado grupo de consumidores. A partir do estudo de comportamento do consumidor, no Estágio 1, foram amostradas 3 ($NUD = 3$) utilizações de equipamento, as quais estão distribuídas no intervalo de 1h a 10h. Além disso, o estudo indicou um $f(TRD, p) = 0,5$, ou seja, em caso de sinal tarifário, apenas 50% dos consumidores deslocariam seu consumo para este equipamento.

No Estágio 2, as utilizações foram distribuídas ao longo do período entre 1h e 10h através do método *NHPP*, atribuído a cada equipamento o seu T_{eou_n} . Para cada uma das utilizações também foram atribuídas a potência P_{e_n} e a duração DMU_n para cada uma das utilizações, conforme indica a Tabela 4.3.

Tabela 4.3- Exemplo para composição das curvas de carga de um equipamento – Série T_{sou}

	T_{sou}		
	T_{eou_n}	P_{e_n}	DMU_n
$j = 1$	$T_{sou_1} = 3h$	$P_{e_1} = 5kW$	$DMU_1 = 3h$
$j = 2$	$T_{sou_2} = 7h$	$P_{e_2} = 4kW$	$DMU_2 = 3h$
$j = 3$	$T_{sou_3} = 8h$	$P_{e_3} = 4,5kW$	$DMU_3 = 2h$

Fonte: Do autor.

No Estágio 3, são verificadas as respostas à demanda e, em caso de resposta ao sinal tarifário, são atribuídos novos tempos. Nesse exemplo, duas das três utilizações amostradas, estão em período de energia mais cara. Entretanto, em função de p ser apenas 50%, isso significa que possivelmente apenas a metade das utilizações serão deslocadas. A Tabela 4.4 exemplifica as verificações desse estágio. Em vermelho estão indicados os períodos que há sinal tarifário e em azul, a resposta para deslocamento de consumo.

Tabela 4.4- Exemplo para composição das curvas de carga de um equipamento – Série T_{souRD_n}

	T_{eou_n}	P_{e_n}	DMU_n	TRD_n	$T_{sou_{kj}}$
$j = 1$	$T_{sou_1} = 3h$	$P_{e_1} = 5kW$	$DMU_1 = 3h$	$TRD_1 = 0$	$T_{sou_{11}} = 3h$
$j = 2$	$T_{sou_2} = 7h$	$P_{e_2} = 4kW$	$DMU_2 = 3h$	$TRD_2 = 1$	$T_{sou_{12}} = 7h$
$j = 3$	$T_{sou_3} = 8h$	$P_{e_3} = 4,5kW$	$DMU_3 = 2h$	$TRD_3 = 1$	$T_{sou_{13}} = 1h$

Fonte: Do autor.

Por fim, no Estágio 4 é realizada a composição das curvas $L_1(t)$ (sem RD) e $L_2(t)$ (com RD), conforme indica a Tabela 4.5.

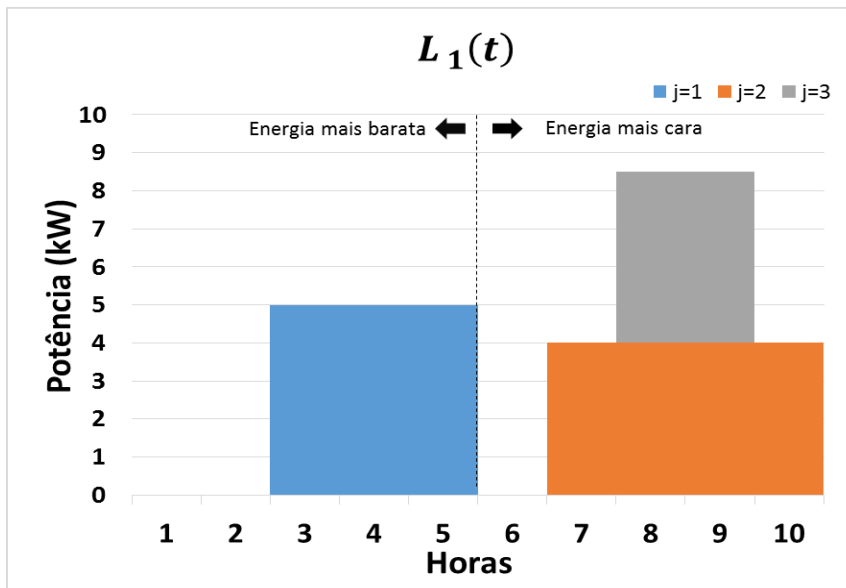
Tabela 4.5- Exemplo para composição das curvas de carga de um equipamento – Estágio 4

		1h	2h	3h	4h	5h	6h	7h	8h	9h	10h
$L_1(t)$ (kW)	$j = 1$			5	5	5					
	$j = 2$							4	4	4	
	$j = 3$								4,5	4,5	
		0	0	5	5	5	0	4	8,5	8,5	0

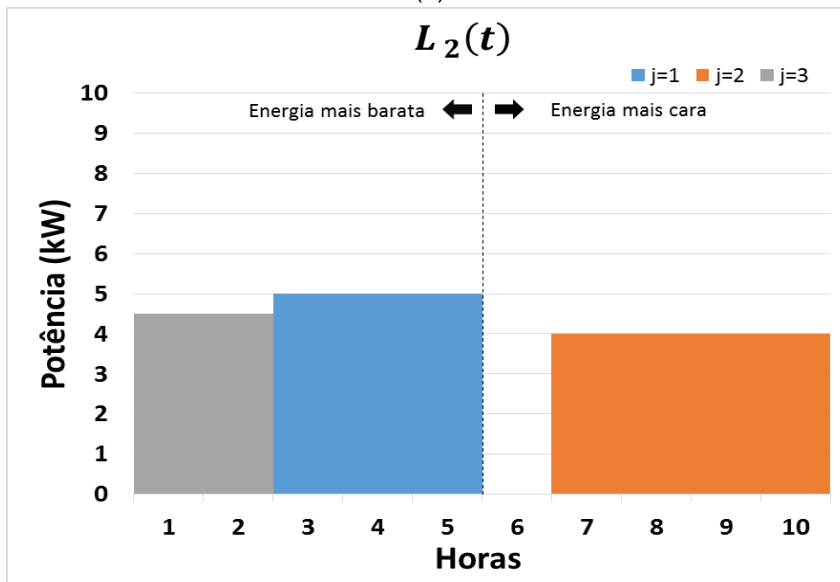
$L_2(t)$ (kW)	$j = 1$	5 5 5									
	$j = 2$	4 4 4									
	$j = 3$	4,5	4,5								
		4,5	4,5	5	5	5	0	4	4	4	0

A Figura 4.11 demonstra graficamente a composição de $L_1(t)$ e $L_2(t)$.

Figura 4.11 – Composição das curvas de um equipamento: (a) sem RD - $L_1(t)$; (b) com RD - $L_2(t)$.



(a)



(b)

Fonte: Do autor.

4.4.4 Curvas Típicas com RD

Conforme já descrito, a caracterização das curvas de carga com RD usa os princípios dos modelos “*Bottom-up*” e “*Top-Down*”. Parte-se da curva de carga total normalizada para um determinado grupo de consumidores, da qual é desagregada a demanda de todos os equipamentos para os quais foi analisada a RD e então agrega-se a nova curva de carga com a caracterização RD para os mesmos equipamentos. Esse processo é descrito pela equação

$$L_{RD}(t)_j = \frac{(\sum_{i=1}^n P(t)_i) - (L_1(t) - L_2(t))}{P_{max_j}}, \quad (4.23)$$

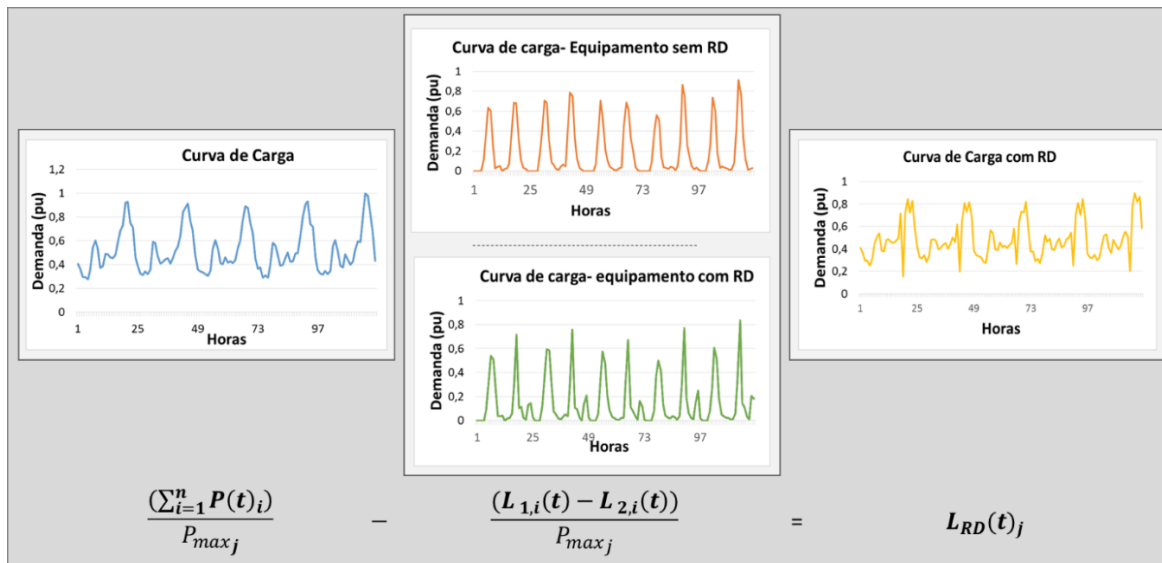
em que $L_{RD}(t)_j$ representa a curva de potência ativa normalizada para um grupo de consumidores j e n o número de consumidores que integram o programa RD. Da mesma forma como na equação (4.14), a normalização ocorre em função do mesmo $P_{max_j}(\tau)$ aplicado na equação (4.9), garantindo assim a parametrização dos dados em função de uma mesma base. Dessa forma, é possível observar a efetividade do programa de RD em função do comportamento tradicional de um determinado grupo de consumidores.

4.4.4.1 Exemplo de aplicação

O exemplo a seguir considera um histórico de medições de demanda e consumo para um grupo de consumidores da Tabela 4.1.

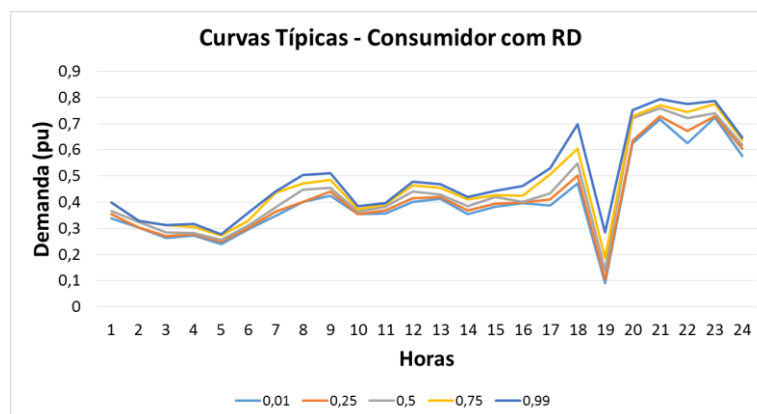
Tendo como base esses históricos e assumindo que todos os consumidores dessa amostra são aderentes ao programa RD, inicialmente são aplicados os passos do item 4.4.3, para determinar as curvas dos equipamentos analisados. Por fim, esses dados são aplicados à equação (4.23) para obter curva de carga com RD. A Figura 4.12 exemplifica a graficamente esses passos e a Figura 4.13 exemplifica a representação por quantis.

Figura 4.12 – Exemplo de obtenção da curva de carga com RD.



Fonte: Do autor.

Figura 4.13 - Exemplo de Curvas Típicas com RD através de quantis representativos.



Fonte: Do autor.

4.5 Influência de GD e RD

Para caracterizar a influência simultânea de GD e RD para um determinado grupo de consumidores, deve-se considerar as metodologias descritas nas seções 4.2, 4.3 e 4.4.

Assim, partindo-se de um registro histórico de demandas, das respectivas curvas de geração e da caracterização da resposta dos consumidores a um programa de RD do respectivo grupo, a curva de carga considerando a influência de GD e RD é obtida por:

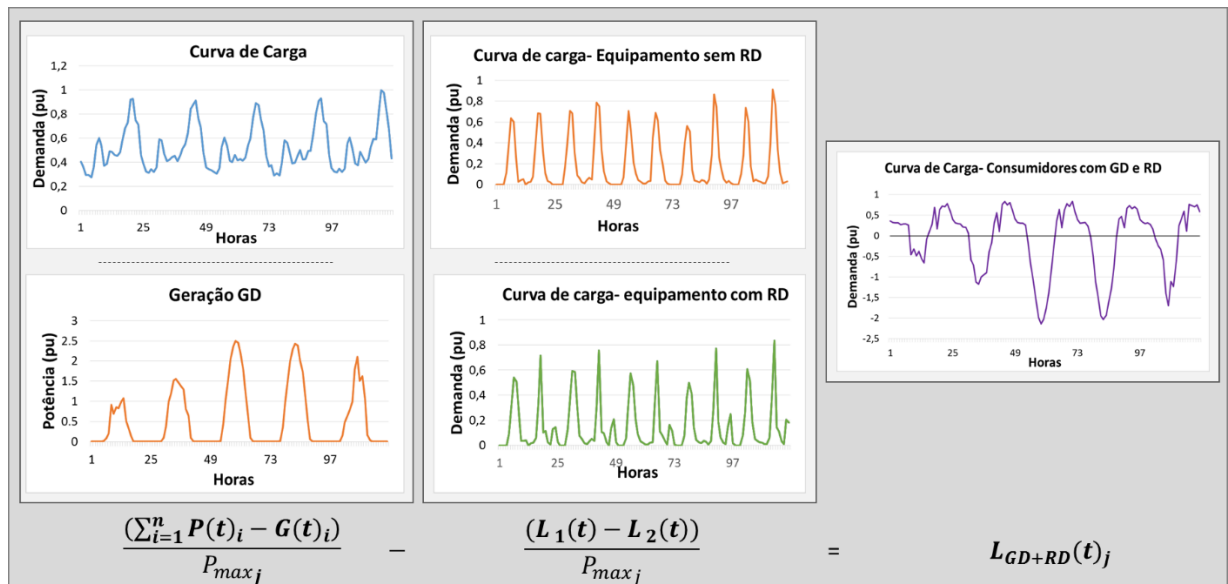
$$L_{GD+RD}(t)_j = \frac{\sum_i^n (P(t)_i - P(t)_{DG_i}) - (L_1(t) - L_2(t))}{P_{max_j}} \quad (4.24)$$

em que $L_{GD+RD}(t)_j$ representa a curva de potência ativa normalizada para um grupo de consumidores j e n o número de consumidores que possuem GD e integram o programa RD.

4.5.1 Exemplo de Aplicação

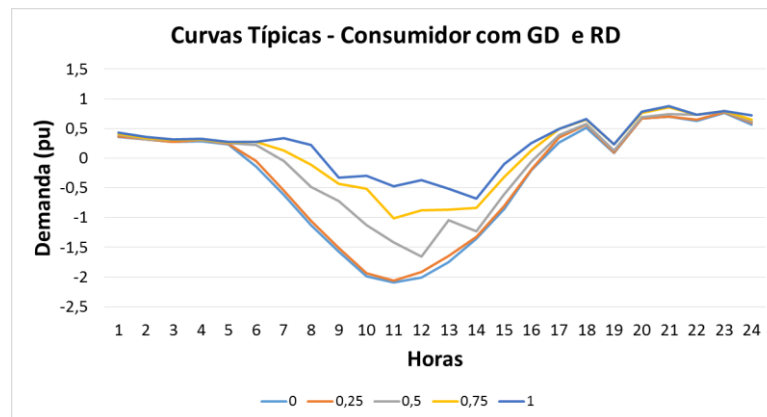
Tendo como base os históricos e assumindo que todos os consumidores dessa amostra são aderentes ao programa RD e possuem GD (fotovoltaica), inicialmente são aplicados os passos do item 4.2, 4.3 e 4.4, para determinar as curvas de geração e dos equipamentos analisados. Por fim, esses dados são aplicados à equação (4.24) para obter curva de carga com GD e RD. A Figura 4.14 exemplifica graficamente esses passos e a Figura 4.15 demonstra a representação por quantis.

Figura 4.14 – Obtenção da curva de carga com GD e RD.



Fonte: Do autor.

Figura 4.15 - Exemplo de Curvas Típicas com GD e RD através de quantis representativos.



Fonte: Do autor.

4.6 Considerações do Capítulo

Neste capítulo foram apresentadas todas as metodologias para obtenção das curvas de carga para os consumidores de BT. O conhecimento das regulamentações vigentes referentes à integração da GD para esses consumidores é fundamental para a obtenção das curvas, assim como o modelo de tarifa aplicado, no caso de RD. A partir dessas informações, demonstrou-se como cada modelo é obtido, analítica e graficamente. Além disso, foram apresentados exemplos simples com o intuito de esclarecer o entendimento de cada processo. No próximo capítulo são apresentados os modelos para curvas de carga para VEs.

5 MODELOS DE CARGA PARA VEÍCULOS ELÉTRICOS

5.1 Introdução

No mesmo contexto da GD e das redes inteligentes, o desenvolvimento de VEs surge como alternativa mais eficiente e menos poluente para utilização dos recursos energéticos na mobilidade dos indivíduos. A sua utilização em grande escala pode significar uma drástica redução na emissão de gases de efeito estufa, servindo como um convincente argumento para o cumprimento de metas de redução da poluição (GODINA et al., 2016). Como consequência disso, a promoção dos VE tem ganhado destaque no cenário mundial. Entretanto, uma massiva integração de VEs ao sistema elétrico impõe desafios ao gerenciamento de redes em função da sua caracterização.

À primeira vista, atribui-se ao VE o conceito de uma carga móvel de grande porte. Um dos principais aspectos para essa caracterização está relacionado às baterias. Um grande número de eventos simultâneos relacionados ao carregamento de baterias pode elevar os picos de demanda, causando sobrecargas e, conseqüentemente, afetando os níveis de qualidade e confiabilidade da rede (SHAREEF; ISLAM; MOHAMED, 2016). Sob essa perspectiva, o VE se caracteriza como uma carga qualquer, sobre a qual não se tem controle algum.

Por outro lado, o veículo elétrico também pode assumir características de uma fonte de energia descentralizada. Isso significa que em alguns períodos do dia o VE deve consumir energia do sistema ou de GD para carregar suas baterias e em outros períodos deve operar como uma fonte descentralizada de energia, suprindo o sistema. Essa caracterização é conhecida também com V2G (*Vehicle to Grid*). Nesse nível de controle, o VE pode ser visto como uma carga flexível, assumindo duas perspectivas: (1) atua apenas como uma carga integrada a um programa de gerenciamento de demanda ou (2) como um elemento que efetivamente injeta energia na rede.

Em ambos os casos, a avaliação dos possíveis impactos gerados pelos VEs requer o desenvolvimento de metodologias que possibilitem introduzir essas características ao modelo de carga. Isso requer o conhecimento dos padrões de mobilidade e a definição de estratégias de carregamento.

Assumindo que os padrões de utilização dos veículos elétricos serão os mesmos dos atuais veículos, a aplicação de métodos probabilísticos combinados com os dados de mobilidade urbana, permitem caracterizar a utilização dos VE ao longo do tempo através do modelo *NHPP*.

A partir dessas informações a composição da curva de carga do VE depende da definição de estratégias de carregamento. Nesse trabalho são consideradas 3 estratégias:

- 1- Carregamento Direto: que se caracteriza por um carregamento sem controle, assumindo que esse ocorra assim que o veículo chega a algum lugar;
- 2- Carregamento Vale: caracterizado pelo carregamento iniciando apenas no período da noite; usualmente residencial;
- 3- Carregamento RD: caracterizado por um carregamento que responde a sinais tarifários, levando em consideração os interesses do usuário.

A partir dessas informações, a composição da curva de carga dos VEs é realizada através das demandas individuais dos VEs em diferentes cenários de composição através de um modelo "*Bottom-Up*", descrito na seção 4.1. A Figura 4.1 define a sequência para composição das curvas. Destaca-se que os modelos são baseados nos modelos propostos por (BREMERMANN, 2014), entretanto com modificações em relações às estratégias de carregamento e na forma de caracterizar a carga. As próximas seções descrevem as etapas para modelagem das curvas.

5.2 Padrões de Mobilidade

O conceito de mobilidade está relacionado com os deslocamentos diários de pessoas no espaço urbano, relacionando não apenas a sua efetiva ocorrência, mas também a facilidade e a possibilidade de ocorrência (IPEA, 2011).

Os estudos relacionados à mobilidade têm caráter quantitativo e objetivam caracterizar o estilo de vida urbano a partir da perspectiva das demandas de serviços e infraestruturas de transporte. Dessa forma torna-se possível caracterizar os

movimentos de uma população e como esses movimentos estão relacionados a estruturação dos territórios (RAIA JR.; CORRÊA, 2006).

A realização desses estudos tem caráter estratégico do ponto de vista do planejamento urbano, sendo usualmente realizada por órgãos governamentais, tais como o IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Já o tratamento e a aplicação desses dados, dá-se de acordo com o tipo de análise a ser realizada. A Tabela 5.1 exemplifica uma análise a partir dos estudos do IBGE, caracterizando a mobilidade diária segundo o meio utilizado e motivo do deslocamento.

Tabela 5.1 – Exemplo de análise de dados a partir de estudo de mobilidade

Motivo	Transporte individual (%) (viagem/pessoa/dia)	A pé/bicicleta(%) (viagem/pessoa/dia)	Transporte público(%) (viagem/pessoa/dia)
Trabalho	47,1	25,4	51,5
Escola	21,1	42,2	18,6
Compras	7,3	9,9	6,7
Saúde	4,8	2,0	4,9
Lazer	7,4	9,4	6,1
Outros	12,3	11,2	12,3
TOTAL	100,0	100,0	100,0

Fonte: Adaptado de (RAIA JR.; CORRÊA, 2006)

Para aplicar esse tipo de estudo na modelagem de carga de VEs é necessário assumir que:

- (a) Serão utilizados apenas dados de mobilidade relacionados aos veículos automotores;

Que os padrões de mobilidade dos usuários de VEs não se diferenciarão dos veículos automotores convencionais.

Nesse sentido, as variáveis de interesse para modelar a carga dos VEs a partir dos estudos de mobilidade são:

- O Número de viagens realizadas diariamente;
- Tempos de chegada e partida de um determinado local;
- Tipo de transporte utilizado;

A partir desses valores é possível determinar a distribuição da utilização diária dos VEs como uma variável dependente do tempo. Logo, é possível determinar as chegadas a qualquer lugar ao longo do dia a partir do método NHPP, assim que cada chegada pode caracterizar o início de um carregamento.

5.3 O NHPP

A descrição completa do método já foi apresentada na seção 4.4.2. A diferenciação que ocorre em relação ao problema dos equipamentos domésticos está relacionada aos tempos amostrados. Para os veículos elétricos, os tempos amostrados pelo *NHPP* correspondem aos tempos de chegada a um determinado local e o número total de eventos corresponde ao total de viagens realizadas durante um dia.

5.4 Curvas de Carga para VE

A composição da curva de carga de veículos elétricos é realizada para cada estratégia de carregamento definida, considerando um cenário de n chegadas diárias. A metodologia proposta segue os seguintes estágios:

i. Estágio 1

No Estágio 1, os padrões de mobilidade são estudados para definir como são realizados os deslocamentos diários pelos usuários de VEs. A partir desse estudo, obtém-se a variável $\lambda(t)$, que caracteriza a distribuição de chegadas dos veículos a um determinado local;

ii. Estágio 2

Uma série temporal $T_{cheg}(t)$, definida no intervalo de análise τ , é obtida através do *NHPP*, definindo o número e os respectivos tempos das chegadas. Para cada elemento da série (T_{cheg_k}), são definidos aleatoriamente: um modelo de baterias BAT_k e o seu respectivo estado de carga inicial, SOC_i .

iii. Estágio 3

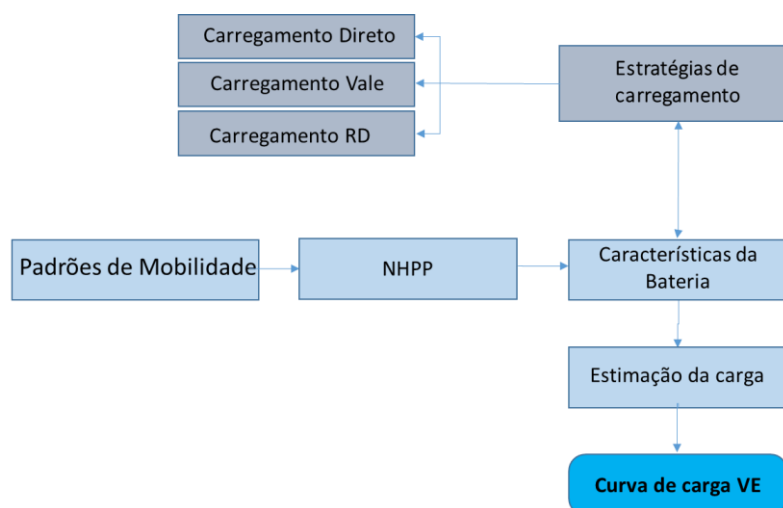
No estágio 3 são definidos os tempos de partidas T_{part_k} , ou seja, o tempo que representa o fim do carregamento do VE. Essa definição depende da estratégia de carregamento.

iv. Estágio 4

A curva de cada VE é calculada a partir dos tempos de chegada e partida. A integração de todas as curvas dos VE no intervalo de análise τ caracterizam um cenário de carregamento de VEs, levando em consideração a estratégia de carregamento.

A Figura 5.1 ilustra essa sequência.

Figura 5.1 – Sequência de estudos para modelagem da carga dos VEs.



Fonte: Adaptado de (BREMERMANN, 2014).

A seguir cada estratégia proposta é detalhada.

5.4.1 Carregamento Direto

O carregamento direto corresponde ao modelo mais simples. Para essa caracterização, assume-se que cada usuário conectará seu VE para carregar as baterias assim que finalizar a primeira viagem, ou seja, na primeira chegada. Essa estratégia de carregamento não apresenta controle e se configura de forma mais genérica. Pode caracterizar qualquer espaço da rede.

Assim, partindo-se da série temporal $T_{cheg}(t)$, o tempo de partida para cada elemento da série é definido por

$$T_{part_k} = T_{cheg_k} + (SOC_{f_k} - SOC_{i_k}) \cdot \frac{C_{BAT_k}}{TC_{BAT_k}}. \quad (5.1)$$

em que SOC_{i_k} é o estado inicial de carga da bateria, definido aleatoriamente por uma distribuição uniforme $U(0,1)$, SOC_{f_k} é o estado de carga da bateria ao final do carregamento, nesse caso 1, C_{BAT_k} é a capacidade de armazenamento da bateria BAT_k , em kWh e TC_{BAT_k} a taxa de carregamento da bateria BAT_k . Caso o modelo de bateria apresente mais de uma taxa de carregamento, é realizada uma escolha aleatória entre os valores médios estabelecidos pelo fabricante.

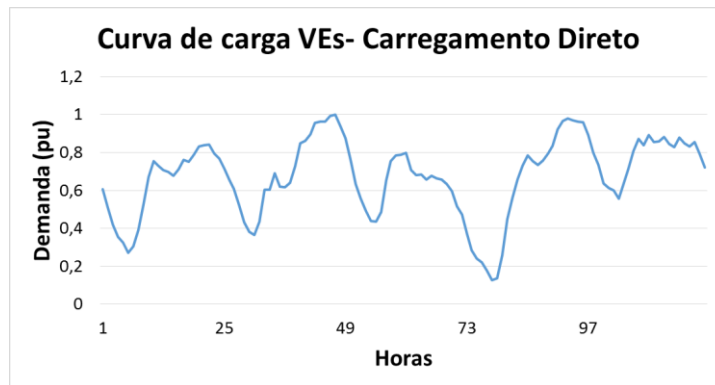
Dados os tempos de partida, a obtenção da curva de carga considerando a estratégia de carregamento direto é dada por

$$L_{VE_{dir}}(t) = \frac{\sum_{k=1}^n \int_{T_{part_k}}^{T_{cheg_k}} L_{VE_k}(t) dt}{L_{VE_{dir_{max}}}} \quad (5.2)$$

em que L_{VE_k} é a demanda do veículo k , associada a sua taxa de TC_{BAT_k} , e $L_{VE_{dir_{max}}}$ é a demanda máxima obtida para a estratégia Carregamento Direto.

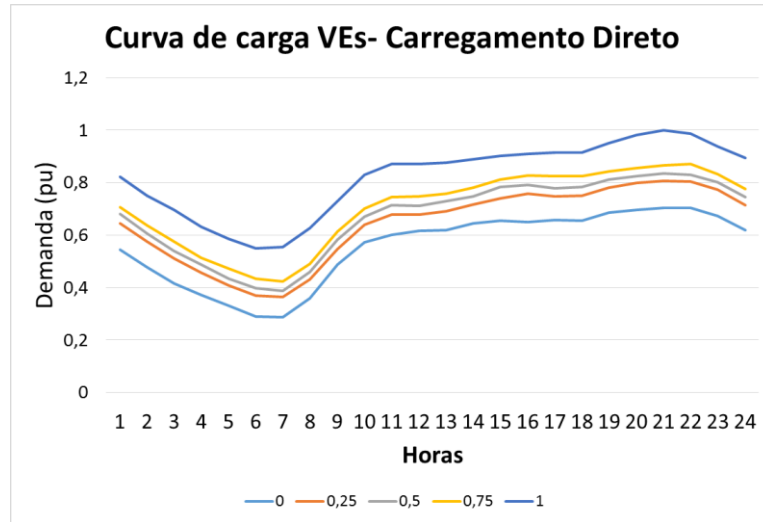
A Figura 5.2 exemplifica o provável comportamento da curva de carga considerando a estratégia de carregamento direto e a Figura 5.3 apresenta a representação das CTs para VEs através de quantis.

Figura 5.2 – Exemplo de curva de carga considerando a estratégia de carregamento direto.



Fonte: Do autor.

Figura 5.3 – Representação da CT para VEs considerando a estratégia de carregamento direto



Fonte: Do autor.

5.4.2 Carregamento Vale

A estratégia de Carregamento Vale também se caracteriza como uma estratégia não controlada, ou seja, depende das decisões do usuário. Entretanto, ela traz uma limitação ao período de tempo, visando caracterizar aquele usuário que só carregará suas baterias à noite, provavelmente em sua residência ao final de sua última viagem do dia. Com essa característica, cria-se uma possibilidade de introduzir um certo controle, ou seja, a empresa de energia pode definir algum tipo de incentivo fazendo que o usuário carregue suas baterias em algum período desse intervalo, aproveitando o vale na curva de carga do sistema.

Assim, partindo-se da série temporal $T_{cheg}(t)$, cada elemento da série é verificado e modificado seguindo a condição

$$T_{cheg'_k} = \begin{cases} T_{cheg'_k} & \text{se } T_{not_1} \leq T_{cheg_k} \leq T_{not_2} \\ U(T_{not_1}, T_{not_2}), & \text{se } T_{cheg_k} < T_{vale_1} \text{ ou } T_{cheg_k} > T_{vale_2} \end{cases} \quad (5.3)$$

em que T_{vale_1} e T_{vale_2} definem o intervalo de carregamento no vale. Destaca-se que as demais variáveis que acompanham a série não são alteradas (BAT_k e SOC_{i_k}).

$$T_{part'_k} = T_{cheg'_k} + (SOC_{f_k} - SOC_{i_k}) \cdot \frac{C_{BAT_k}}{TC_{BAT_k}} \quad (5.4)$$

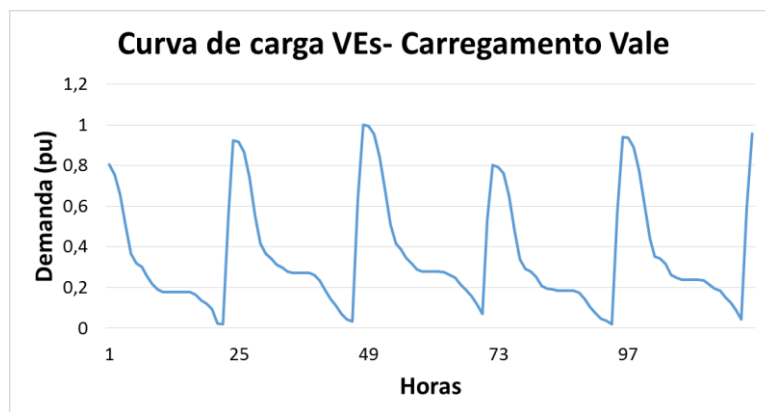
Ajustados os tempos de chegada, a obtenção da curva de carga considerando a estratégia Carregamento Vale é dada por

$$L_{VE\,v\,ale}(t) = \frac{\sum_{k=1}^n \int_{T_{part_k}}^{T_{cheg_k'}} L_{VE_k}(t) dt.}{L_{VE\,v\,ale\,max}} \quad (5.5)$$

em que $L_{VE\,v\,ale\,max}$ é a demanda máxima obtida para a estratégia Carregamento Vale, no período analisado (W).

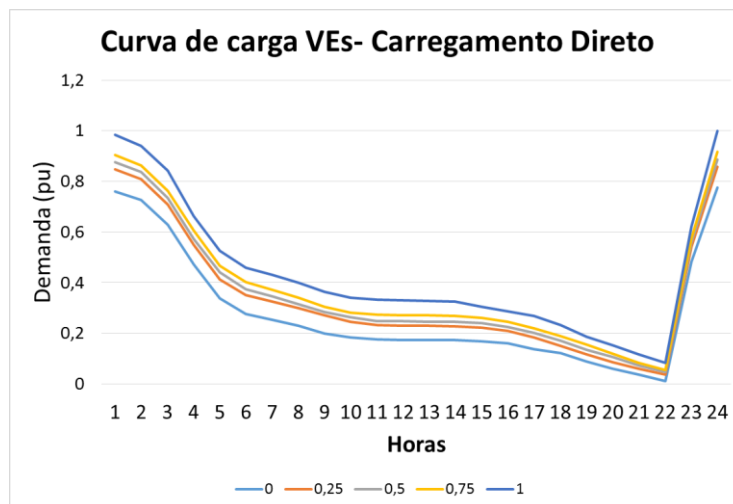
A Figura 5.4 exemplifica o provável comportamento da curva de carga considerando a estratégia de Carregamento Vale, com $T_{v\,ale_1}=22h$ e $T_{v\,ale_2}=24h$ e a Figura 5.5 exemplifica a representação das CTs para VEs através de quantis.

Figura 5.4 – Exemplo de curva de carga considerando a estratégia de Carregamento Vale.



Fonte: Do Autor.

Figura 5.5 – Representação da CT para VEs considerando a estratégia de Carregamento Vale.



Fonte: Do Autor.

5.4.3 Carregamento RD

Diferentemente dos outros dois modelos, a estratégia Carregamento RD se caracteriza pelo controle do carregamento. Assume-se existência de um módulo controlador que possibilite ao usuário responder a um programa de RD visando reduzir seus custos de energia.

Para essa caracterização o usuário define o tempo de próxima viagem T_{prox_k} e o estado de carga final desejado $SOC_{f_min_k}$ antes de conectar o veículo à rede. A série temporal $T_{cheg}(t)$, com seus respectivos valores associados permanece a mesma. A partir dessas informações e modo controlador define a melhor forma de carregar seguindo a função objetivo

$$\min C_{LVE_k}(t) = \sum_{t=T_{cheg_k}}^{T_{prox_k}} TC_{BAT_k}(t) \cdot TOU(t), \quad (5.6)$$

sujeito a:

$$SOC_{f_k} \geq SOC_{f_min_k} \quad (5.7)$$

$$0 \leq TC_{BAT_k} \leq TC_{BAT_k_max} \quad (5.8)$$

em que C_{LVE_k} representa o custo de energia associado ao carregamento, em valor monetário, $TOU(t)$ corresponde à estrutura da tarifa horária considerada no programa RD. TC_{BAT_k} é definida por um conjunto discreto de valores que correspondem às diferentes taxas de carregamento associadas à bateria BAT_k .

A curva de carga para a estratégia de Carregamento RD é dada por

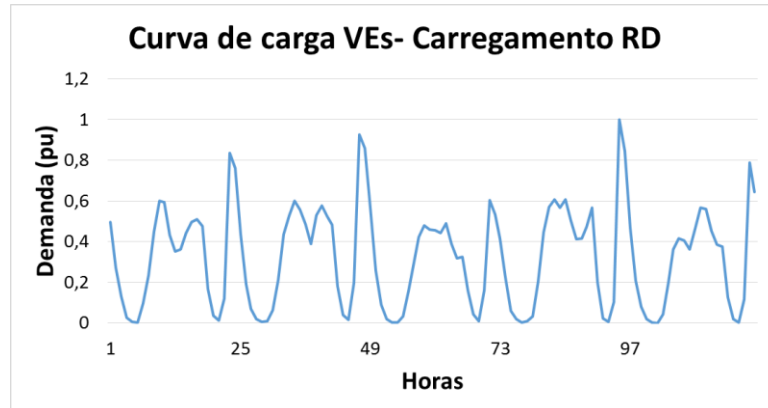
$$L_{VE_{RD}}(t) = \frac{\sum_{k=1}^n \int_{T_{part_k}}^{T_{prox_k}} L_{VE_k}(t) dt}{L_{VE_{RD}máx}} \quad (5.9)$$

em que $L_{VE_{RD}máx}$ é a demanda máxima obtida para a estratégia Carregamento RD, no período analisado (W).

A Figura 5.6 exemplifica o provável comportamento da curva de carga considerando a estratégia de Carregamento RD, considerando uma TOU , cujos

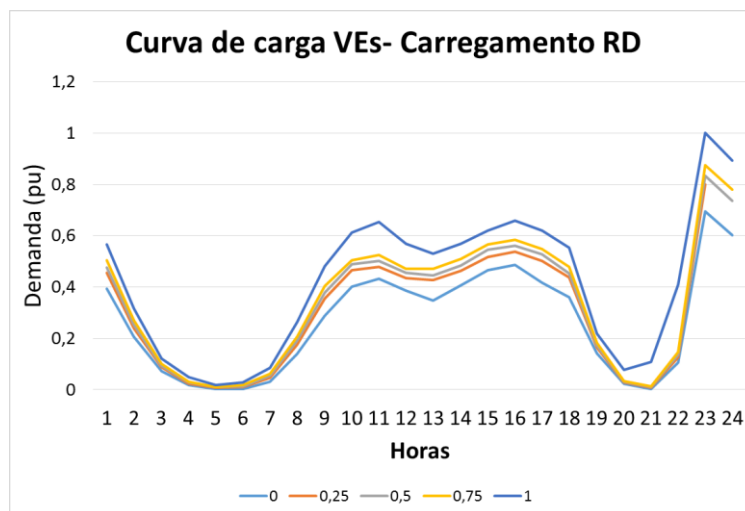
valores mais caros de energia se encontram entre 18h e 22h e a Figura 5.7 exemplifica a representação das CTs para VEs através de quantis.

Figura 5.6 - Exemplo de curva de carga considerando a estratégia de Carregamento RD.



Fonte: Do autor.

Figura 5.7 - Representação da CT para VEs considerando a estratégia de Carregamento RD.



Fonte: Do autor.

5.5 Considerações do Capítulo

Neste capítulo foram discutidos os modelos desenvolvidos para determinação das curvas típicas para VE. Os modelos apresentados são baseados no comportamento do usuário, assumiu-se que esse não se diferencia entre o veículo convencional e elétrico. A partir disso, foram definidas três estratégias de carregamento, visando caracterizar três possíveis comportamentos. A partir das estratégias definidas, as curvas de carga foram compostas através de um modelo *bottom-up*, utilizando dados relacionados à mobilidade urbana e sobre diferentes

modelos de VE, agregados através do método NHPP. O próximo capítulo apresenta uma análise dos modelos desenvolvidos através de diferentes estudos de caso.

6 APLICAÇÃO DOS MODELOS DE DEMANDA ATIVA NOS SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO

6.1 Introdução

Este capítulo apresenta uma análise do impacto da GD e RD nas curvas típicas de consumidores residenciais, rurais, comerciais e industriais de BT, assim como uma análise do comportamento dos modelos de curvas para VE.

Os objetivos dessas análises são:

-Explicar e evidenciar as vantagens de utilização dos modelos propostos tanto para consumidores de BT quanto para os VEs;

-Identificar como os consumidores irão se comportar em programas de RD e integração de GD, analisando os possíveis impactos dos modelos propostos;

- Identificar as vantagens e desvantagens de cada estratégia de carregamento de VE;

- Identificar oportunidades para gerenciamento de demanda a partir das caracterizações de carga propostas.

Os estudos são divididos em: caracterização das curvas típicas de consumidores de BT e caracterização das curvas típicas de VE.

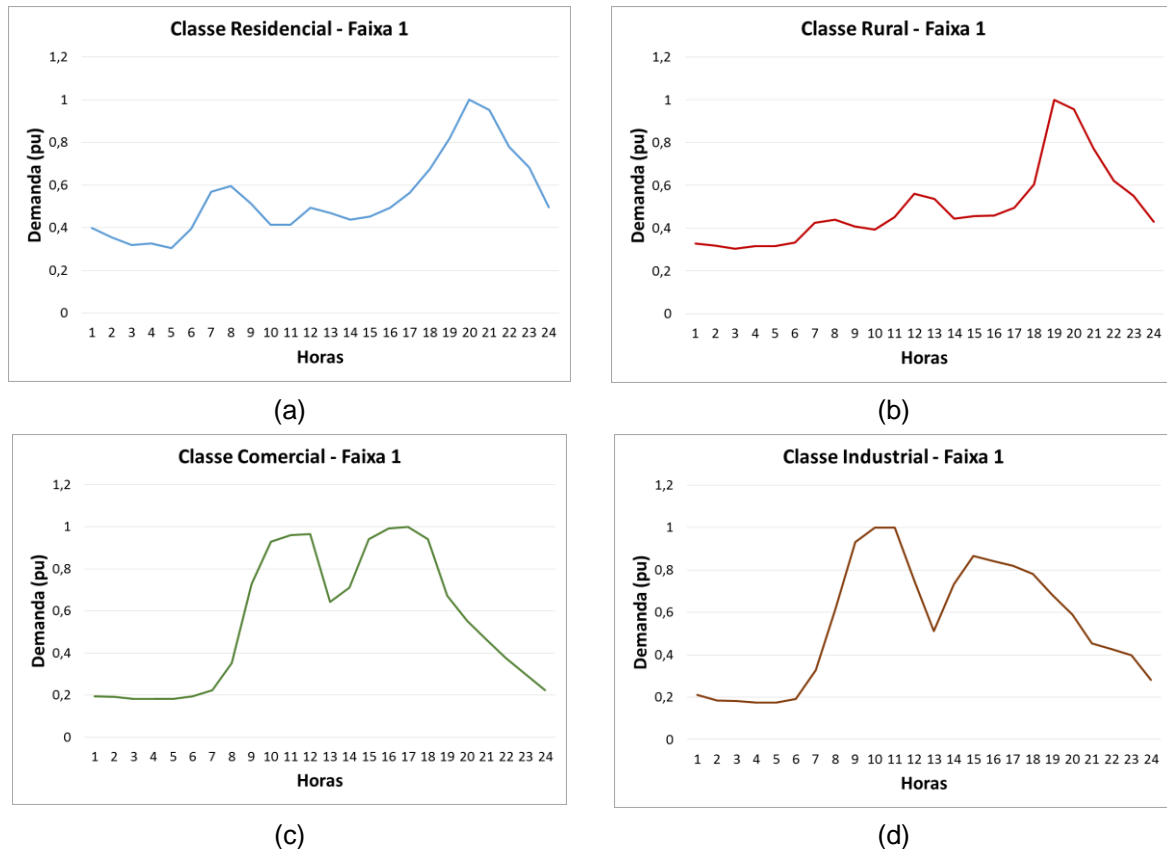
6.2 Caracterização do Estudo – Consumidores de BT

6.2.1 Base de Dados de Consumo

Para caracterização do consumo dos diferentes grupos consumidores, foram considerados dados de uma distribuidora de energia do Rio Grande do Sul, visando obter curvas mais realistas. As bases disponibilizadas apresentam a caracterização dos diferentes classes e faixas de consumidores, conforme apresentado na Tabela 4.1.

A Figura 6.1 exemplifica os modelos de curva típica para cada classe de consumidores considerada, os quais foram obtidos da base de dados utilizada.

Figura 6.1 – Curvas Típicas para consumidores de BT: (a) Classe Residencial – Faixa 1; (b) Classe Rural – Faixa 1; (c) Classe Comercial – Faixa 1; (d) Classe Industrial – Faixa 1



Fonte: Do Autor.

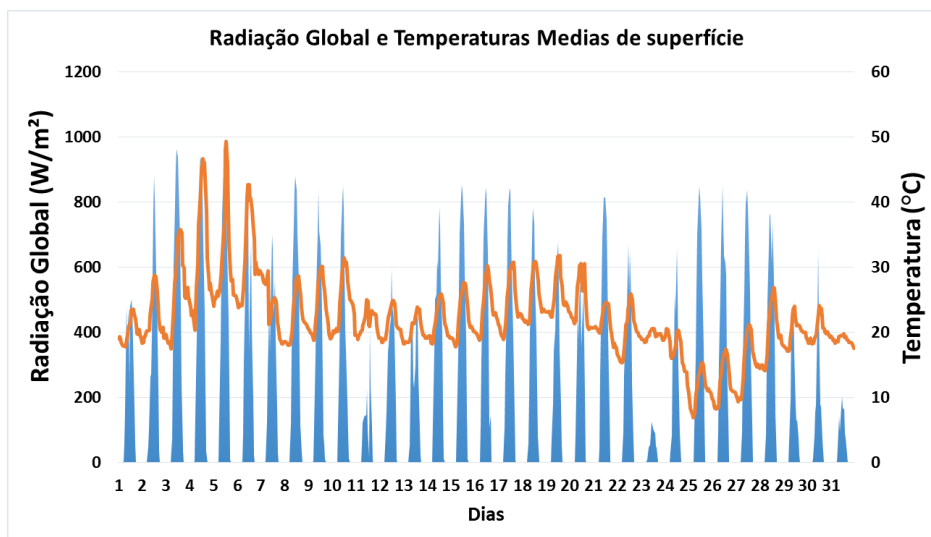
Em função da indisponibilidade dos dados que geram as curvas típicas, as curvas de carga que representam a demanda ao longo do tempo foram obtidas inserindo uma incerteza de 5% sobre os valores apresentados nas curvas típicas, gerando uma curva representativa de um ano. Essa incerteza é representada por uma Distribuição de Bernoulli.

6.2.2 Base de Dados para Fontes Primárias

Para a base de dados de fontes primárias foram considerados os históricos de radiação e temperatura dos anos de 2014 e de velocidade dos ventos do ano de 2010, coletados a partir da estação de medição de São Martinho da Serra (INPE, 2016). A Figura 6.2 exemplifica variação da radiação e temperatura para o mês de dezembro

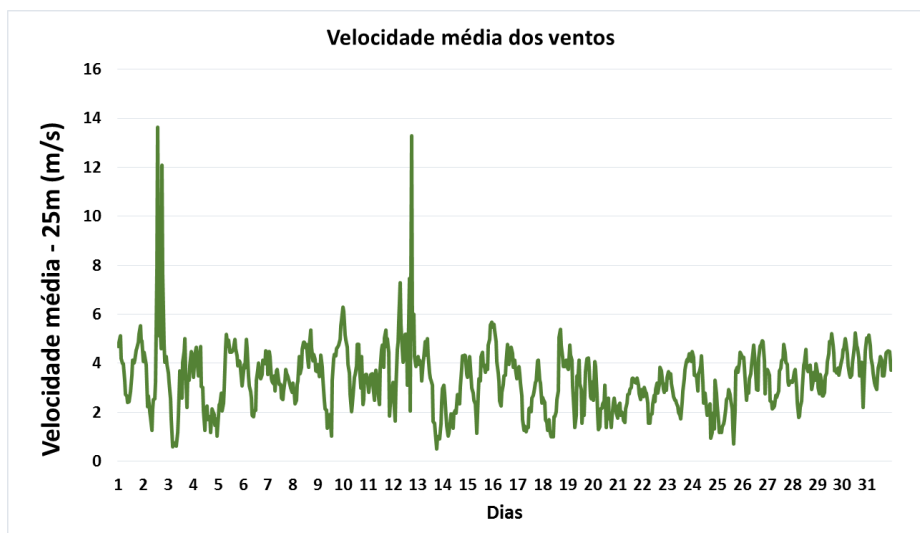
de 2014 e a Figura 6.3 exemplifica a variação das velocidades dos ventos para o mês de dezembro de 2010.

Figura 6.2 – Radiação Global e Temperaturas Médias de superfície – Estação São Martinho da Serra – Dez. 2014



Fonte: Adaptado de (INPE, 2016)

Figura 6.3 – Velocidade média dos ventos à 25m – Estação São Martinho da Serra – Dez. 2010



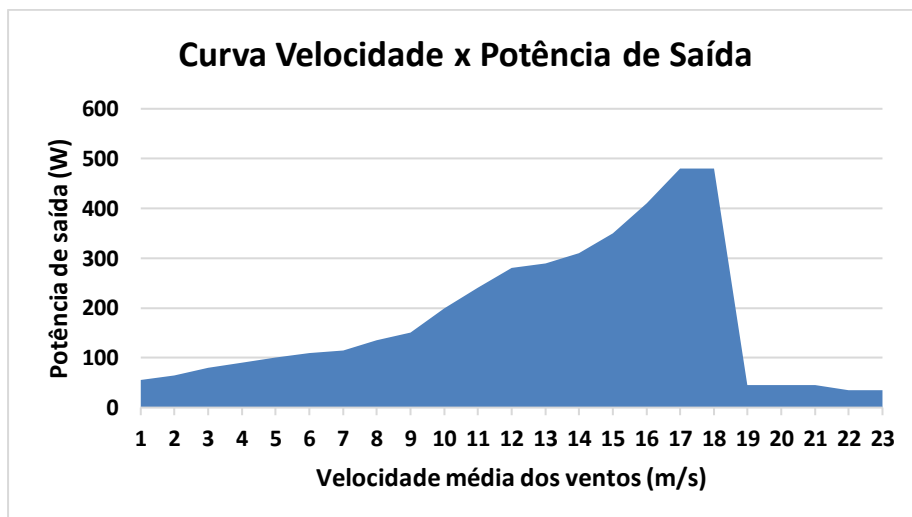
Fonte: Adaptado de (INPE, 2016)

Em relação ao dimensionamento da GD para consumidores de BT, assumiu-se de que cada consumidor instalaria apenas a capacidade de geração suficiente para o seu consumo. Além disso, foi considerado o sistema de compensação de energia elétrica “*Net Metering*”, cuja regulamentação é estabelecida através da Resolução

Normativa nº 687/2015 da ANEEL (Agência Nacional de Energia Elétrica) (ANEEL, 2015), onde são estabelecidos os limites máximos para micro e minigeração, assim como a tarifa mínima para disponibilidade do sistema para consumidores de BT. Essa tarifa é equivalente ao consumo mensal de 30kWh, para conexões monofásicas, 50kWh para conexões bifásicas e 100kWh para conexões trifásicas. Além disso, a resolução estabelece os prazos para utilização dos saldos de geração (até 60 meses). Logo, para dimensionar os sistemas dos consumidores com GD considerou-se o consumo médio mensal, descontando a tarifa de disponibilidade, e as médias anuais dos recursos primários (temperatura e radiação solar para geração fotovoltaica e velocidade dos ventos para geração eólica).

Para geração fotovoltaica, foi considerado o modelo de módulo fotovoltaico *Canadian Solar* de 265 W (SOLAR, 2016), cujos dados técnicos são apresentados na Tabela 4.2 e para a geração eólica, foi considerado o aerogerador Eólico *Ista breeze i-500* (500W) (ISTABREZE, 2017). Na Figura 6.4 é mostrada a curva de potência de acordo com a velocidade média dos ventos.

Figura 6.4 – Curva de velocidade - potência para o aerogerador *Ista Breeze* 500 W .

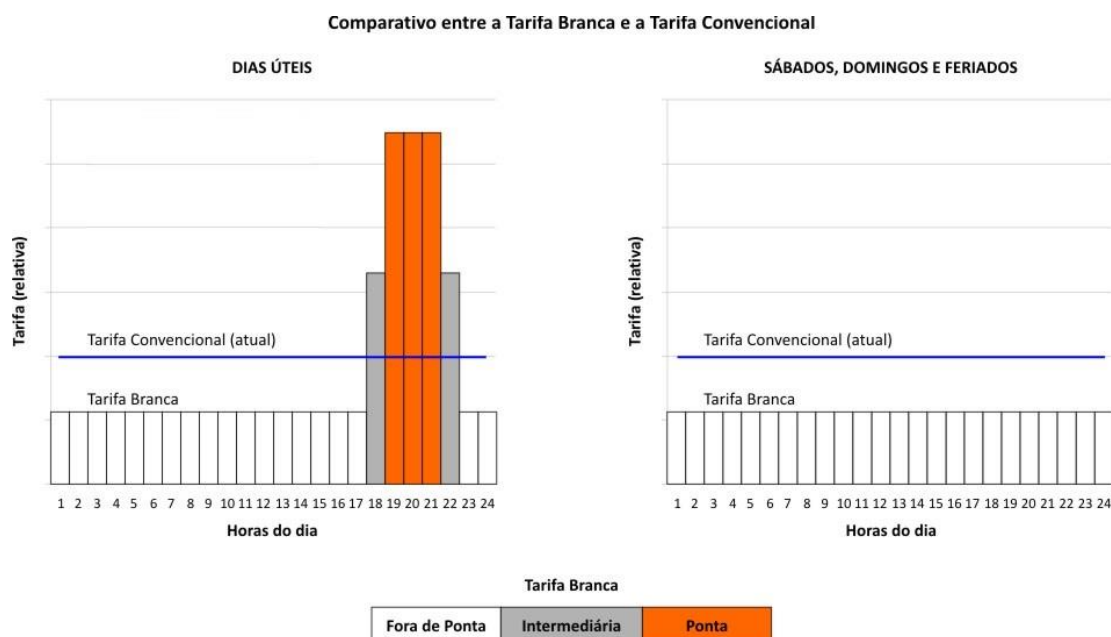


Fonte: (ISTABREZE, 2017).

6.2.3 Base de Dados de Posses e Hábitos de Consumo

Para a caracterização da resposta à RD foi considerada a estrutura de tarifa horária TOU proposta pela ANEEL, também conhecida como tarifa branca. A estrutura da tarifa é demonstrada pela Figura 6.5.

Figura 6.5 - Estruturas da Tarifa Branca e da Tarifa Convencional.



Fonte: (ANEEL, 2017)

Conforme observado na Figura 6.5, a Tarifa Branca é dividida em três postos tarifários: Ponta, Intermediário e Fora de Ponta. O período de Ponta corresponde a 3 horas consecutivas diárias (colunas de cor laranja). O período Intermediário é formado pela hora imediatamente anterior e pela hora imediatamente posterior ao período de Ponta (colunas de cor cinza). Já o período Fora de Ponta corresponde as horas complementares aos períodos de Ponta e Intermediário (colunas de cor branca). Esses postos são válidos para todos os dias úteis do ano. Para feriados e finais de semana são considerados período Fora de Ponta durante todas as horas do dia (ANEEL, 2010).

Para caracterização da carga dos consumidores foram considerados os dados do Sistema de Informações de Posses e Hábitos de Uso de Aparelhos Elétricos (SINPHA), que é um sistema desenvolvido pela Eletrobrás juntamente com o Programa Brasileiro de Conservação de Energia Elétrica (PROCEL). O SINPHA é uma ferramenta que apresenta indicadores dos hábitos de consumo e utilização de equipamentos oriundos de pesquisas realizadas pela Eletrobrás no ano de 2005 (PROCEL, 2016). Esta pesquisa abrange vários mercados, como o residencial, comercial e industrial (média tensão) e poderes públicos (média tensão). É possível coletar dados de hábitos de utilização de vários equipamentos, como aparelhos de

TV, ar condicionado, chuveiros elétricos, refrigeradores e freezers, assim como uma estimativa total de equipamentos para cada faixa de consumo. Conforme apresentado por (FIGUEIRO, 2013), entre os equipamentos analisados no SINPHA, o chuveiro elétrico apresenta a maior contribuição para a formação da ponta do sistema, representando 43% da demanda nesse horário, conforme indica Tabela 6.1.

Tabela 6.1 - Características de utilização de equipamentos no setor residencial Brasileiro.

Equipamentos	Percentual de participação no consumo final	Percentual de composição na ponta
<i>Chuveiro</i>	24%	43%
<i>Iluminação</i>	14%	17%
<i>Geladeira/Freezer</i>	27%	14%
<i>Televisor</i>	9%	13%
<i>Ar condicionado</i>	20%	7%
<i>Som</i>	3%	2%
<i>Ferro</i>	3%	2%

Fonte:(ANEEL, 2010)

Portanto, o chuveiro elétrico torna-se referência para esse estudo para o impacto da RD nas curvas típicas. Como o chuveiro se caracteriza principalmente para uso residencial, os dados considerados levam em conta apenas esse grupo de consumidores. Assim, foram coletados do SINPHA os dados referentes às variáveis: TRD , DMU , NUD e P_e e $\lambda(t)$, referentes ao uso do chuveiro elétrico para o grupo de consumidores residenciais, distribuídos conforme as faixas da Tabela 4.1. A Tabela 6.2, a Tabela 6.3, a Tabela 6.4, a Tabela 6.5 e a Figura 6.6 apresentam esses dados, que correspondem à Região Sul do Brasil.

Tabela 6.2 – Taxa de Resposta da Demanda – Consumidores Residenciais

Faixa	<i>TRD (%)</i>	
	Sim	Não
1	73,5	26,5
2	57,8	42,2
3	67,7	32,3
4	44,4	55,6
5	53,8	46,9

Fonte: Adaptado de (PROCEL, 2016)

Tabela 6.3 – Duração Média do Uso – Consumidores Residenciais

Faixa	DMU (%)		
	$t \leq 10 \text{ min}$	$10 < t \leq 20 \text{ min}$	$t \geq 20 \text{ min}$
1	71,7	23,4	4,9
2	54,3	26,6	19,1
3	52,5	24,7	22,8
4	48,7	33,3	18
5	33,9	34	32,1

Fonte: Adaptado de (PROCEL, 2016)

Tabela 6.4 – Potência do Equipamento – Consumidores Residenciais

Faixa	P_e (%)		
	$2,5 \leq P_e \leq 4,2 \text{ kW}$	$4,4 \leq P_e \leq 5,4 \text{ kW}$	$6,4 \leq P_e \leq 8,8 \text{ kW}$
1	39,3	60,5	0,2
2	34,9	64,3	0,8
3	29,1	69	1,9
4	34,2	65,9	0
5	13,3	83,8	2,9

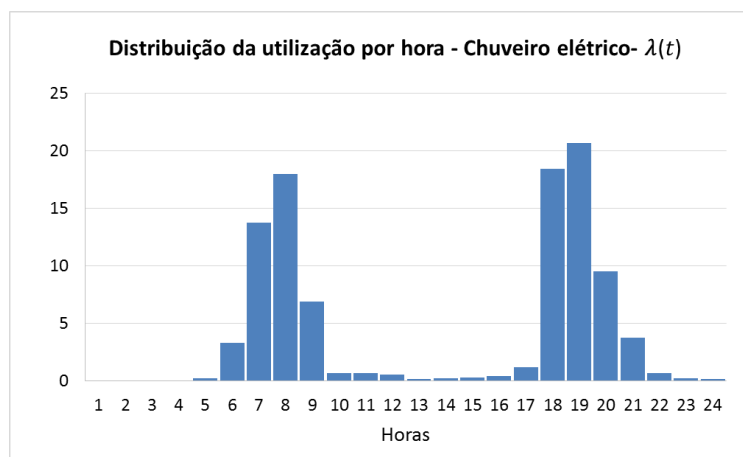
Fonte: Adaptado de (PROCEL, 2016)

Tabela 6.5 – Número de Usos Diários – Consumidores Residenciais

Faixa	NUD (%)		
	$n \leq 3$	$4 \leq n \leq 6$	$n \geq 7$
1	94,4	5,4	0,2
2	86,7	13	0,3
3	73,4	25,2	1
4	55	44,3	0,7
5	33,7	65,4	0,9

Fonte: Adaptado de (PROCEL, 2016)

Figura 6.6 – Distribuição da utilização por hora – Chuveiro Elétrico



Fonte: Adaptado de (PROCEL, 2016)

Ao analisar a distribuição do uso do chuveiro elétrico, verifica-se que as maiores concentrações de utilização ocorrem nos períodos da manhã, entre 6h e 9h, e no período da noite, entre 18h e 21h, que corresponde ao horário de ponta (e sinal tarifário). Assim, se o consumidor optar pelo deslocamento do consumo, esse provavelmente ocorrerá para os períodos logo antes e logo após o período de ponta e também no intervalo da manhã onde já há uma concentração de utilizações. Logo, para a variável *PD* se assumiu uma distribuição uniforme definida nos intervalos de 6h à 9h, 17h à 18h 22h e 24h, em função da inexistência dessa informação na base de dados.

6.3 Resultados e Discussões

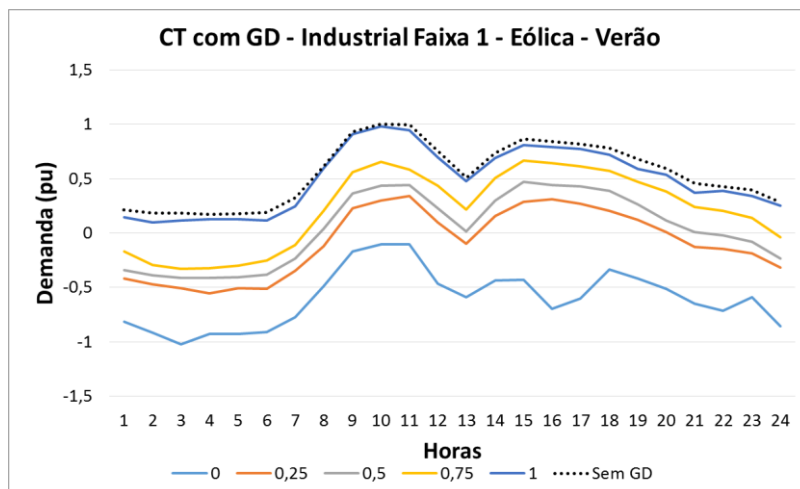
Para compor as novas curvas, foram considerados um total de 300 consumidores para cada faixa de consumo da Tabela 4.1, seguindo as distribuições por estações, em função da GD. Para cada consumidor é atribuído um valor de consumo médio mensal, definido entre os limites das faixas de consumo e a partir dessa informação é determinada a curva de geração. Os quantis 0, 0,25, 0,50, 0,75 e 1, que representam as CTs, são determinados a partir da curva de carga de cada grupo de consumidores, levando em consideração as diferentes estações do ano.

Cada quantil representa a fração de tempo, dentro do período analisado, que a demanda horária ficou igual ou abaixo do valor da curva. Por exemplo, a leitura que se faz do quantil 0 é que a demanda horária será menor ou igual ao valor da respectiva curva em 0% do tempo. Essa caracterização introduz a variabilidade da carga e geração ao longo do tempo, sendo as condições extremas de geração e carga representadas pelos quantis 0 e 1, respectivamente.

6.3.1 CTs com GD

Para determinação das curvas com GD seguiu-se a metodologia descrita na seção 4.3. Foram determinados 8 modelos por Faixa de consumo, sendo 2 para cada estação, considerando as duas fontes primárias. A Figura 6.7 apresenta a caracterização de Curva Típica por quantis, considerando um consumidor industrial com GD do tipo eólica para o verão.

Figura 6.7 – CT para consumidor industrial da Faixa 1 – Eólica – Verão – Representação por quantis.

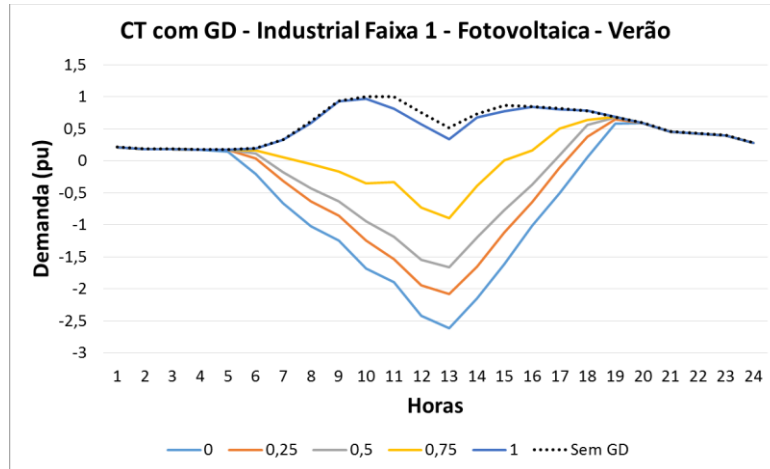


Fonte: Do autor.

A primeira evidência a destacar é variabilidade introduzida pelo modelo de quantis. De modo geral, observa-se na Figura 6.7 que há um grande distanciamento entre os casos extremos, representados pelos quantis 0 e 1. No caso do quantil 0 tem-se a representação de máxima geração e mínima demanda de consumo. Já no caso do quantil 1, ocorre o inverso. Ou seja, a máxima condição de demanda de consumo e a mínima de geração. No caso da geração eólica, observa-se que no quantil 1, a mínima integração da GD não traz significativas mudanças ao comportamento da carga, se comparadas à curva sem GD. Entretanto, no caso do quantil 0, a máxima integração traz significativas mudanças, indicando um valor máximo igual à -1 pu, na hora 3. Esse valor indica que a integração máxima da geração deve atingir o mesmo patamar da demanda máxima anteriormente registrada para esse grupo de consumidores. Além disso, para essa condição o consumidor estaria injetando potência ativa durante as 24 horas do dia.

No caso de GD Fotovoltaica, há uma mudança no perfil de comportamento. A Figura 6.8 apresenta a caracterização da CT para o mesmo grupo de consumidores, considerando a geração fotovoltaica.

Figura 6.8 –CT para consumidor industrial da Faixa 1 – Fotovoltaica – Verão – Representação por quantis.

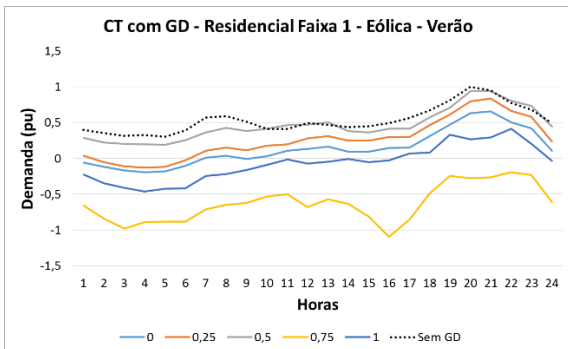


Fonte: Do autor.

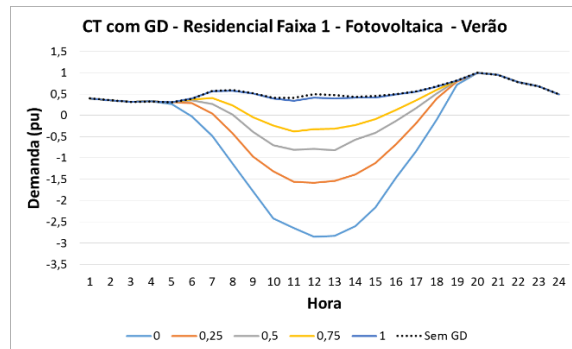
Conforme pode ser verificado, na caracterização do consumidor com GD fotovoltaica, o quantil 0 atinge valores de até -2.5 pu, o que representa uma injeção de potência à rede 2,5 vezes maior que a demanda máxima do consumidor. Essa caracterização é reflexo do esquema de compensação “*Net Metering*”. Como não há sistema de baterias, o consumidor utiliza a rede para “armazenar” seu excedente de energia e em contrapartida utiliza energia da rede nos horários em que não há geração. Apesar de ser uma condição extrema, com probabilidade de ocorrência nula, ela estabelece o limite de impacto causado pelo consumidor à rede.

A mesma diferenciação entre os tipos de GD é evidenciada para os outros grupos consumidores, conforme indica a Figura 6.9.

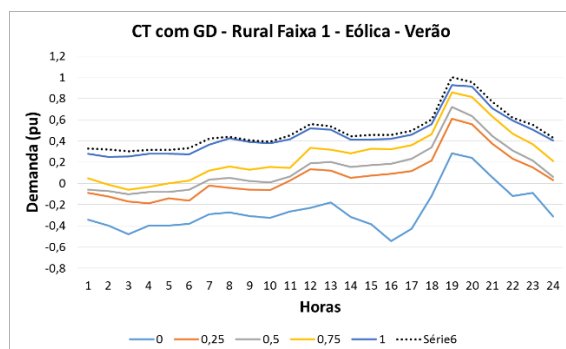
Figura 6.9 - CT para consumidores de BT: (a) Residencial Faixa 1 Eólica; (b) Residencial Faixa 1 Solar; (c) Rural Faixa 1 Eólica; (d) Rural Faixa 1 Solar; (e) Comercial Faixa 1 Eólica; (f) Comercial Faixa 1 Solar.



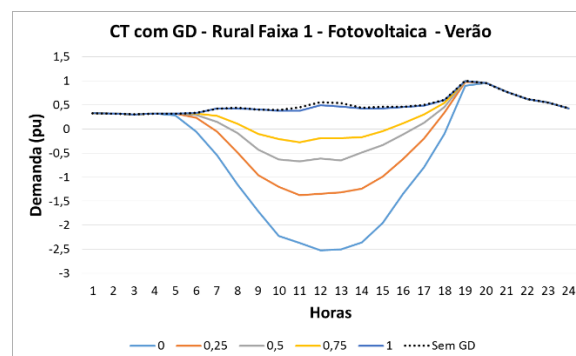
(a)



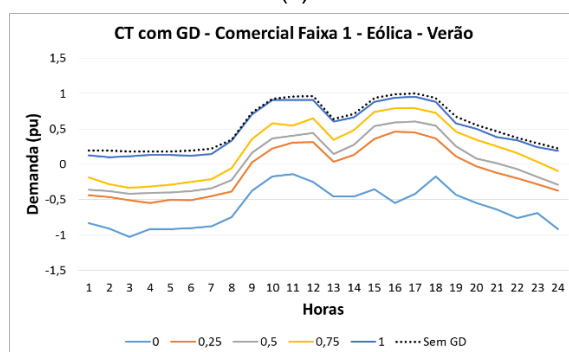
(b)



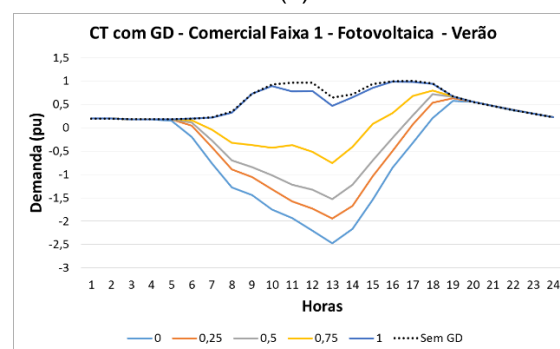
(c)



(d)



(e)



(f)

Fonte: Do autor.

Pode ser observado que, de modo geral a Fotovoltaica traz mais impactos no que diz respeito a condições extremas de carga. Entretanto, deve-se observar que a caracterização dos quantis varia conforme a mudança das curvas de carga para cada grupo de consumidores. As CTs para as demais faixas de consumo de todos os grupos de consumidores são apresentadas no APÊNDICE A.

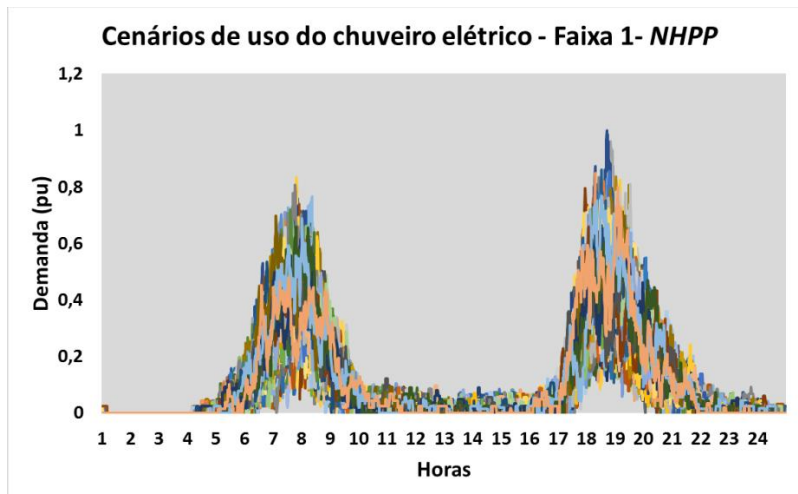
6.3.2 CTs com RD

No caso da caracterização da Resposta da Demanda para o chuveiro elétrico, foram considerados apenas os consumidores residenciais. Procedeu-se da mesma forma: foram considerados 300 consumidores para cada faixa de consumo e estruturadas curvas de carga da utilização do chuveiro para 100 dias. Para as simulações foram considerados os dados das Tabela 4.1, Tabela 6.2, Tabela 6.3, Tabela 6.4 e da Tabela 6.5 além da Figura 6.6.

Antes de apresentar as CTs com RD é demonstrada a eficácia do método NHPP em compor a curva de carga a partir dos dados fornecidos. A amostragem considerou uma precisão de tempo de 100 pontos por hora, ou seja, há uma

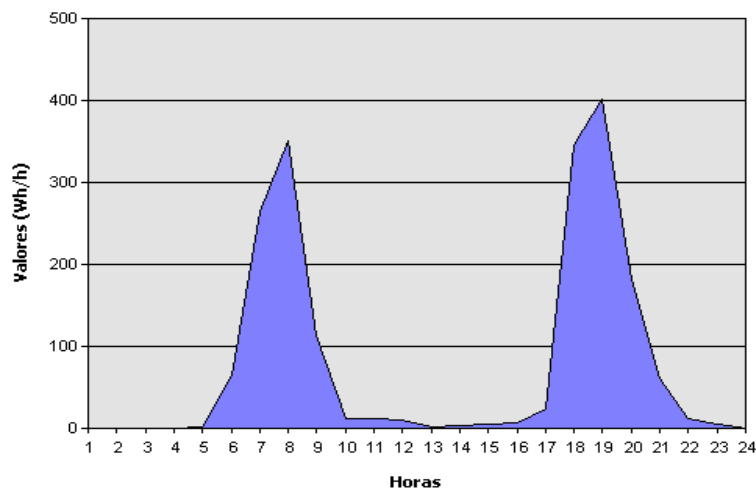
amostragem a cada 36 segundos. A Figura 6.10 apresenta os cenários de utilização do chuveiro para uma das faixas de consumo do grupo residencial obtidos através do método *NHPP* e a Figura 6.11 apresenta a curva de carga média para utilização do chuveiro elétrico na região sul do Brasil, obtida do SINPHA (PROCEL, 2016).

Figura 6.10 – Composição da curva de carga para usos diários do chuveiro elétrico através do *NHPP*.



Fonte: Do autor.

Figura 6.11 - Curva de carga média para chuveiro elétrico na Região Sul do Brasil - SINPHA.



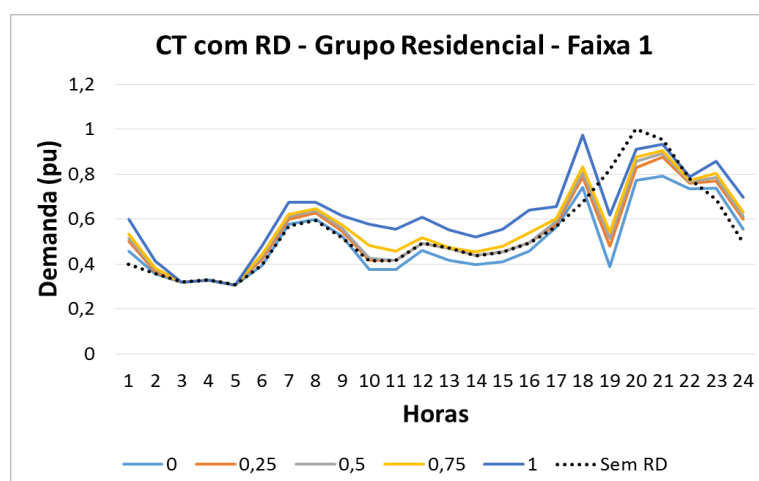
Fonte:(PROCEL, 2016)

Conforme observado, o método introduz a variabilidade nos cenários diários, entretanto segue a tendência de comportamento descrita na base de dados.

Para a obtenção da curva com RD, seguiu-se a metodologia descrita na seção 4.3. A variável *TRD* é representada por uma Distribuição de Bernoulli, tendo como

limites a taxa de variação de 10% em relação aos limites estabelecidos na Tabela 6.2. Essa variação tem como objetivo introduzir maior robustez ao modelo, assumindo que o a resposta do consumidor não seja igual em todos os dias. Com isso, espera-se caracterizar de forma mais realista o comportamento do consumidor, que é não linear ao longo do tempo. A Figura 6.12 apresenta a CT com RD para os consumidores da Faixa 1.

Figura 6.12 – CT com RD – Grupo Residencial Faixa 1

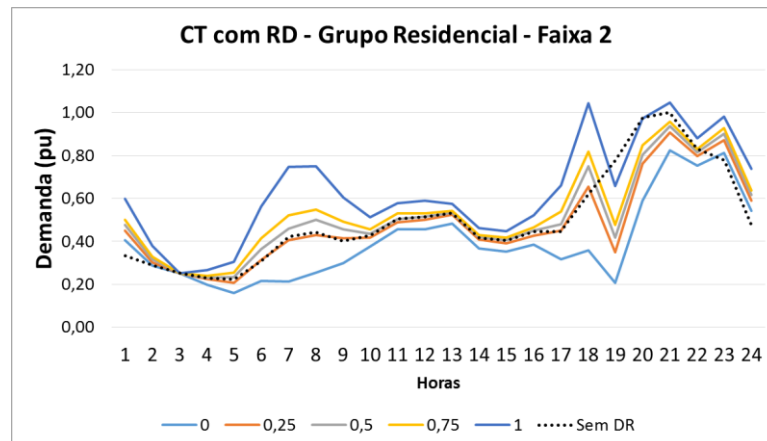


Fonte: Do autor.

É possível perceber que a RD impacta de forma significativa na curva de carga dos consumidores da Faixa 1. Isso ocorre, pois essa faixa apresenta a maior taxa *TRD*. Conforme indica a Tabela 6.2, aproximadamente 75% dos consumidores estão dispostos a deslocarem a utilização do chuveiro elétrico em caso de sinal tarifário. Na melhor condição de resposta, representada pelo quantil 0, um consumidor da Faixa 1 reduziria sua demanda de 0,8 pu (sem RD) para 0,4 pu, no horário das 19h. Entretanto, há a formação de um novo pico às 17h, indicando na pior condição de carga, um aumento de 0,7 pu (sem RD) para aproximadamente 1 pu.

Para os consumidores da Faixa 2, também há a formação de novo pico de consumo, conforme indica a Figura 6.13.

Figura 6.13 - CT com RD – Grupo Residencial Faixa 2

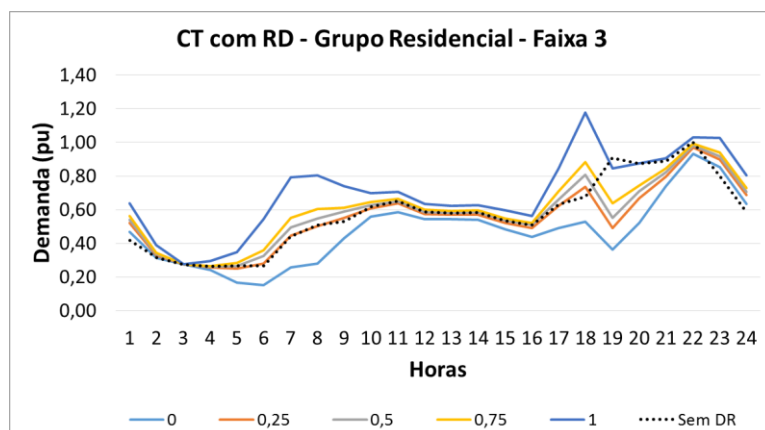


Fonte: Do autor.

Observa-se nesse caso, que apesar de haver uma significativa redução no horário das 19h há a possibilidade de formação de um novo pico tanto às 17h quanto entre 21h e 22h, todos com valores próximos a 1 pu. Esses fatos podem ser justificados pelas variáveis *TRD* (Tabela 6.2), *DMU* (Tabela 6.3), P_e (Tabela 6.4) e *NUD* (Tabela 6.5). Em comparação à Faixa 1, a resposta ao sinal tarifário *TRD* diminuiu. Isso significa que menos consumidores estão dispostos a deslocar seus consumos. Apesar disso, tanto a potência dos equipamentos P_e , o número de utilizações diárias (*NUD*) e a Duração Média das Utilizações (*DMU*) aumentam. Isso significa que a representatividade do equipamento na curva de carga tende a aumentar, sendo ficando mais evidentes os deslocamentos. A visualização dessas mudanças só é possível através da caracterização das CTs por faixas de consumo, tornando o modelo mais versátil através da caracterização dos interesses individuais dos consumidores.

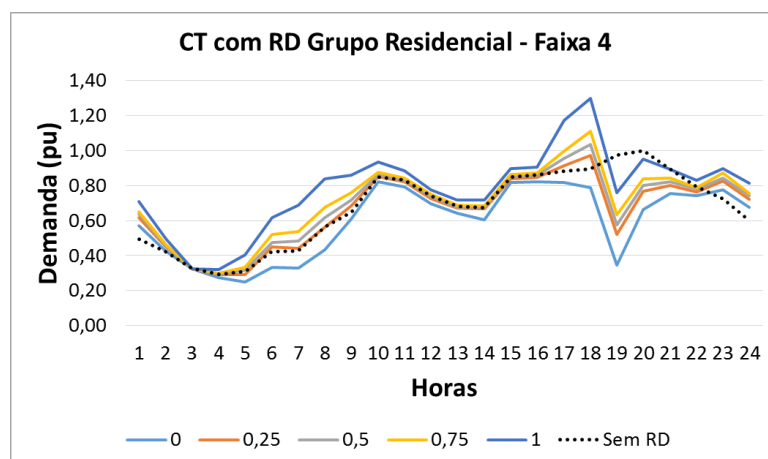
Observa-se nas Figura 6.14, Figura 6.15 e Figura 6.16 que apesar de ocorrerem os deslocamentos para todas as outras classes há formação de novos picos de demanda fora dos períodos de sinal tarifário.

Figura 6.14 – CT com RD – Grupo Residencial Faixa 3.



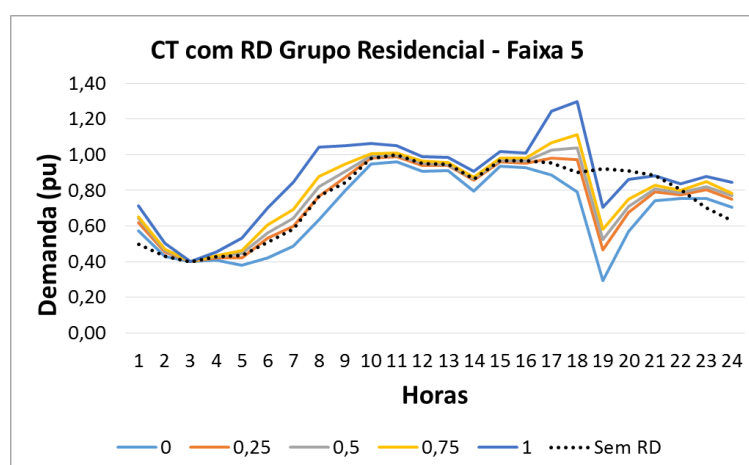
Fonte: Do autor.

Figura 6.15 – CT com RD – Grupo Residencial Faixa 4.



Fonte: Do autor.

Figura 6.16 – CT com RD – Grupo Residencial Faixa 5.



Fonte: Do autor.

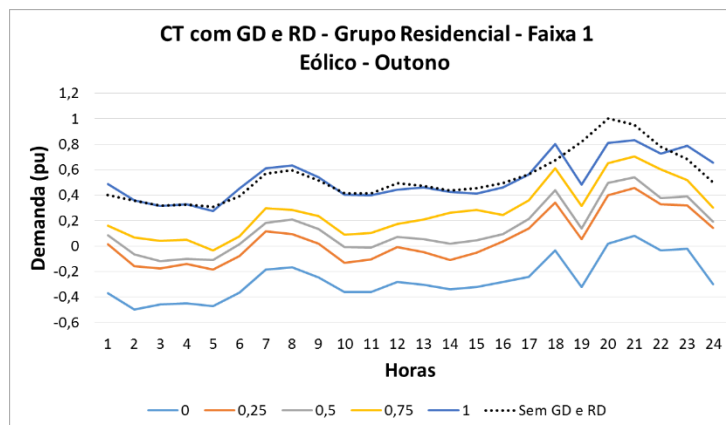
Os valores associados às CTs são apresentados no APÊNDICE B.

6.3.3 CT com GD e RD

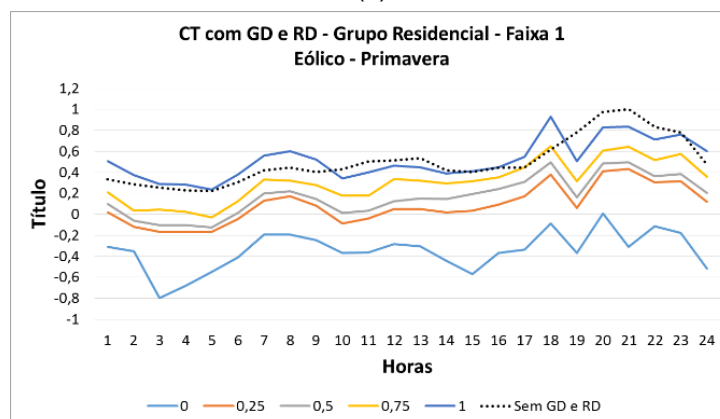
A caracterização das CTs com GD e RD só acontece para a classe residencial e segue a metodologia descrita na seção 4.5. Foram determinados 8 modelos de CTs, sendo dois por estação, um para cada fonte. No caso da RD, foram utilizadas as mesmas curvas para as quatro estações já que não se considerou a variação de potência demandada pelo equipamento por estações do ano.

A Figura 6.17 apresenta CTs integrando GD e RD para os consumidores da Faixa 1 do Grupo Residencial para o outono e a primavera, considerando a fonte eólica.

Figura 6.17 – CT com GD e RD: Grupo Residencial Faixa 1 – Eólico - (a) Outono e (b) Primavera



(a)



(b)

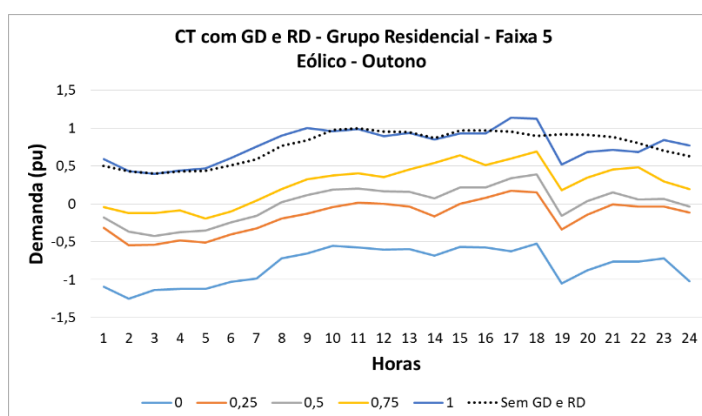
Fonte: Do autor.

O que se evidencia nesses modelos são as diferenças entre as estações. As estações outono e primavera se configuram como as com menor e maior velocidades de ventos, respectivamente. Conseqüentemente, essa variação reflete na curva de

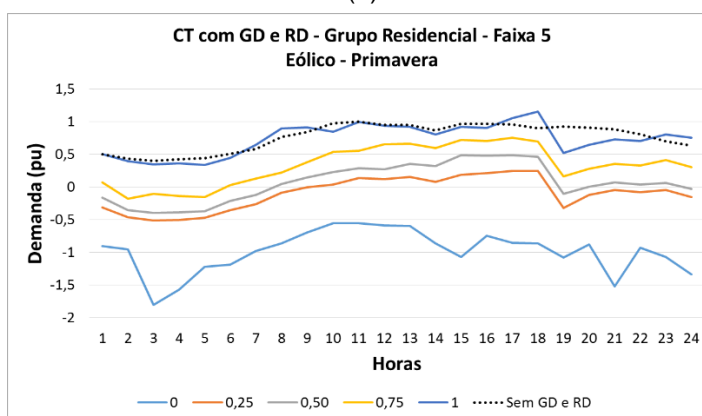
carga do consumidor. Ao comparar os quantis 0 das Figura 6.17(a) e Figura 6.17(b), percebe-se a diferença. Enquanto no outono, a combinação de menor demanda e maior geração atingem aproximadamente $-0,5$ pu, na primavera essa condição pode chegar a $-0,8$ pu.

Na condição de mínima geração e máxima demanda, representada pelos quantis 1, ocorre o efeito oposto. No outono (Figura 6.17(a)) a condição de geração mínima é mais eficiente em reduzir os picos de demanda se comparada à da primavera (Figura 6.17(b)). Enquanto no outono, o pico de demanda formado pela RD (entre 17h e 18h) é de aproximadamente $0,8$ pu, na primavera esse valor se aproxima de 1 pu. Essas características também são observadas para as outras faixas de consumo, entretanto com intensidades diferentes. Isso ocorre em função da caracterização da demanda de cada faixa de consumidores. Conforme pode ser visto na Figura 6.18, as condições de máxima geração e mínima demanda levam à valores próximos de $-1,2$ pu no outono e $-1,7$ pu na primavera.

Figura 6.18 – CT com GD e RD: Grupo Residencial Faixa 5 – Eólico - (c) Outono e (d) Primavera;



(a)

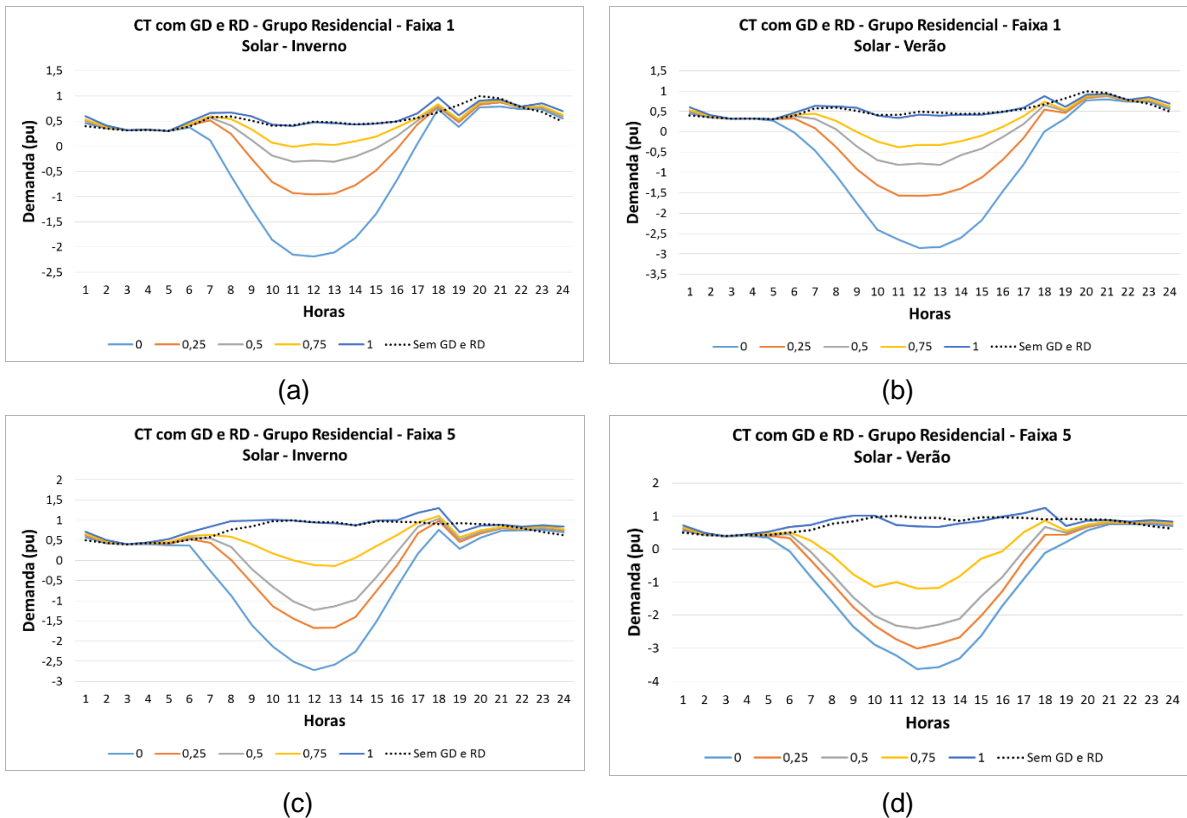


(b)

Fonte: Do autor.

Para o caso da geração fotovoltaica, as estações com menores e maiores índices de radiação são o inverno e verão, respectivamente. Logo, essa variação também é evidenciada nos modelos de CTs com GD considerando a geração fotovoltaica, conforme demonstra a Figura 6.19.

Figura 6.19 - CT com GD e RD: Grupo Residencial Faixa 1 – Solar - (a) Inverno e (b) Verão; Grupo Residencial Faixa 5 – Solar - (c) Inverno e (d) Verão



Fonte: Do autor.

As curvas para as demais faixas são apresentadas no APÊNDICE C.

6.4 Caracterização do Estudo – Veículos Elétricos

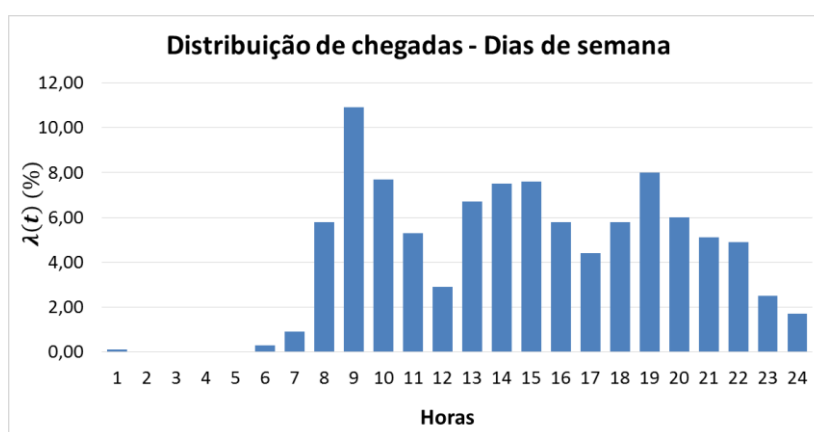
6.4.1 Dados sobre Mobilidade Urbana

Foi realizada extensa pesquisa nos dados disponíveis do último censo do IBGE (IBGE, 2017) e não foram localizados dados tabulados referentes a mobilidade urbana no Brasil. Então, para caracterização das curvas de carga dos veículos elétricos foram considerados dados de um estudo de mobilidade realizado em Portugal no Ano de 2000, os quais estão disponíveis em (INE, 2000).

Esse estudo abrange toda a região norte de Portugal, num total de 33 cidades, possibilitando que fossem caracterizados os movimentos de curta duração da população residente para cidades médias² (BREMERMANN, 2014).

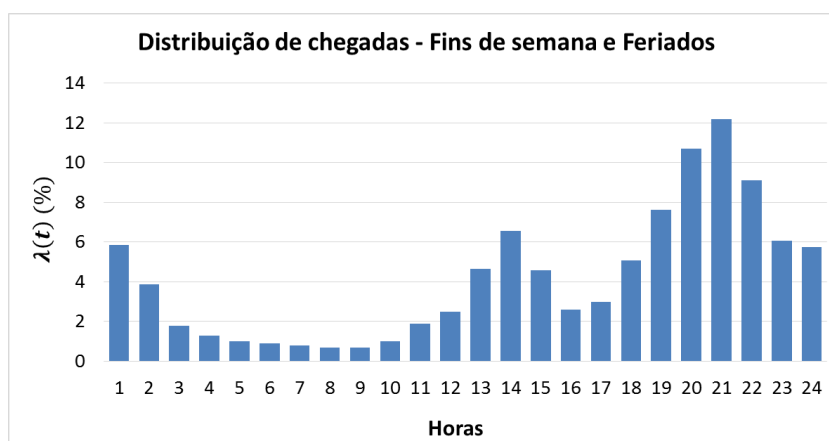
O estudo apresenta as seguintes variáveis: Número de viagens realizadas, tempos de partida e chegada dessas viagens e a duração dessas viagens, todas segmentadas conforme o tipo de transporte utilizado. Foram selecionadas para esse estudo as variáveis: tempo de chegada e número de viagens realizadas por dia utilizando automóvel. As Figuras 6.20 e 6.21 apresentam a distribuição de chegadas a um determinado ponto de carregamento.

Figura 6.20 – Distribuição de chegadas a qualquer local – Dias de Semana.



Fonte: Adaptado de (INE, 2000).

Figura 6.21 – Distribuição de chegadas a qualquer local – Dias de Semana.



Fonte: Adaptado de (INE, 2000).

² Cidade média é um termo comumente utilizado em urbanismo para designar cidades que abriguem de 100 mil a 300 mil habitantes (IPEA, 2011)

Conforme pode-se observar na Figura 6.20 as distribuições caracterizam uma rotina de movimentação urbana média, na qual os picos de chegadas ocorrem no início da manhã, início da tarde e início da noite, o que caracteriza respectivamente às chegadas ao local de trabalho/escola e à chega na residência, respectivamente. Já nos fins de semana as movimentações geralmente caracterizam o deslocamento para outras atividades características de fins de semana. Assim, é possível assumir esse comportamento como representativo para uma cidade urbana genérica.

A outra variável de interesse desse estudo é o número de viagens diárias. Segundo o estudo, em média, a população avaliada realiza 2,5 viagens diárias. No modelo proposto essa variável é representada por uma Distribuição de Bernoulli, aplicando-se uma variação de 10% nessa taxa, que é utilizada para a determinação do tempo da próxima viagem.

6.4.2 Dados Baterias de VE

Foram considerados os 4 modelos de baterias mais usuais no mercado norte-americano de VEs (TAVAKOLI BINA; AHMADI, 2015). As características necessárias para a modelagem da carga são apresentadas na Tabela 6.6.

Tabela 6.6 – Modelos de baterias considerados para modelagem das curvas de carga de VEs.

Modelo	Capacidade (kWh)	Taxa de carregamento (kWh/h)		
		1	2	3
GM-Volt	16	1,9	3,3	-
Nissan	24	1,8	3,3	4,9
Volvo	24	3,6	-	-
Tesla	53	1,8	9,6	16,8

Fonte: (TAVAKOLI BINA; AHMADI, 2015).

6.4.3 Cenários

Como não há histórico de consumo, foram simulados um total de 5000 cenários com incrementos unitários para definição das CTs. Para cada um desses cenários, utilizou-se o NHPP para distribuir as chegadas aos pontos de carregamento ao longo do dia, considerando um período contínuo de 100 dias. A partir da distribuição de chegadas, as CTs foram obtidas para as três estratégias de carregamento definidas.

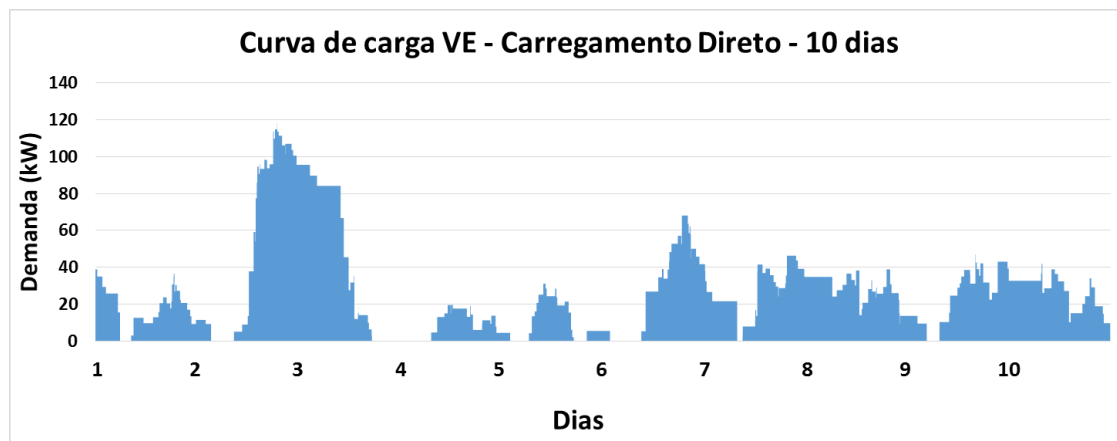
Além de analisar as tendências de comportamento de cada estratégia, foram avaliadas as respectivas contribuições nos períodos de Ponta e Fora Ponta do sistema.

6.5 Resultados e discussões

6.5.1 Carregamento Direto

Para obter a curva de carga considerando a estratégia de carregamento direto, seguiu-se a metodologia descrita na seção 5.4.1. Resumidamente, o processo segue os estágios de definição do número de veículos e das respectivas chegadas (início de carregamento) através do *NHPP*. Em seguida, são definidos para cada chegada: os modelos de baterias, estado de carga e taxa de carregamento utilizada. A partir dessas informações é realizada a integração da curva de carga. A Figura 6.22 apresenta uma representação da curva de carregamento direto num cenário de 10 veículos e um período de 10 dias.

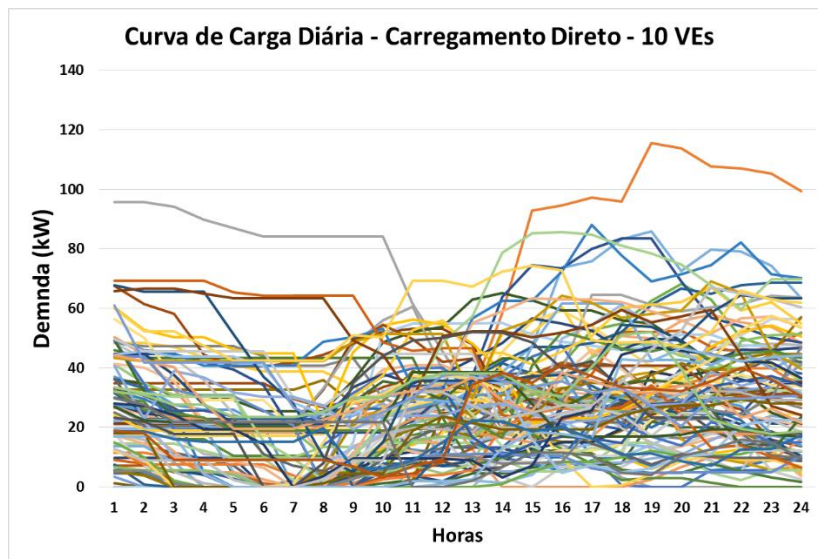
Figura 6.22 – Curva de carga VE Carregamento Direto – 10 VEs.



Fonte: Do autor.

Conforme descrito na metodologia, são atribuídas demandas instantâneas, em um intervalo mínimo de 36 segundos. Após esse processo, as curvas são agregadas a partir das médias horárias, para as 24 do dia, conforme demonstra a Figura 6.23.

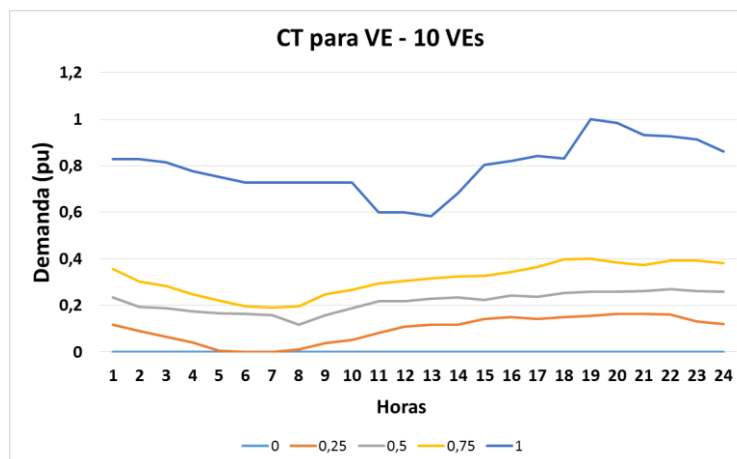
Figura 6.23 – Demandas horárias para Carregamento Direto – 10 VEs.



Fonte: Do autor.

Por fim, são determinados os quantis para o cenário com 10 veículos, conforme demonstra a Figura 6.24, já normalizados em função da demanda máxima.

Figura 6.24 – Quantis para a carga de VE - Carregamento Direto – 10 VEs.



Fonte: Do autor.

Conforme pode-se observar, os quantis extremos se distanciam da mediana. Essa caracterização ocorre em função da pequena quantidade de veículos, fazendo com que todos os picos sejam representativos, assim como os períodos em que nenhum veículo está carregando, representados pelo quantil 0. Esses extremos podem ser observados na curva de carga (Figura 6.22). De modo geral, é possível observar uma tendência de concentrações de carregamento nos períodos de início da

manhã e início da noite. Essas características se originam da distribuição das chegadas, conforme apresentado na Figura 6.20. Essa característica, associada à não existência de controle de no carregamento, pode contribuir para um aumento de consumo no horário de ponta, entre 18h e 22h. Essa tendência é constatada através da verificação dos valores de demandas máximas ($D_{m\acute{a}x}$) e médias (D_{med}), conforme indica a Tabela 6.7.

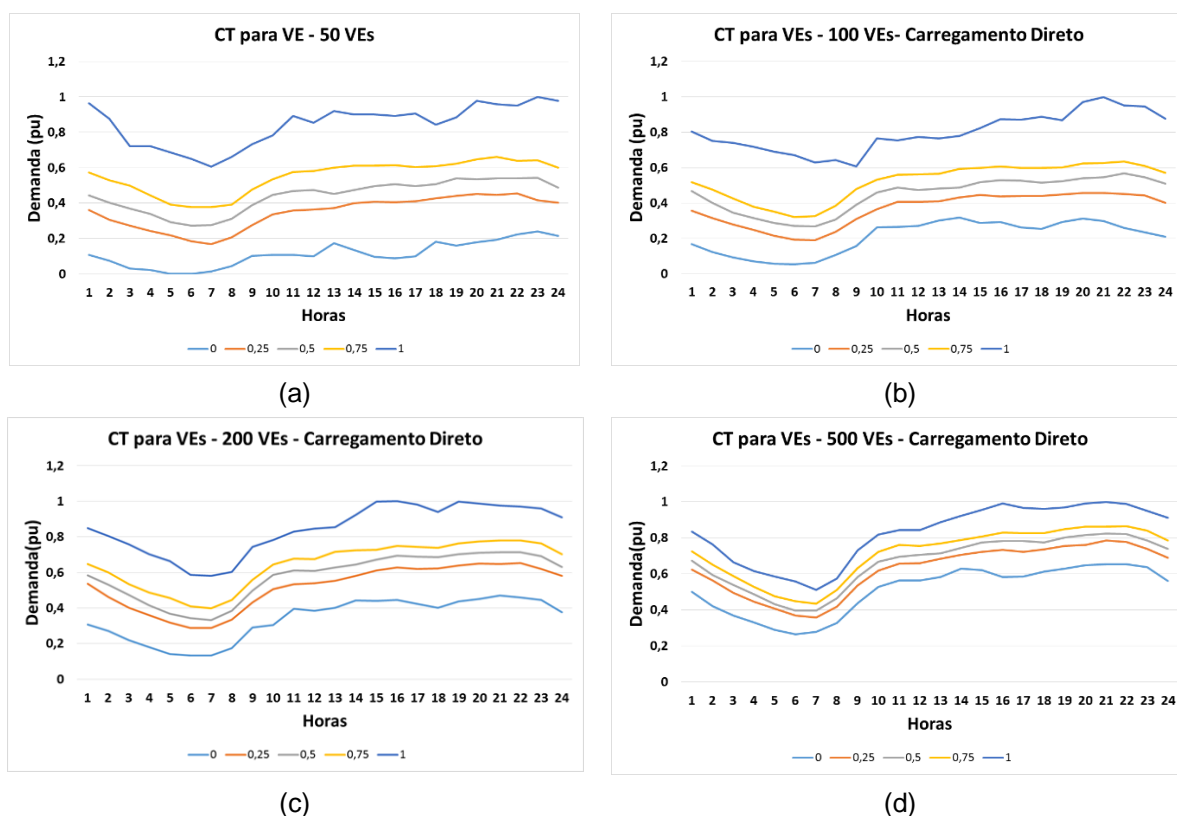
Tabela 6.7 – Demandas médias e máximas para o cenário de 10 VEs – Carregamento Direto.

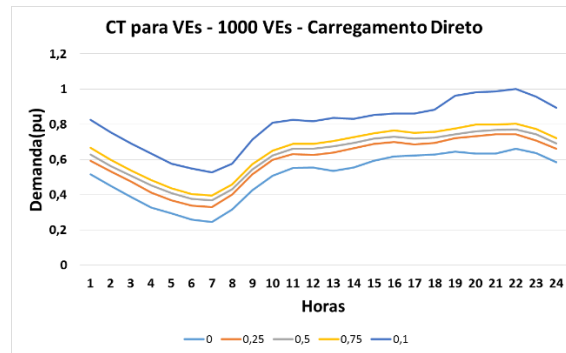
	Total	Ponta	Fora Ponta
D_{med} (kW)	26,00	32,56	24,69
$D_{m\acute{a}x}$ (kW)	115,49	115,49	107,05

Fonte: Do autor.

A medida em que aumentam os números de VEs, a caracterização do perfil de carregamento fica mais evidente. No caso da estratégia de Carregamento Direto, a Demanda aumenta ao longo do dia, apresentando picos entre meio da tarde e à noite (quantil 1), bem como os consumos mínimos no período da madrugada (quantil 0), como pode ser observado na Figura 6.25.

Figura 6.25 – CT para VEs – Carregamento Direto: (a) 50 VEs; (b) 100 VEs; (c) 200 VEs; (d) 500 VEs; (e) 1000 VEs.





(e)

Fonte: Do autor.

Logo, esse tipo de estratégia de carregamento não traria benefícios do ponto de vista de gerenciamento de demanda, podendo contribuir para aumento de consumos no horário de ponta, conforme indicam as Demandas Médias e Máximas no respectivo período (Ponta), na Tabela 6.8.

Tabela 6.8 – Demandas médias e máximas para estratégia Carregamento Direto (P- Ponta e FP- Fora Ponta).

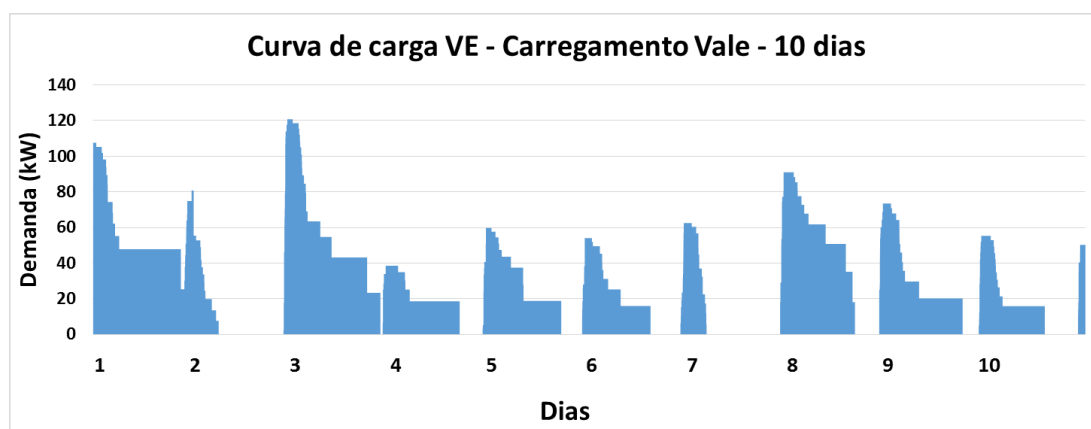
<i>Demanda</i>	<i>Quantidade de Veículos</i>					
	10	50	100	200	500	1000
<i>Média (kW)</i>	26,00	129,97	245,45	484,74	1213,14	2410,20
<i>Máxima (kW)</i>	115,49	290,82	546,77	832,34	1814,46	3852,50
<i>Média FP (kW)</i>	24,69	124,74	235,45	464,77	1163,58	2309,26
<i>Média P (kW)</i>	32,56	156,15	295,47	584,62	1460,93	2914,91
<i>Máxima FP (kW)</i>	107,05	290,82	519,88	832,34	1797,94	3852,50
<i>Máxima P (kW)</i>	115,49	284,15	546,77	829,88	1814,46	3798,51

Fonte: Do autor.

6.5.2 Carregamento Vale

A simulação foi realizada considerando a metodologia descrita na seção 5.4.2 e considerando os dados apresentados na seção 6.4. A avaliação da Estratégia de Carregamento Vale ocorreu da mesma forma como para o Carregamento Direto. A Figura 6.26 apresenta a curva de carga para 10 Dias, considerando 10 VEs na estratégia de Carregamento Vale.

Figura 6.26 – Curva de Carga – Carregamento Vale – 10 VEs.

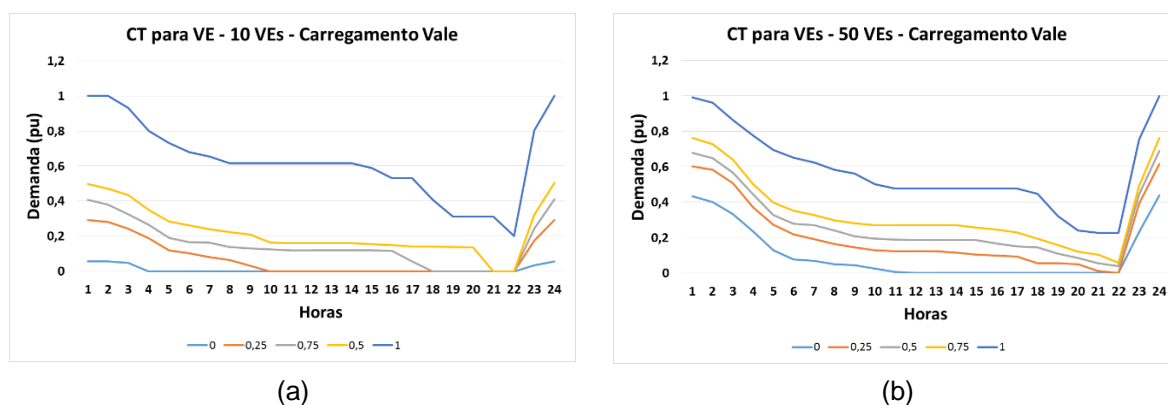


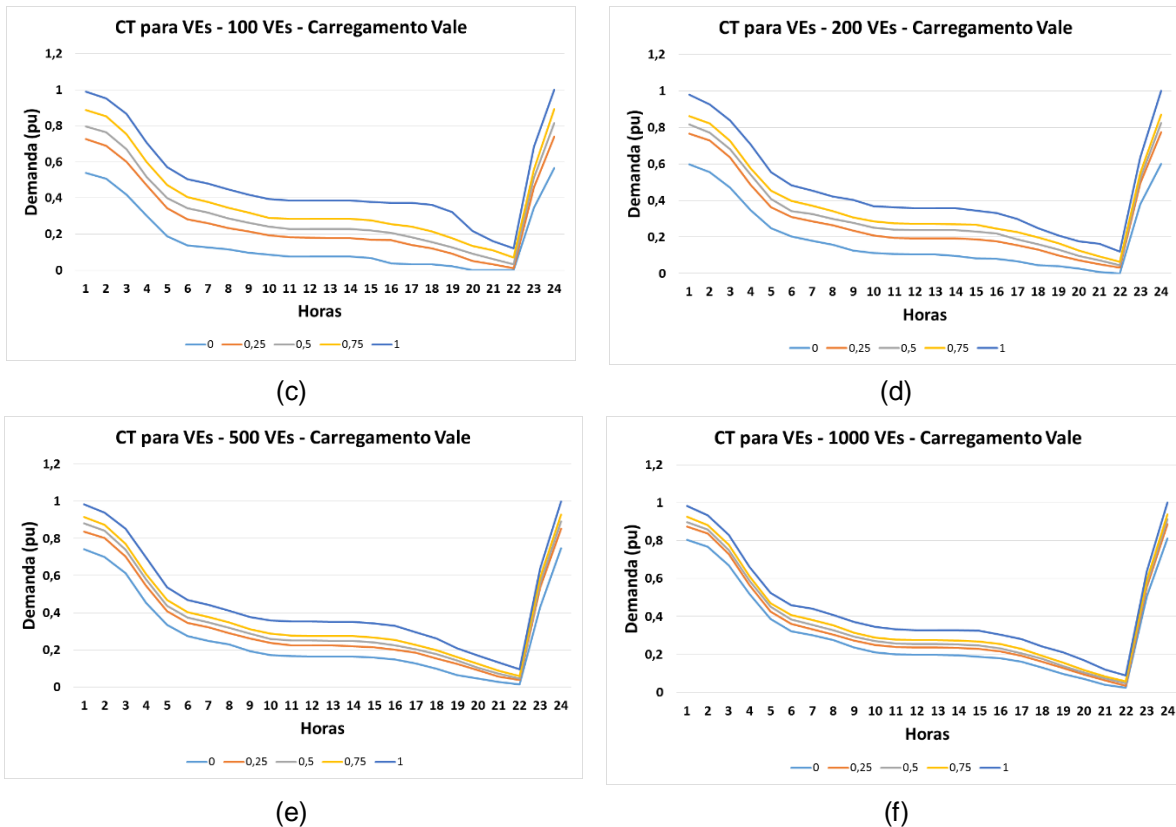
Fonte: Do Autor.

Conforme descrito na metodologia, essa estratégia considera que os carregamentos ocorrerão apenas no período da noite. Assim, foram atribuídos novos tempos de início de carregamento, definidos no intervalo entre 22h e 0h. Essa caracterização pode ser observada na curva de carga da Figura 6.26.

Ao definir os quantis considerando o aumento do número de VEs, observou-se comportamento semelhante ao da estratégia de Carregamento Direto, assumindo uma forma característica e representativa, conforme indica a Figura 6.27.

Figura 6.27 –CT para VEs – Carregamento Vale: (a) 10 VEs; (b) 50 VEs; (c) 100 VEs; (d) 200 VEs; (e) 500 VEs; ; (f) 1000 VEs.





Fonte: Do autor.

É possível verificar, através dos quantis 1 (em todos os casos), que os picos de demanda ocorrem sempre no final da noite, reduzindo drasticamente ao longo do dia. Entretanto, deve-se destacar que as demandas máximas atingidas são maiores do que no Carregamento Direto em função da concentração no período noturno, conforme indica a Tabela 6.9

Tabela 6.9 – Demandas médias e máximas para estratégia Carregamento Vale (P- Ponta e FP- Fora Ponta).

Demanda	Quantidade de Veículos					
	10	50	100	200	500	1000
<i>Média (kW)</i>	26,68	124,04	243,45	495,32	1221,34	2438,84
<i>Máxima (kW)</i>	152,82	434,11	733,85	1463,21	3356,03	6541,59
<i>Média FP (kW)</i>	30,19	140,17	275,20	560,41	1381,87	2762,21
<i>Média P (kW)</i>	9,18	43,38	84,71	169,90	418,72	821,99
<i>Máxima FP (kW)</i>	152,82	434,11	733,85	1463,21	3356,03	6541,59
<i>Máxima P (kW)</i>	62,25	193,63	264,72	363,20	876,21	1590,91

Fonte: Do autor.

Apesar dos picos mais elevados, eles ocorrem em períodos que usualmente são registradas baixas demandas no sistema. Logo, essa estratégia torna-se interessante do ponto de vista do gerenciamento da rede.

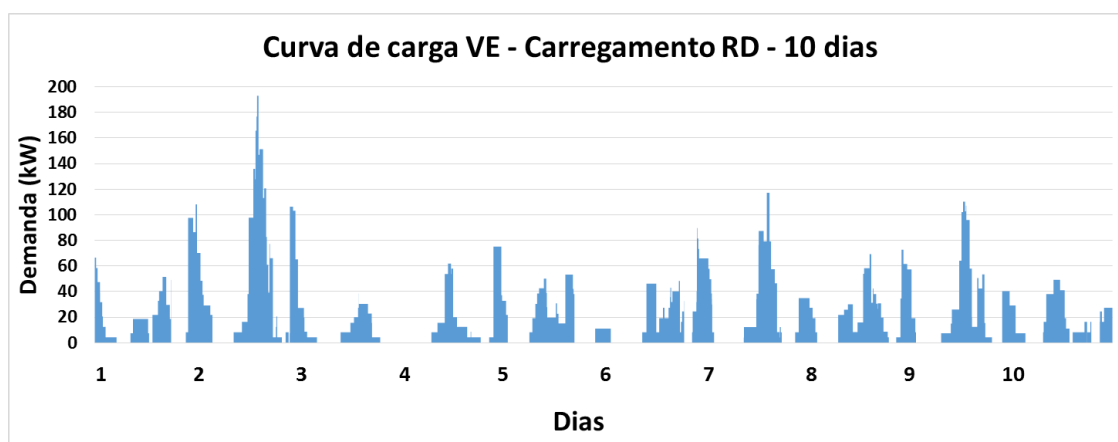
Deve-se ponderar que estratégia é considerada sem controle, ou seja, depende apenas da decisão e comportamento do usuário do veículo. Para se obter algum benefício desse padrão, seria necessário explorar algum tipo de tarifa diferenciada para VEs, de forma que os carregamentos se caracterizem baseados nesse tipo de estratégia

6.5.3 Carregamento RD

A caracterização das CTs para estratégia Carregamento RD seguiu a metodologia descrita na seção 5.4.3. A estrutura de tarifa TOU considerada foi a mesma aplicada aos modelos de CTs para consumidores de BT, apresentada na seção 6.2.3. Foi considerado um estado de carga final mínimo $SOC_{f_min}=70\%$.

A Figura 6.28 apresenta a representação da curva de carga para 10 dias, considerando um cenário de 10 VEs na estratégia Carregamento RD

Figura 6.28 - Curva de carga VE Carregamento RD – 10 VEs.

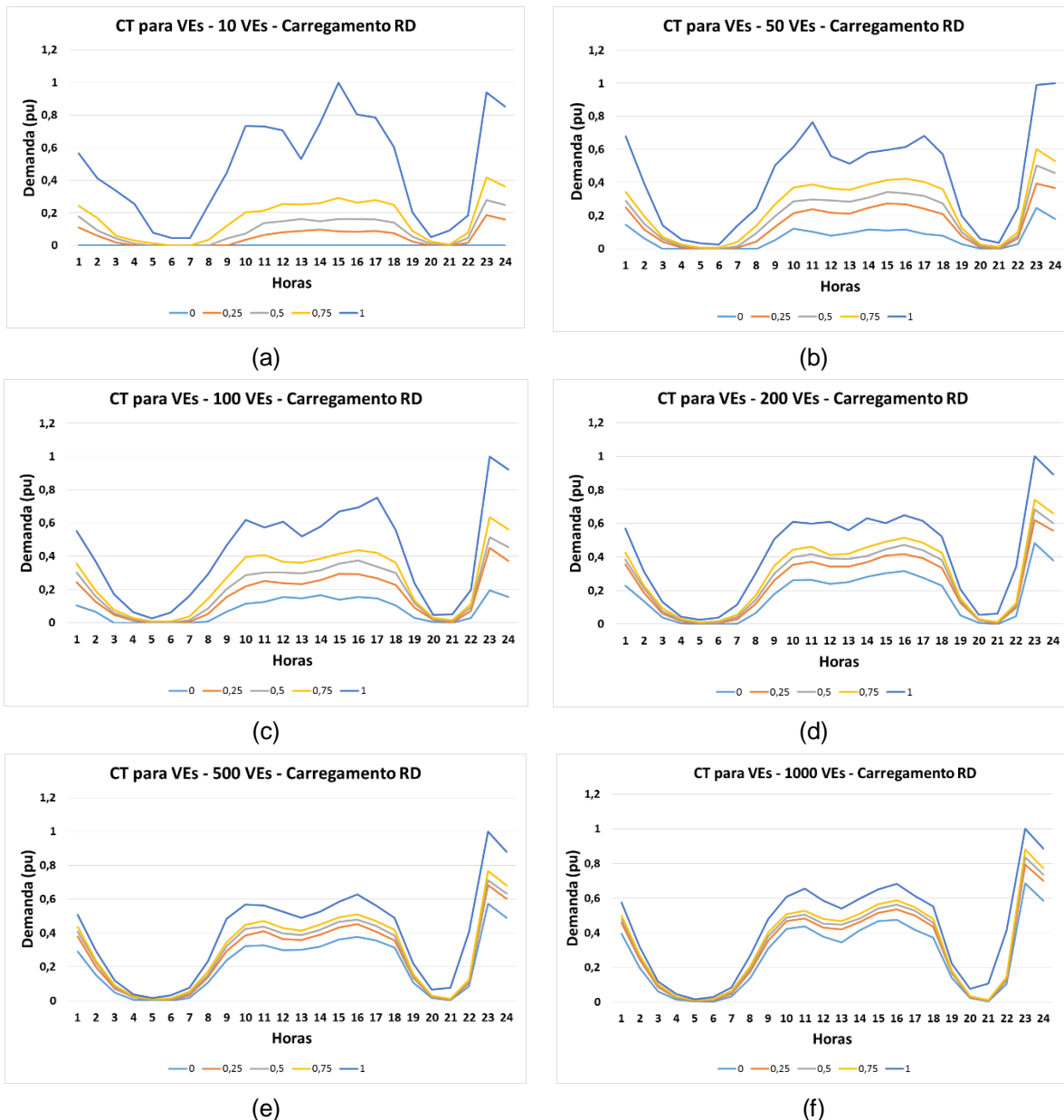


Fontes: Do autor.

Diferentemente das outras duas estratégias, o Carregamento RD tem como característica o controle de carregamento, respondendo a um sinal de um modelo de tarifa TOU. Nesse caso, buscou-se o carregamento com menor custo para o usuário, levando em consideração o tempo disponível para carregar, em função da próxima viagem, e as diferentes taxas de carregamentos das baterias, conforme apresentado na Tabela 6.6. O resultado disso são carregamentos mais rápidos, com picos de demanda instantânea mais elevados, conforme observado na amostra da curva de carga apresentada na Figura 6.28.

Em relação a caracterização das CTs, observou-se a mesma dinâmica que nas outras duas estratégias. A medida em que se aumentou o número de VEs foi possível identificar o perfil de comportamento, conforme demonstra a Figura 6.29.

Figura 6.29 –CT para VEs – Carregamento RD: (a) 10 VEs; (b) 50 VEs; (c) 100 VEs; (d) 200 VEs; (e) 500 VEs; ; (f) 1000 VEs.



Fonte: Do autor.

Observa-se que o comportamento do carregamento se molda ao modelo tarifário, reduzindo drasticamente as demandas máximas durante o período das 18 às 22h. Entretanto, observa-se que ainda há carregamento nesse período. Isso ocorre em função da restrição definida por um estado de carga mínimo para o fim do

carregamento. A Tabela 6.10 apresenta as demandas médias e máximas para a estratégia Carregamento RD.

Tabela 6.10 – Demandas médias e máximas para estratégia Carregamento Vale (P- Ponta e FP- Fora Ponta).

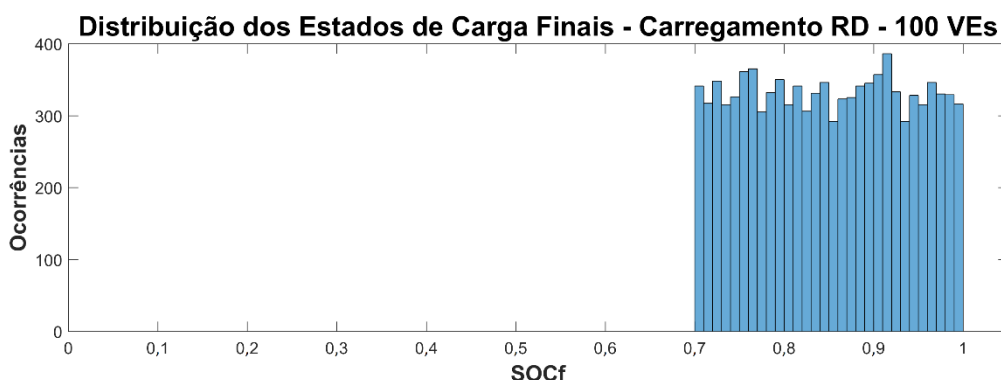
<i>Demanda</i>	<i>Quantidade de Veículos</i>					
	10	50	100	200	500	1000
<i>Média (kW)</i>	21,19	102,45	198,39	399,13	988,18	1967,42
<i>Máxima (kW)</i>	162,80	456,87	734,06	1332,93	3189,14	5441,27
<i>Média FP (kW)</i>	21,09	102,47	198,22	399,69	989,95	1968,64
<i>Média P (kW)</i>	10,46	48,02	94,09	184,76	455,55	918,53
<i>Máxima FP (kW)</i>	162,80	456,87	734,06	1332,93	3189,14	5441,27
<i>Máxima P (kW)</i>	98,04	260,32	454,49	697,27	1558,37	3002,29

Fonte: Do autor

De acordo com os resultados obtidos na simulação, apesar desse modelo indicar demandas mais elevadas em função do carregamento rápido elas ocorrem sempre em períodos fora da ponta.

Deve-se considerar ainda outra questão importante em relação à estratégia Carregamento RD. Como o carregamento é condicionado à próxima viagem, ele nem sempre é finalizado com estado de carga igual a 1, como nas outras duas estratégias. Essa característica é considerada importante, pois ela torna o cenário mais realista. Dessa forma, o carregamento é condicionado em função das necessidades do usuário e não o contrário. O histograma da Figura 6.30 apresenta a distribuição dos estados de cargas finais para o horizonte de 100 dias, considerando a estratégia Carregamento RD para 100 VEs.

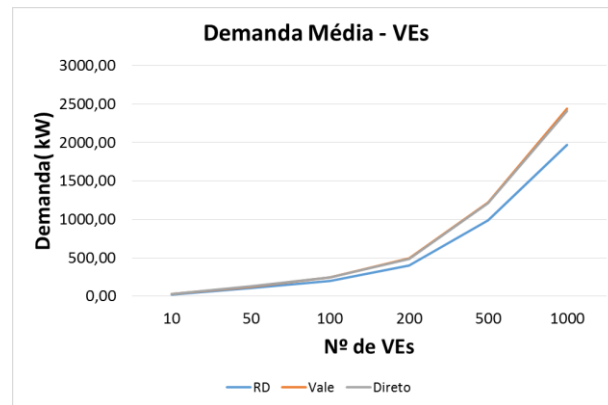
Figura 6.30 – Distribuição dos Estados de Cargas Finais – Carregamento RD- 100 VEs



Fonte: Do autor.

Em função dessa característica, a demanda média para essa estratégia é menor que a das estratégias Carregamento Direto e Carregamento Vale, conforme indicado na Figura 6.31.

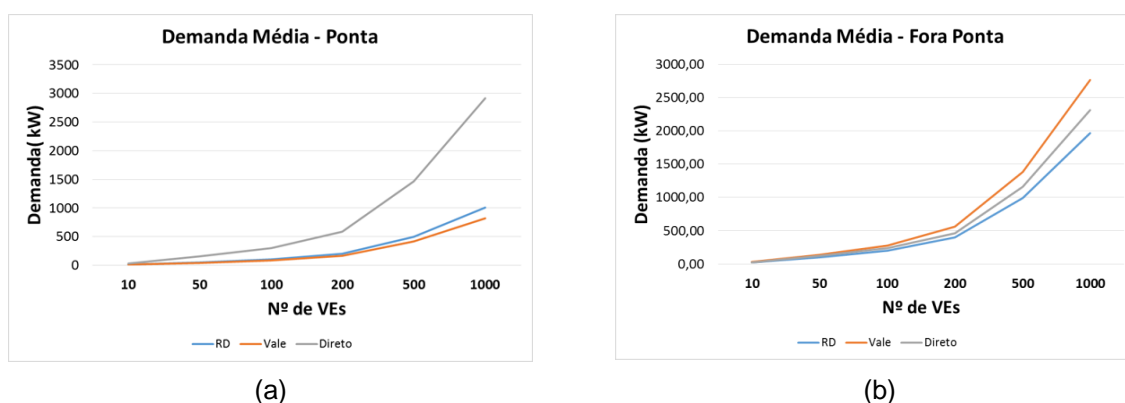
Figura 6.31 – Comparação entre Demandas Médias para as estratégias de carregamento de VEs.



Fonte: Do autor.

De modo geral, em relação à contribuição na Ponta, a pior estratégia seria o Carregamento Direto e a melhor seria o Carregamento no Vale, em função de ter-se definido o início dos carregamentos apenas a partir das 22h. Por outro lado, no período Fora Ponta a maior contribuição seria para a estratégia Carregamento Vale, seguida pelo Carregamento Direto. Por fim, a estratégia de Carregamento RD, por ser controlada, se caracteriza como a mais interessante do ponto de vista do sistema, uma vez que tem reduzida contribuição no horário de ponta. Essas características estão sintetizadas na Figura 6.32, que apresenta um comparativo dos resultados gerais em relação às demandas médias nos períodos de ponta (a) e fora ponta (b), referentes às três estratégias propostas.

Figura 6.32 - Comparação entre Demandas Médias nos períodos de ponta (a) e fora ponta (b) para as estratégias de carregamento de VEs



Fonte: Do autor.

6.6 Considerações do Capítulo

Nesse capítulo foram aplicadas as metodologias propostas para composição dos modelos de carga ativos. A partir de uma extensiva análise considerando diferentes estudos de casos, demonstrou-se o processo de obtenção das curvas típicas e realizou-se a análise do impacto das novas caracterizações dos consumidores e também dos veículos elétricos. O próximo capítulo traz uma aplicação prática dos modelos de carga propostos no contexto de planejamento da expansão dos sistemas de distribuição.

7 PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DOS SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO CONSIDERANDO A DEMANDA ATIVA

7.1 Introdução

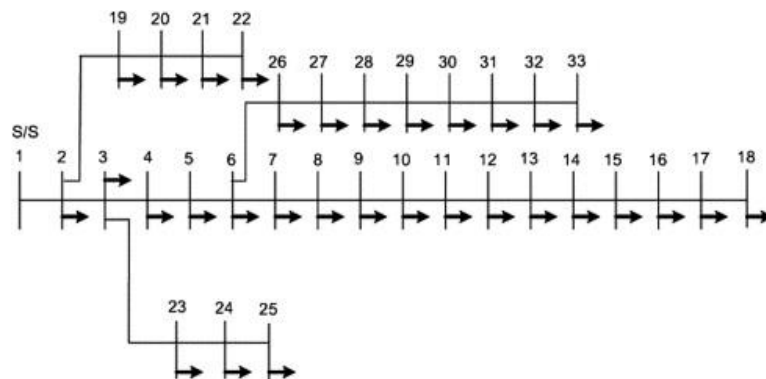
Este capítulo apresenta um exemplo de aplicação dos modelos de carga para DA, no qual é realizada uma análise do impacto de consumidores de BT ativos no planejamento da expansão de sistemas de distribuição. Através de uma abordagem de cenários, é realizada uma avaliação dos ganhos e riscos envolvidos na aplicação de políticas de integração de DA, do ponto de vista de evitar e ou postergar investimentos. Para isso, as curvas modeladas nesse trabalho foram aplicadas em um Sistema Teste IEEE (*Institute of Electrical and Electronics Engineers*) 33 barras modificado (BARAN; WU, 1989). O principal objetivo deste exercício é demonstrar as aplicações dos modelos de carga desenvolvidos. Diferentes análises foram realizadas visando quantificar o impacto de diferentes políticas de incentivo à integração de DA nos estudos de PESD.

7.2 Caracterização do Estudo

7.2.1 Sistema IEEE 33

O Sistema Teste original tem um pico de demanda de 4,715MW, que foi assumido como a demanda para o ano zero. Os dados do Sistema se encontram no ANEXO A e a topologia da rede é apresentada na Figura 7.1.

Figura 7.1 – Topologia do Sistema IEEE 33 Barras.



Fonte: Adaptado de (BARAN; WU, 1989)

Foram realizadas algumas alterações em relação ao sistema original. Primeiro, a subestação primária, representada pela Barra 1, tem sua capacidade aumentada para 100GW visando atender sem restrições ao comportamento da carga ao longo do período de análise. Segundo, as capacidades dos alimentadores foram reduzidas para corresponder a 10% da capacidade máxima no início do estudo. Essa alteração foi feita com o objetivo de forçar a construção de novas linhas para lidar com o crescimento das cargas nas barras.

7.2.2 Composição das Cargas nas Barras

A composição das cargas das barras seguiu uma base de dados de uma distribuidora do interior do estado do Rio Grande do Sul. A Tabela 7.1 sumariza a distribuição de consumidores no sistema, constituindo um total de 2530 consumidores.

Tabela 7.1 – Distribuição de consumidores no sistema.

Classe	Distribuição de consumidores (%)			
	Residencial	Rural	Comercial	Industrial
1	30,91	0,12	6,87	0,00
2	21,40	0,20	0,87	0,00
3	23,77	0,08	0,59	0,00
4	9,95	0,00	0,12	0,00
5	5,13	0,00	0,00	0,00
Total	91,16	0,40	8,45	0,00

Fonte: Do autor.

Quatro CTs, correspondentes a cada estação do ano, são utilizadas para representar a variação de carga durante o ano. Cada CT é composta por 5 quantis que expressam diferentes condições de carga com probabilidades cumulativas associadas.

7.2.3 Cenários de Incentivo à Integração de DA

Os cenários de integração de DA foram baseados em um estudo apresentado por (KAGAN et al., 2013). A partir de uma série de premissas, o estudo faz diferentes projeções para integração de GD e VE, às quais foram integradas também RD. Desse estudo foram considerados dois cenários nesse trabalho: um cenário moderado e outro avançando que correspondem, respectivamente, a médios e elevados incentivos

para integração de DA. A Tabela 7.2 sumariza os cenários considerados para DA e a Tabela 7.3 sumariza os cenários para integração de VE.

Tabela 7.2 – Caracterização dos cenários de integração de DA considerados.

Cenário	Premissas			Escopo	
	Credito (R\$/kWh)	Subsídios	Depreciação (GD)	Número de consumidores	Crescimento anual da integração
Moderado	0/0,02	20%	5%	3.5%	15%
Avançado	0,02/0,04	30%	6%	7%	25%

Fonte: Adaptado de (KAGAN et al., 2013)

Tabela 7.3 - Caracterização dos cenários de integração de DA considerados.

Cenário	Moderado		Avançado	
	Número de VE	Crescimento	Número de VE	Crescimento
2015-2020	2,23%	10%	5%	20%

Fonte: Adaptado de (KAGAN et al., 2013)

A atribuição dos consumidores com GD e RD seguiu as distribuições de consumidores da Tabela 7.1, assumindo que as classes com mais consumidores teriam maior probabilidade de ter consumidores com GD e RD. No caso dos VEs, tomou-se como referência o número total de consumidores para determinação da penetração inicial assumindo que, em média, cada residência teria um veículo. Da mesma forma, barras com maior número de consumidores teriam maior probabilidade de ter VE.

7.2.4 Formulação do estudo de PESD

A análise realizada nesse exercício parte do princípio de que a integração da GD, RD e VE podem trazer impactos positivos e negativos ao sistema. Portanto, busca-se visualizar, dentro dos cenários possíveis, quais seriam as alternativas que trariam mais ganhos para uma determinada caracterização de rede, assim como quais adicionariam um maior risco no investimento realizado.

Para realizar essa análise, considerou-se um horizonte de 5 anos (usualmente considerado em estudos de planejamento) no qual reforços realizados no Sistema IEEE 33 Barras modificado foram otimizados para cada cenário de incentivo. Essa

busca foi realizada através da Otimização por Enxame de Partículas Evolutivo *EPSO* (*Evolutionary Particle Swarm Optimization*) (MIRANDA; FONSECA, 2002). O uso de uma meta-heurística é justificado para esse caso em função da complexa combinação não-linear que caracteriza esse problema, a qual não poderia ser resolvida por métodos determinísticos (MIRANDA; KEKO; JARAMILLO, 2007).

Resumidamente, o EPSO é uma poderosa meta-heurística baseada em populações que combina as melhores características dos métodos evolutivos e de enxame de partículas. Como um algoritmo evolutivo, ele usa operadores padrão típicos dos Algoritmos Genéticos e Programação Evolutiva e um engenhoso esquema auto-adaptativo envolvendo a mutação de parâmetros estratégicos. Além disso, a recombinação do operador é definida a partir da equação de movimento de PSO, utilizando a seu favor a inteligência de exame para descobrir e explorar regiões promissoras no espaço de busca.

Os principais passos do EPSO são descritos na Figura 7.2.

Figura 7.2 – Principais passos do EPSO.



Fonte: Do autor.

A descrição de cada um desses passos bem como a formulação do algoritmo são apresentadas no ANEXO B.

O estudo de PESP foi abordado de forma a minimizar os custos totais, que representam a soma de custos operacionais e de investimentos capitalizados para o valor presente. Em termos de custos operacionais, os planos de reforço gerados pelo EPSO são avaliados considerando o custo associados a perdas de energia e de Potência Não Suprida (*PNS*). Em termos de investimentos são considerados reforços em linhas existentes no sistema. O problema é resolvido considerando os 24 níveis de carga das curvas típicas através do algoritmo de fluxo de potência ótimo do MATPOWER® (ZIMMERMAN; MURILLO-SANCHEZ; THOMAS, 2011). A formulação matemática do problema é definida em

$$\min Z = \sum_{p=1}^{np} \frac{C_p}{(1+r)^p} = \sum_{p=1}^{np} \frac{\max\{C_{p,i} + \beta \cdot PNS_{p,i}\}_p}{(1+r)^p} \quad (7.1)$$

$$\text{sujeito à:} \quad P(V, \theta, n) - P_G + P_D = 0, \quad \forall p, \forall i \quad (7.2)$$

$$Q(V, \theta, n) - Q_G + Q_D = 0, \quad \forall p, \forall i \quad (7.3)$$

$$P_{G \min} \leq P_G \leq P_{G \max}, \quad \forall p, \forall i \quad (7.4)$$

$$Q_{G \min} \leq Q_G \leq Q_{G \max}, \quad \forall p, \forall i \quad (7.5)$$

$$V_{\min} \leq V \leq V_{\max}, \quad \forall p, \forall i \quad (7.6)$$

$$(N + \dot{N}) \cdot S^{from} \leq S_{\max}, \quad \forall p, \forall i \quad (7.7)$$

$$(N + \dot{N}) \cdot S^{to} \leq S_{\max}, \quad \forall p, \forall i \quad (7.8)$$

$$0 \leq n \leq n_{\max} \quad (7.9)$$

em que a função objetivo (7.1) é calculada para todos np períodos totalizando os custos máximos C_p (operacionais e investimentos). β é uma penalização dos custos a partir da qual se espera favorecer soluções de expansão com zero PNS , garantindo que para cada solução todas as demandas sejam atendidas. P é o vetor de potência ativa, P_G é o vetor de potência ativa da geração, Q é o vetor de potência reativa, Q_G é o vetor de potência reativa da geração, P_D é o vetor de potência ativa da demanda, Q_D é o vetor de potência reativa da demanda, V é o vetor de magnitude de tensão, N é a matriz diagonal contendo os novos equipamentos da rede; \dot{N} é a matriz diagonal contendo os equipamentos da topologia de rede base; e n o número de equipamentos. O fluxo de potência ótimo é calculado para $i = 1, \dots, 24$, ou seja, para as 24h do dia. Além disso, a função objetivo (7.1) é calculada considerando cargas despachadas. Isso significa que podem haver cortes de carga visando garantir de que o problema de fluxo de potência encontre alguma solução factível. Se alguma carga específica não é totalmente suprida, a potência reativa também sofre corte na mesma proporção visando manter o fator de potência inalterado. A função objetivo é capitalizada para o valor presente considerando uma taxa de retorno r .

7.2.5 Alternativas Consideradas

Para cada cenário de política de integração foram consideradas diferentes combinações. Em uma primeira análise são avaliadas as alternativas: Integração de

GD, Integração de RD e Integração de GD e RD. A partir dessa análise é considerada a Integração de VE em uma alternativa que contemple todas as caracterizações da DA. No caso da GD, foi considerada apenas a geração fotovoltaica nas simulações apresentadas em função da viabilidade técnica para as velocidades utilizadas como referência.

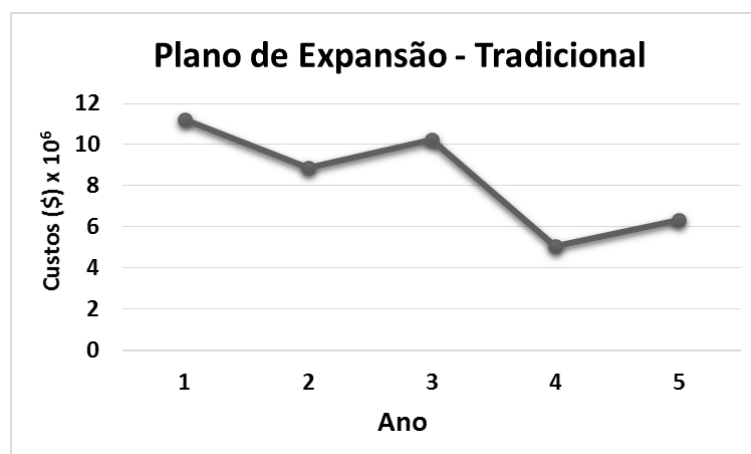
Cada uma dessas alternativas é comparada a uma condição de referência, sem DA, que caracteriza um sistema tradicional. A partir dos resultados obtidos para cada quantil de carga, são feitas inferências em relação ao risco de investimento e aos possíveis ganhos para cada solução encontrada.

7.3 Resultados e Discussões

As simulações foram realizadas considerando uma taxa de crescimento anual da carga de 4%, uma taxa de retorno de 4% para Valor Presente Líquido (VPL), um coeficiente de penalização para $PNS \beta=10^9$ \$/MW, e $n_{max}=3$. Parâmetros do EPSO: 40 partículas na população, taxa de mutação de 0,4, taxa de comunicação 0,7 e critério de parada igual 30 iterações sem alteração na solução.

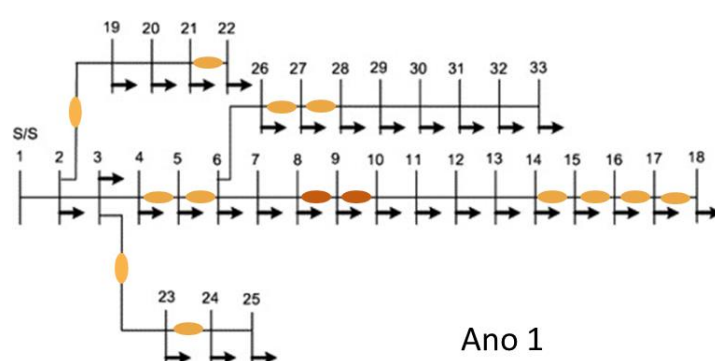
As simulações no EPSO resultam em planos de expansão multianuais para todos os cenários e quantis, os quais são comparados com o plano tradicional (sem DA). Por exemplo, o gráfico da Figura 7.3 indica a distribuição dos investimentos realizados no sistema ao longo dos 5 anos, considerando o cenário tradicional.

Figura 7.3 – Custos Anuais de Expansão - Tradicional.

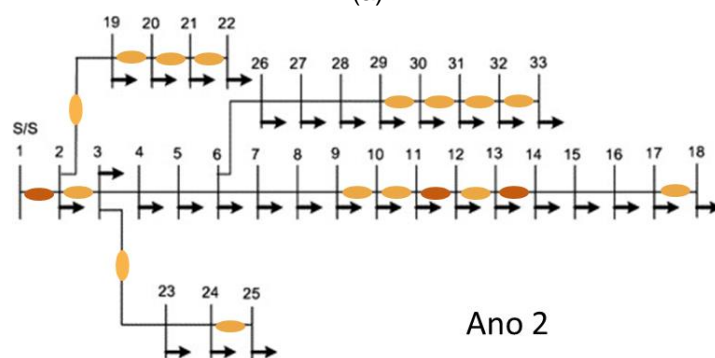


É possível perceber, nesse caso, que o maior montante de investimentos é realizado já no primeiro ano para evitar cortes de carga nos anos seguintes. Essa caracterização se dá em função da redução da capacidade do sistema (seção 7.2.1), a qual força que sejam realizados investimentos. Dessa forma pode-se avaliar a sensibilidade do sistema à integração da demanda ativa. Além disso, a escolha da melhor solução pelo EPSO se dá em função do VLP. Assim, todas aquelas soluções que apresentaram postergação de investimentos se tornarão atrativas. A Figura 7.4 demonstra a sequência de alterações realizadas ao longo dos 5 anos.

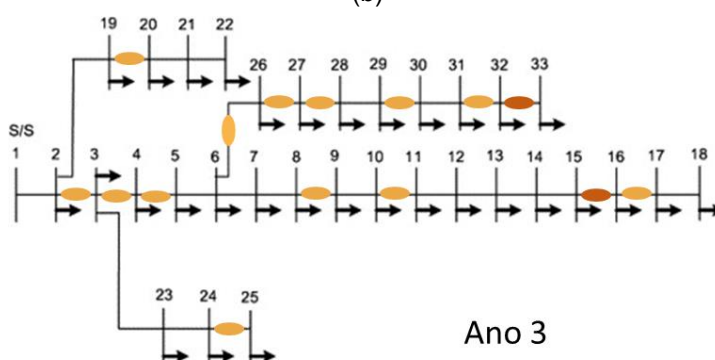
Figura 7.4 – Investimentos realizados: (a) Ano 1; (b) Ano 2; (c) Ano 3; (d) Ano 4; (e) Ano 5.



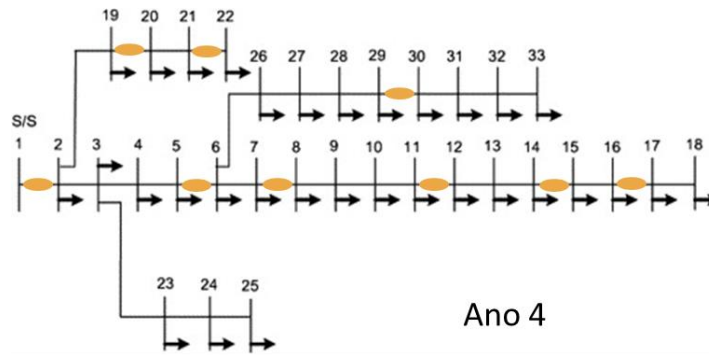
(a)



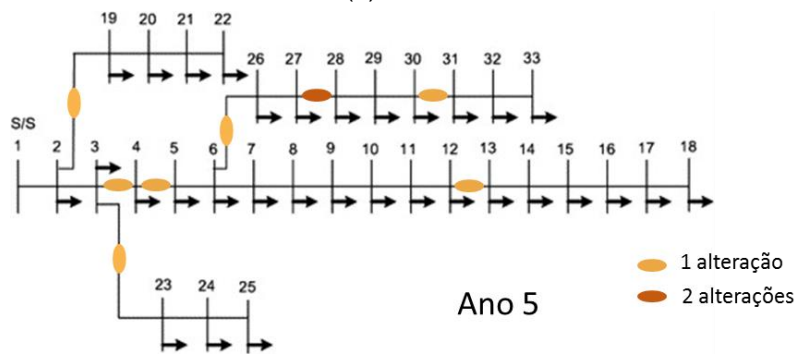
(b)



(c)



(d)



(e)

Fonte: Do autor.

O custo total para os investimentos no caso da solução tradicional foram de \$37,64 milhões, considerando a taxa de retorno de 4%.

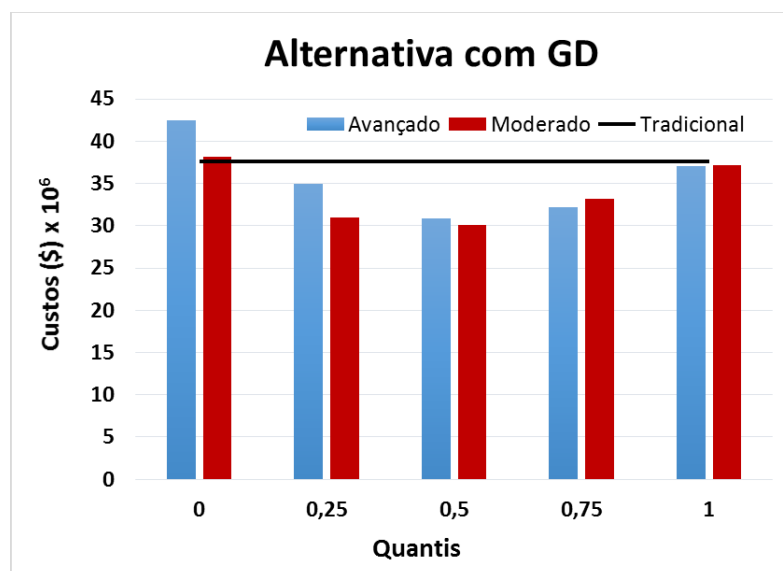
Partindo da solução tradicional, são analisadas diferentes alternativas para integração de DA considerando cenários com diferentes políticas de incentivo. Para cada alternativa, são verificadas as obras necessárias para atender as cargas e avaliados os riscos e possíveis ganhos no investimento. Esse processo é realizado para todos os quantis de carga.

No caso do risco, a verificação se dá pelo distanciamento entre a solução ótima, do ponto de vista de custo, e a qualquer outra solução possível. No caso do ganho, verifica-se o distanciamento entre a solução ótima para a alternativa e o referencial tradicional. Assim, determina-se qual o maior potencial em redução e/ou postergação de investimento e qual o risco de considerar determinada solução.

7.3.1 Integração da GD

A Figura 7.5 indica a distribuição dos custos considerando os diferentes quantis representativos da carga, para os cenários Moderado e Avançado, considerando apenas a integração de GD.

Figura 7.5 – Custos de investimento para Cenários Moderado e Avançado – Integração GD



Fonte: Do autor.

Primeiramente, verifica-se que os quantis 0,5 apresentam os menores custos, nos dois cenários de políticas de incentivo. Essa caracterização se dá pois esses quantis caracterizam o comportamento mediano da carga. Logo, a partir deles, pode-se definir o ganho máximo obtido na integração de GD em relação ao planejamento tradicional. A Tabela 7.4 indica os valores percentuais para os possíveis ganhos da integração de GD.

Tabela 7.4 – Ganhos máximos em redução/postergação de investimentos – Alternativa com GD

	<i>Avançado</i>	<i>Moderado</i>
Ganho Máximo	18,06%	20,13%

Fonte: Do autor.

A partir dessa referência, verifica-se o risco de investimento da solução, considerando os demais quantis, conforme apresenta a Tabela 7.5.

Tabela 7.5 – Risco de investimentos em relação à mediana – Alternativa com GD.

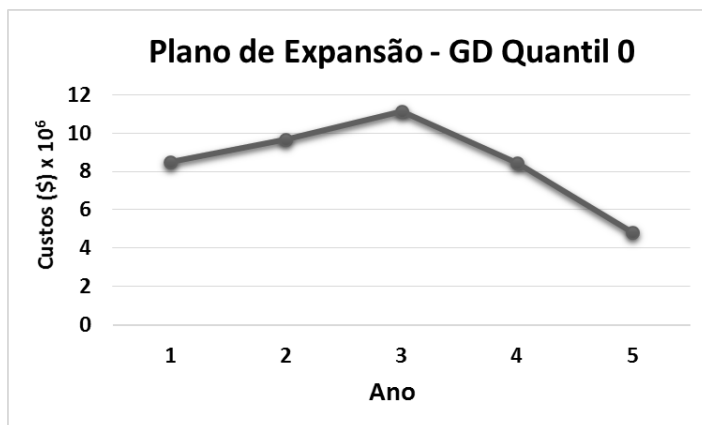
Risco de investimentos		
Quantil	Cenário Avançado	Cenário Moderado
0	37,65%	27,07%
0,25	13,20%	2,99%
0,5	-	-
0,75	4,52%	10,46%
1	20,29%	23,61%

Fonte: Do autor.

Como pode ser verificado, há grande variação de custos entre os quantis representativos. Essa caracterização se dá, essencialmente em função das condições extremas de carga, expressadas pelo quantil 0 – que representa a condição de menor demanda e mais penetração da GD e pelo quantil 1 – condição de maior demanda de energia e menor geração. É possível verificar que para suportar o pico de geração (quantil 0), os reforços custariam 37,65% e 27,07% a mais em relação à mediana. Ao analisar no gráfico da Figura 7.5, percebe-se que os custos seriam ainda mais elevados que o investimento tradicional, que leva em conta apenas o pico de demanda. Essa condição específica é resultado do tipo de rede analisado. Nesse caso caracteriza-se por ser essencialmente residencial. Havendo integração da GD, os maiores picos na rede passam a ser de geração e não de consumo. Conforme observado na seção 6.3.1, consumidores residenciais podem chegar a um pico de geração equivalente a 2,5 pu, em relação ao seu pico de demanda.

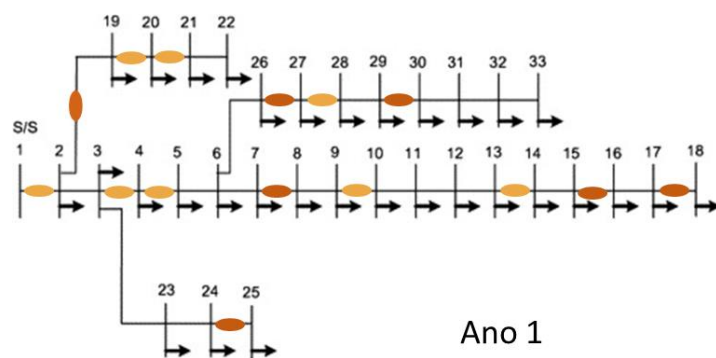
No caso do quantil 0, os custos se tornam mais elevados, pois há a necessidade de se antecipar mais investimentos ao longo do período de análise, ao comparar com o modelo tradicional. A Figura 7.6 indica os custos de expansão para quantil 0 no cenário avançado e a Figura 7.7 a execução do plano de expansão.

Figura 7.6 - Custos Anuais de Expansão – GD quantil 0.

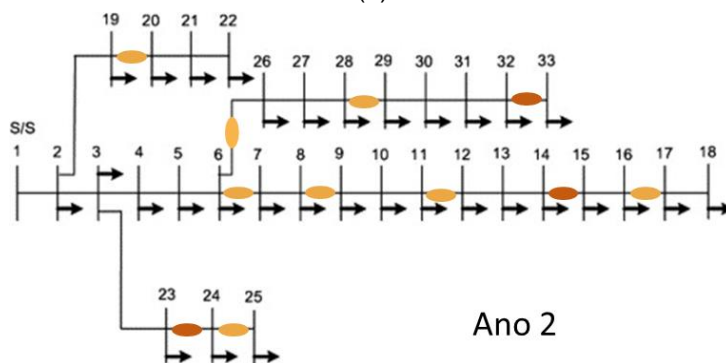


Fonte: do autor.

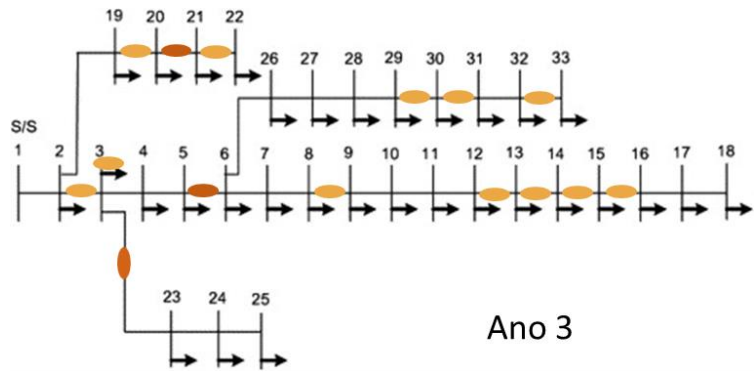
Figura 7.7 – Investimentos realizados para o quantil 0 do cenário avançado: (a) Ano 1; (b) Ano 2; (c) Ano 3; (d) Ano 4; (e) Ano 5.



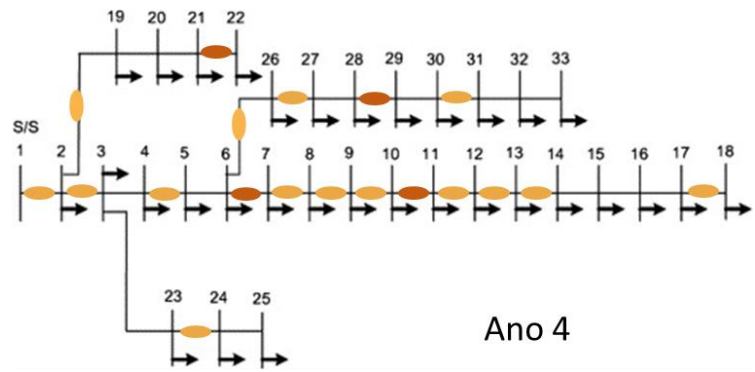
(a)



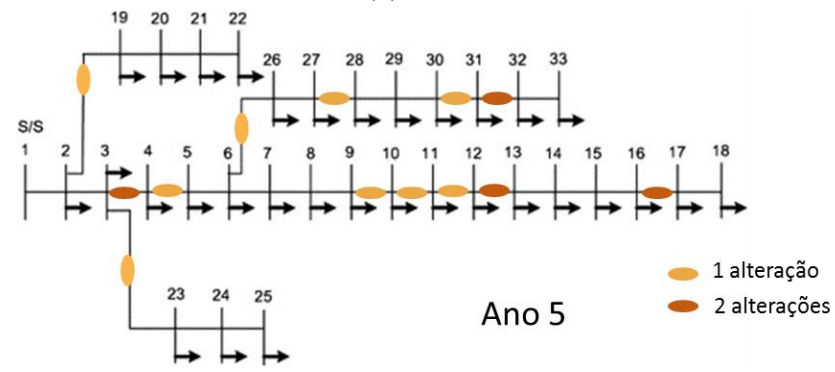
(b)



(c)



(d)



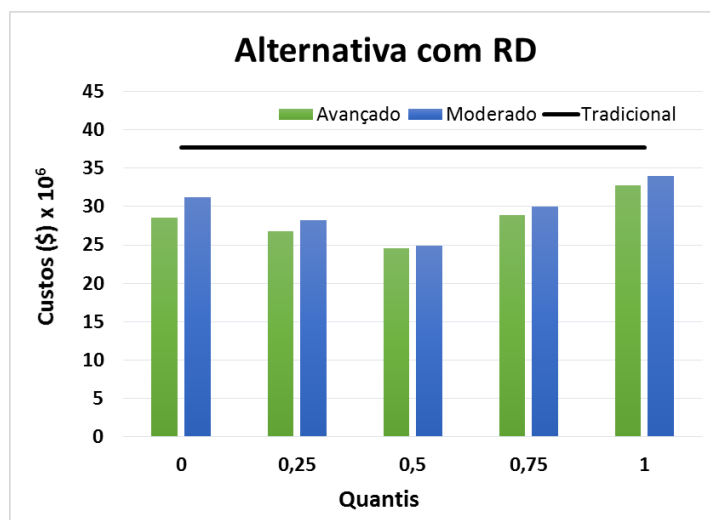
(e)

Fonte: Do autor.

7.3.2 Integração de RD

A Figura 7.8 apresenta a distribuição de custos considerando os diferentes quantis representativos da carga, para os cenários Moderado e Avançado, considerando apenas a integração de RD.

Figura 7.8 - Custos de investimento para Cenários Moderado e Avançado – Integração RD



Fonte: Do autor.

Diferentemente da alternativa com GD, a alternativa com RD indica redução de investimentos para todos os quantis para ambos os cenários. Ambos os cenários apresentaram resultados muito similares em termos de ganhos em redução/postergação de investimentos. As simulações indicaram um ganho máximo de 34,8% e 34% para os cenários Avançado e Moderado, respectivamente, em comparação ao cenário tradicional, conforme indica a Tabela 7.6.

Tabela 7.6 – Ganhos máximos em redução/postergação de investimentos – Alternativas com RD

	<i>Avançado</i>	<i>Moderado</i>
Ganho Máximo	34,8%	34%

Fonte: Do autor.

Há algumas evidências em relação a esses resultados. Primeiramente, a caracterização da rede, composta por aproximadamente 90% de consumidores residenciais. Além disso, conforme Tabela 7.1, verifica-se que a grande maioria dos consumidores estão distribuídos nas três primeiras faixas dessa classe, as quais são as mais responsivas ao sinal tarifário (Tabela 6.2). Por fim, deve-se considerar ainda que ao verificar a estrutura da tarifa TOU (Figura 6.5) e a distribuição de utilização dos chuveiros (Figura 6.6) pode se verificar que os períodos em que a tarifa indica valores mais elevados para a energia correspondem a um dos períodos em que o equipamento é mais utilizado.

Esses resultados demonstram que é essencial a definição de modelos de carga mais robustos, capazes de representar o comportamento do consumidor na utilização da energia. Assim, torna-se possível verificar a efetividade de diferentes modelos de RD em evitar ou postergar investimentos nas redes de distribuição. Em termos de risco, os cenários apresentam níveis menores, se comparado a alternativa apenas com GD, conforme indica a Tabela 7.7

Tabela 7.7 – Risco de investimentos em relação à mediana – Alternativa RD.

Risco de investimentos		
Quantil	Cenário Avançado	Cenário Moderado
0	16,47%	25,83%
0,25	8,90%	13,64%
0,5	-	-
0,75	17,79%	20,52%
1	33,40%	36,97%

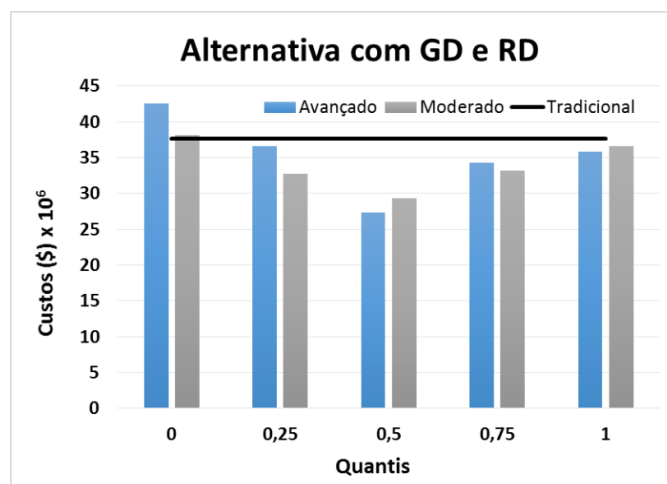
Fonte: Do autor.

Nesse caso, os maiores riscos estão associados às condições de máxima carga (quantil 1), o qual reduz a medida em que há maior integração de RD.

7.3.3 Integração de GD e RD

A Figura 7.9 apresenta a distribuição de custos considerando os diferentes quantis representativos da carga, para os cenários Moderado e Avançado, considerando a integração de GD e RD.

Figura 7.9 - Custos de investimento para Cenários Moderado e Avançado – Integração GD e RD.



Fonte: Do autor.

No caso da combinação de GD e RD, pode-se perceber que a GD tem grande influência na definição dos investimentos. No caso do quantil 0, a máxima geração de GD requer mais investimentos que na condição de máxima carga, representada pelo quantil 1.

Em uma comparação das duas políticas, fica perceptível que a integração de GR e RD no cenário Avançado introduz mais vantagens em relação a redução/postergação de investimentos. Entretanto, há também um nível maior de risco em função das condições extremas da carga, conforme indicam a Tabela 7.8 e a Tabela 7.9.

Tabela 7.8 – Ganhos máximos em redução/postergação de investimentos – Alternativas com GD e RD

	<i>Avançado</i>	<i>Moderado</i>
Ganho Máximo	27,28%	22,11%

Fonte: Do autor.

Tabela 7.9 – Risco de investimentos em relação à mediana – Alternativa GD e RD.

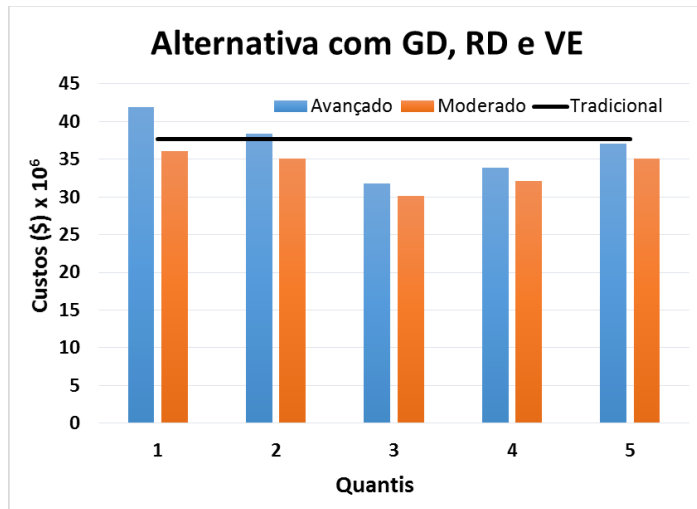
<i>Risco de investimentos</i>		
Quantil	Cenário Avançado	Cenário Moderado
0	35,65%	30,24%
0,25	21,80%	11,78%
0,5	-	-
0,75	16,16%	13,01%
1	19,76%	24,94%

Fonte: Do autor.

7.3.4 Integração de GD, RD e VEs

Por fim, uma última alternativa considerada nesse estudo é a integração total da demanda ativa. Nessa condição são consideradas as integrações de GD, RD e VEs para ambos os cenários. No caso dos VEs é considerada uma combinação das três estratégias de carregamento propostas. A Figura 7.10 apresenta a distribuição de custos considerando os diferentes quantis representativos da carga, para os cenários Moderado e Avançado, considerando a integração de GD, RD e VE.

Figura 7.10 - Custos de investimento para Cenários Moderado e Avançado – Integração GD, RD e VE.



Fonte: Do autor.

Nessa alternativa, verifica-se que há contribuição dos VEs, especialmente na condição de máxima carga. Em comparação à alternativa apenas com GD e RD há aumento de custos para essa condição, especialmente no Cenário Avançado, no qual há uma integração mais rápida de VEs. Esse comportamento é observado para os quantis intermediários (0,25, 0,5 e 0,75). Ou seja, a integração dos VEs contribui para um aumento da demanda em todos os patamares de carga. A exceção fica para o quantil 0 no qual há a predominância da condição de geração máxima e demanda mínima. Observa-se nesse caso que os patamares de investimentos ficam mais elevados, conforme já observados nas demais alternativas.

Essa nova caracterização altera os níveis de ganho e risco de investimento, conforme pode ser observado na Tabela 7.10 e Tabela 7.11.

Tabela 7.10 – Ganhos máximos em redução/postergação de investimentos – Alternativas com GD, RD e VE.

	<i>Avançado</i>	<i>Moderado</i>
Ganho Máximo	15,64%	19,86%

Fonte: Do autor.

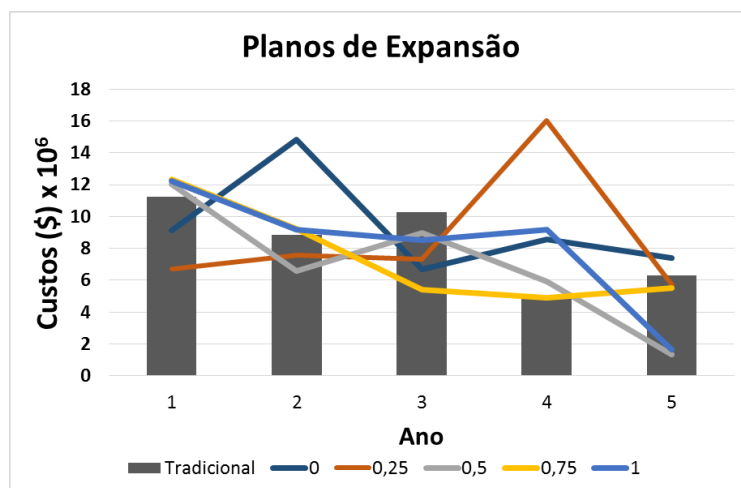
Tabela 7.11 – Risco de investimentos em relação à mediana – Alternativa GD, RD e VE.

Risco de investimentos		
Quantil	Cenário Avançado	Cenário Moderado
0	31,81%	19,61%
0,25	20,86%	16,43%
0,5	-	-
0,75	6,73%	6,50%
1	16,66%	16,43%

Fonte: Do autor.

Observa-se que nessa alternativa é registrada tanto uma redução de riscos quanto de ganhos em ambos os cenários, se comparadas à alternativa sem VE. Isso se justifica pelo comportamento da carga, que tem sua variação reduzidas entre as condições medianas e extremas, por influência do carregamento de VEs. Essa caracterização torna os investimentos muito semelhantes, apenas sendo deslocados ao longo do período de análise. A Figura 7.11 apresenta os custos anuais por quantis para a alternativa com GD, RD e VEs.

Figura 7.11 – Custos Anuais por quantis – Cenário Avançado



Fonte: Do autor.

7.3.5 Avaliação Geral das Alternativas

As Tabela 7.12 e Tabela 7.13 apresentam um comparativo geral em termos de possíveis ganhos e máximos riscos envolvidos com a integração de AD, respectivamente, levando em conta as diferentes alternativas analisadas.

Tabela 7.12 – Redução de investimentos comparadas ao cenário tradicional.

Alternativas				
Cenário	GD	RD	GD e RD	GD, RD e VE
Moderado	20,13%	34%	22,11%	19,86%
Avançado	18,06%	34,8%	27,28%	15,64%

Fonte: Do autor.

Tabela 7.13 – Riscos de investimento em função da pior condição de carga.

Alternativas								
Cenário	GD		RD		GD e RD		GD, RD e VE	
	Risco	Quantil	Risco	Quantil	Risco	Quantil	Risco	Quantil
Moderado	27,07%	0	25,83%	1	30,24%	0	19,61%	0
Avançado	37,65%	0	16,47%	1	35,65%	0	31,81%	0

Fonte: Do autor.

Em termos de políticas de integração de DA, pode-se perceber que incentivos mais agressivos, representados pelo Cenário Avançado, introduzem mais vantagens em termos de redução e/ou postergação de investimentos para as alternativas que envolvem RD. A exceção ocorre com a integração de VEs, pois esses aumentam os níveis de carga. Ao mesmo tempo, essas políticas mais agressivas elevam os níveis de risco de investimento nas alternativas que envolvem a GD. Esses níveis elevados de risco de configuram em função da elevada integração de sistemas fotovoltaicos em um sistema “*Net Metering*”. A utilização da rede de distribuição como “armazenador” da energia gerada pela GD combina os picos de geração com o vale de demanda do sistema. Isso resulta na necessidade de investimentos ainda maiores se comparados a uma condição sem integração de DA. Ao comparar as alternativas que combinam GD e RD e GD, RD e VE, percebe que à medida em que há maior integração de RD e VE, os riscos vão se reduzindo em consequência da inserção de novas cargas nos períodos em que há maior penetração de GD.

A partir desses resultados, pode-se inferir que para as características avaliadas uma alternativa que possivelmente traria maiores ganhos aliados à redução de riscos seria: um cenário avançado para políticas de RD e um cenário Moderado para integração de VE e GD.

8 CONCLUSÃO

8.1 Considerações Finais

Esse trabalho apresentou o desenvolvimento de curvas de carga capazes de representar as diferentes caracterizações do consumidor, estabelecendo uma visão mais holística sobre o impacto da Geração Distribuída, da Resposta da Demanda e de Veículos Elétricos no planejamento da expansão de sistemas de distribuição.

A utilização de históricos anuais de demanda e consumo, assim como históricos relacionados a fontes primárias de energia permitiu agregar robustez aos modelos de carga, caracterizando as incertezas relacionadas à geração distribuída e ao comportamento do consumidor. Ao considerar as características de mercado na modelagem, verificou-se que o modelo de compensação “*Net Metering*” sem a integração de armazenamento de energia traz grandes impactos à curva de consumidores, especialmente no caso da fotovoltaica. Em condições de máxima geração, a injeção de potência do consumidor atingiu valores muito maiores que a sua demanda máxima.

A utilização de métodos estocásticos, tal como o Processo de Poisson Não-Homogêneo, possibilitou representar a utilização diferentes equipamentos, tendo como referência estudos relacionados à hábitos de consumo. Além disso, a definição de uma variável relacionada a resposta individual do consumidor, permitiu avaliar a flexibilidade do consumidor em mudar seus hábitos de consumo em resposta a um sinal tarifário. O modelo proposto foi analisado através de informações referentes ao chuveiro elétrico, demonstrando-se extremamente eficaz em caracterizar a utilização do equipamento. Ao comparar os modelos de diferentes classes foi possível identificar que além da própria resposta do consumidor, as características de utilização são fundamentais para a avaliação do impacto da resposta a demanda.

A aplicação do Processo de Poisson Não-Homogêneo possibilitou adaptar e definir novas estratégias de carregamento para veículos elétricos e assim compor diferentes curvas de carga baseadas em estudos de mobilidade urbana. Dessa forma, também se introduziu o comportamento do consumidor nos modelos da carga. A partir

da composição de diferentes cenários foi possível determinar as principais características de cada estratégia assim como inferir seu impacto no sistema.

A representação da carga através de quantis possibilitou a definição de diferentes condições de carregamento para cada modelo proposto. Dessa forma foi possível abranger as diferentes caracterizações do consumidor ao estudo de planejamento, avaliando de forma extensiva quais os possíveis impactos da demanda ativa.

O estudo de caso apresentado levou em conta a aplicação de diferentes políticas de integração de demanda ativa a uma rede com características residenciais e possibilitaram determinar o risco de investimento e os ganhos relacionados a redução e postergação de investimentos em uma rede de distribuição para as diversas alternativas propostas.

Os resultados indicaram uma tendência de redução de investimentos com a integração de demanda ativa, indicando como melhores alternativas em relação a redução de custos, aquelas que consideravam apenas a integração da resposta a demanda. Por outro lado, as alternativas considerando a geração distribuída apresentaram níveis de risco elevados, exigindo mais investimentos para que a rede suporte adequadamente sua integração. No caso da geração fotovoltaica, um elevado nível de integração de GD e baixos custos de investimentos na rede só podem ser atingidos se o excesso da geração for armazenado localmente pelo consumidor. Por fim constatou-se que a integração de veículos elétricos pode trazer tanto contribuições positivas, ao reduzir o impacto da GD durante o dia, como negativos, ao contribuir para o aumento de consumo no horário de ponta.

A integração da geração distribuída, de programas de resposta a demanda e dos veículos elétricos dependem exclusivamente do interesse do consumidor, não sendo assim variáveis de controle das distribuidoras de energia. Nesse contexto, os resultados obtidos a partir dos modelos propostos fornecem informações úteis em um cenário de incertezas no comportamento do consumidor.

A estrutura de análise estabelecida pelos modelos de carga ativa não apenas permite que sejam avaliados um maior número de alternativas, como também um garantem um detalhamento maior dos resultados obtidos. Tais características

possibilitam que sejam identificados os potenciais benefícios e a rentabilidade em investir e produzir uma série de soluções baseadas em diferentes comportamentos dos consumidores e a partir dessas informações, direcionar políticas de incentivo à integração de demanda ativa de forma a resultar em benefícios para todas as partes envolvidas.

8.2 Oportunidades de Trabalhos Futuros

A definição dos modelos de carga que integrem a GD, RD e VE abre um grande leque de oportunidades para trabalhos futuros:

- Em relação ao modelo de CT com GD, pode-se explorar a caracterização de armazenamento de energia, especialmente no caso da geração fotovoltaica;

- Para o modelo de CT com RD, apesar de o chuveiro elétrico contribuir com grande parcela do pico de consumo, seria interessante avaliar o impacto de outros equipamentos na curva assim como considerar a estrutura de outros modelos tarifários;

- Para a representação dos modelos de VEs, a exploração de outras estratégias de carregamento possibilitaria uma avaliação mais abrangente dessa carga, especialmente em sua caracterização V2G;

- Do ponto de vista dos estudos de planejamento, há a necessidade de se explorar diferentes caracterizações de rede, com um maior número e diferentes tipos de consumidores;

- Considerar outras variáveis relacionadas à confiabilidade acrescentariam grande valor ao modelo de otimização;

- Ainda, em relação a decisão a análise de risco de investimento pode ser melhorada, determinando a escolha, entre as soluções encontradas, daquela que traria o menor arrependimento. Em outras palavras, a escolha da solução que melhor atende à condição incerta do comportamento da carga.

8.3 Produção Científica

Durante o Doutorado, foram desenvolvidos os seguintes trabalhos:

8.3.1 Trabalhos Publicados em Anais de Eventos (completo)

1. **NETO, N. KNAK**; FIGUEIRO, I. C.; ABAIDE, A. R.; BERNARDON, D. P.; CANHA, L. N.; SILVEIRA, A. S.; PRESSI, R.

Smart grid and the prospects of electricity demand forecast in Brazilian distribution system In: 2014 49th International Universities Power Engineering Conference (UPEC), Cluj-Napoca.

2014 49th International Universities Power Engineering Conference (UPEC). , 2014. p.1 - 9.

2. **KNAK NETO, N.**; ABAIDE, A. R.; BERNARDON, . D. P.; OBERTO, M.; CANHA, L. N.; PRESSI, R.

The Application of the Logical Structural Matrix for Reliability Analysis in a Distribution System Planning Environment In: 23rd International Conference on Electricity Distribution, 2015, Lyon.

Proceedings of 23rd International Conference on Electricity Distribution. , 2015.

3. SILVA, L. N.; **KNAK NETO, N.**; ABAIDE, A. R.; BERNARDON, D.

Intelligent methodology to distribution systems diagnostic in smart grids perspective In: 2015 50th International Universities Power Engineering Conference (UPEC), 2015, Stoke On Trent.

2015 50th International Universities Power Engineering Conference (UPEC). , 2015. p.1 -

4. **KNAK NETO, N.**; OBERTO, M.; DORNELES, A. G.; ABAIDE, A. R.; BERNARDON, . D. P.; PRESSI, R.

Análise da Confiabilidade Através da Matriz Lógico-Estrutural no Ambiente de Planejamento de Sistema de Distribuição In: XI Conferência Brasileira sobre Qualidade de Energia Elétrica, 2015, Campina Grande.

XI Conferência Brasileira sobre Qualidade de Energia Elétrica. , 2015

5. BERNARDON, DANIEL P.; ABAIDE, ALZENIRA R.; CANHA, LUCIANE N.; SPERANDIO, MAURICIO; GARCIA, VINICIUS J.; **NETO, NELSON K.**; PRESSI, ROBERTO A.

Allocation of remotely controlled switches for reliability assessment in distribution networks In: 2015 50th International Universities Power Engineering Conference (UPEC), 2015, Stoke On Trent.

2015 50th International Universities Power Engineering Conference (UPEC). , 2015. p.1 -

6. PRESSI, ROBERTO A., BERNARDON, DANIEL P.; **NETO, NELSON K.**;

SPERANDIO, MAURICIO; GARCIA, VINICIUS J.; A.; MARTINS, E. S.; VIANA, S. P. Tecnologia Inovadora PSM para Sistemas de Distribuição Considerando a Realidade de Redes Inteligentes e Geração Distribuída.

Congresso de Inovação Tecnológica em Energia Elétrica. , 2015. p.1 -

7. SANTOS, L. L. C.; CANHA, L. N.; BERNARDON, D. P.; **NETO, N. KNAK**; PRESSI, R. A.

Mapping of energetic potential in Southern Brazil to insertion of DG in distribution systems In: 2015 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Latin America (ISGT LATAM), 2015, Montevideo.

2015 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Latin America (ISGT LATAM). IEEE, 2015. p.310 -

8. SANTOS, L. L. C.; CANHA, L. N.; BERNARDON, . D. P.; **KNAK NETO, N.**; PRESSI, R.

Metodologia para Planejamento de Sistemas de Distribuição Considerando a Previsão de Inserção de Geração Distribuída In: XXIII SNTPEE –Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica, 2015, Foz do Iguaçu.

Anais do XXIII SNTPEE –Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica. , 2015.

9. BERNARDON, . D. P.; **KNAK NETO, N.**; GARCIA, VINICIUS J.; MILBRADT, R. G.; FAGUNDES, D. R.; KROEFF, D. G.; VARGAS, E. L.; PRESSI, R. A.; MARTINS, E. S.; VIANA, S. P.

Planejamento de Sistemas de Distribuição Considerando a Realidade de Redes Elétricas Inteligentes e Geração Distribuída In: XXII Seminário Nacional de Distribuição de Energia Elétrica, 2016, Curitiba.

Anais do XXII Seminário Nacional de Distribuição de Energia Elétrica. , 2016.

8.3.2 Artigos Completos Publicados em Periódicos

1. SANTOS, L. L. C.; CANHA, L. N.; BERNARDON, . D. P.; PRESSI, R.; **KNAK NETO, N.**

Metodologia para Planejamento de Sistemas de Distribuição Considerando a Previsão de Inserção de Geração Distribuída. O Setor Elétrico. , v.1, p.22 - 29, 2016.

8.3.3 Artigos Submetidos em Periódicos (aguardando resposta)

1. **KNAK NETO, N.** ; ABAIDE, A. R.; MIRANDA, V.; GOMES, P.V.; CARVALHO, L.; SUMAILI, J.; BERNARDON, D. P.

Load Modeling of Active Low Voltage Consumers And Comparative Analysis of Their Impact on Distribution Systems.

Electric Power Systems Research

2. GOMES, P.V.; **KNAK NETO, N.**; SOUZA, S. M.; SUMAILI, J.; CARVALHO, L.; ABAIDE, A. R.;SARAIVA, J.T.; MIRANDA, V.;
Economic Analysis and Potential Penetration of PV Distributed Generation in Brazil.
Renewable Energy

8.3.4 Registros de Software

1. ABAIDE, A. R. ; **BERNARDON, D.P.** ; KROEFF, D. G. ; MARTINS, E. S. ; VARGAS, E. L. ; SANTOS, L. L. C. ; SPERANDIO, M. ; KNAK NETO, N. ; MILBRADT, R. G. ; PRESSI, R. ; VIANA, S. . Soluções de Planejamento para Sistemas de Distribuição. 2016.

Patente: Programa de Computador. Número do registro: BR512016001442-3, data de registro: 31/10/2016, título: "Soluções de Planejamento para Sistemas de Distribuição", Instituição de registro: INPI - Instituto Nacional da Propriedade Industrial.

2. ABAIDE, A. R.; **BERNARDON, D.P.**; KROEFF, D. G. ; MARTINS, E. S. ; VARGAS, E. L. ; SANTOS, L. L. C. ; KNAK NETO, N. ; MILBRADT, R. G. ; PRESSI, R. ; VIANA, S. . Diagnóstico de Redes de Distribuição no Horizonte de Curto e Médio Prazo. 2016.

Patente: Programa de Computador. Número do registro: BR512016001445-8, data de registro: 31/10/2016, título: "Diagnóstico de Redes de Distribuição no Horizonte de Curto e Médio Prazo" , Instituição de registro: INPI - Instituto Nacional da Propriedade Industrial.

REFERÊNCIAS

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA (ANEEL). **PRODIST - Módulo 2**. Disponível em: <http://www.aneel.gov.br/documents/656827/14866914/Módulo2_Revisão7.pdf/c1cf5bd8-b2bc-4d57-9b42-285a7fd8c2a5>. Acesso em: 4 fev. 2017.

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA (ANEEL). **Nota Técnica nº 311/2010**. Disponível em: <http://www.aneel.gov.br/aplicacoes/audiencia/arquivo/2010/048/documento/nota_tecnica_nº_311-proret.pdf>. Acesso em: 4 fev. 2017.

ANEEL. **Tarifa Branca**. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/area.cfm?idArea=781>>. Acesso em: 4 fev. 2017.

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA (ANEEL). **RESOLUÇÃO NORMATIVA Nº 687, DE 24 DE NOVEMBRO DE 2015**, 2015. Acesso em: 4 fev. 2017

AHMADIGORJI, M.; AMJADY, N. A multiyear DG-incorporated framework for expansion planning of distribution networks using binary chaotic shark smell optimization algorithm. **Energy**, v. 102, p. 199–215, 2016.

ALBADI, M. H.; EL-SAADANY, E. F. A summary of demand response in electricity markets. **Electric Power Systems Research**, v. 78, n. 11, p. 1989–1996, 2008.

ARMSTRONG, M. M. et al. Synthetically derived profiles for representing occupant-driven electric loads in Canadian housing. **Journal of Building Performance Simulation**, v. 2, n. 1, p. 15–30, mar. 2009.

ASENSIO, M. et al. Joint Distribution Network and Renewable Energy Expansion Planning considering Demand Response and Energy Storage– Part I: Stochastic Programming Model. **IEEE Transactions on Smart Grid**, p. 1–1, 2016a.

ASENSIO, M. et al. Joint Distribution Network and Renewable Energy Expansion Planning considering Demand Response and Energy Storage– Part II: Numerical Results and considered Metrics. **IEEE Transactions on Smart Grid**, p. 1–1, 2016b.

BARAN, M. E.; WU, F. F. Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 4, n. 2, p. 1401–1407, abr. 1989.

BEHBOODI, S. et al. Renewable resources portfolio optimization in the presence of demand response. **Applied Energy**, v. 162, p. 139–148, 2016.

BERNARDON, D. P. et al. **Sistemas de Distribuição no Contexto das Redes Elétricas Inteligentes**. Santa Maria: Editora Pallotti, 2016.

BREMERMANN, L. E. et al. Impact Evaluation of the Large Scale Integration of Electric Vehicles in the Security of Supply. 2014a.

BREMERMANN, L. E. **Impact Evaluation of the Large Scale Integration of Electric Vehicles in the Security of Supply**. (Tese de Doutorado). Universidade do Porto, 2014.

BREMERMANN, L. E. et al. Electric vehicle models for evaluating the security of supply. **Electric Power Systems Research**, v. 111, p. 32–39, jun. 2014b.

CGEE. **Redes Elétricas Inteligentes: contexto nacional**. Brasília: [s.n.]. Disponível em: <www.cgee.org.br/atividades/redirect/8050>. Acesso em: 4 fev. 2017.

COLMENAR-SANTOS, A. et al. Distributed generation: A review of factors that can contribute most to achieve a scenario of DG units embedded in the new distribution networks. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 59, p. 1130–1148, 2016.

DEB, K. **Multi-Objective Optimization Using Evolutionary Algorithms**. Chichester: John Wiley & Sons, Ltd., 2001.

DEL VALLE, Y. et al. Particle Swarm Optimization: Basic Concepts, Variants and Applications in Power Systems. **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, v. 12, n. 2, p. 171–195, abr. 2008.

DIAZ-DORADO, E.; CIDRAS, J.; MIGUEZ, E. Application of evolutionary algorithms for the planning of urban distribution networks of medium voltage. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 17, n. 3, p. 879–884, ago. 2002.

EID, C. et al. Market integration of local energy systems: Is local energy management compatible with European regulation for retail competition? **Energy**, v. 114, p. 913–922, 2016.

EL-KADY, M. A. Computer-Aided Planning of Distribution Substation and Primary Feeders. **IEEE Power Engineering Review**, v. PER-4, n. 6, p. 28–29, jun. 1984.

ENERGY AGENCY, I. The Power to Choose -- Demand Response in Liberalised Electricity Markets. 2003.

FARRET, F. A. **Aproveitamentos de Pequenas Fontes de Energia Elétrica**. Santa

Maria: [s.n.].

FEUERRIEGEL, S.; NEUMANN, D. Integration scenarios of Demand Response into electricity markets : Load shifting , financial savings and policy implications. **Energy Policy**, v. 96, p. 231–240, 2016.

FIGUEIRO, I. C. **A Tarifa Horária Para os Consumidores Residenciais Sob o Foco das Redes Elétricas Inteligentes - REI**. (Dissertação de Mestrado). Universidade Federal de Santa Maria (UFSM), 2013.

FRANCO, J. F.; RIDER, M. J.; ROMERO, R. A mixed-integer quadratically-constrained programming model for the distribution system expansion planning. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 62, p. 265–272, nov. 2014.

FUENTES, M. et al. Application and validation of algebraic methods to predict the behaviour of crystalline silicon PV modules in Mediterranean climates. **Solar Energy**, v. 81, n. 11, p. 1396–1408, 2007.

GANGULY, S.; SAHOO, N. C.; DAS, D. Multi-objective particle swarm optimization based on fuzzy-Pareto-dominance for possibilistic planning of electrical distribution systems incorporating distributed generation. **Fuzzy Sets and Systems**, v. 213, p. 47–73, fev. 2013.

GANGULY, S.; SAHOO, N.; DAS, D. Multi-objective planning of electrical distribution systems using particle swarm optimization. ... **Systems, 2009. EPECS'09.**, 2009.

GODINA, R. et al. Innovative impact assessment of electric vehicles charging loads on distribution transformers using real data. **Energy Conversion and Management**, v. 120, p. 206–216, 2016.

GONEN, T. **Electric Power Distribution System Engineering**. 2nd. ed. London: CRC Press, 2007.

GONEN, T.; RAMIREZ-ROSADO, I. J. Review of distribution system planning models: a model for optimal multistage planning. v. 133, n. 7, p. 397–408, 1986.

GRANDJEAN, A.; ADNOT, J.; BINET, G. A review and an analysis of the residential electric load curve models. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 16, n. 9, p. 6539–6565, 2012.

HAYN, M.; BERTSCH, V.; FICHTNER, W. Electricity load profiles in Europe: The importance of household segmentation. **Energy Research and Social Science**, v. 3,

n. C, p. 30–45, 2014.

HEMMATI, R.; HOOSHMAND, R.-A.; TAHERI, N. Distribution network expansion planning and DG placement in the presence of uncertainties. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 73, p. 665–673, 2015.

INPE, I. N. D. P. E. **SONDA - Sistema de Organização Nacional de Dados Ambientais**. Disponível em: <<http://sonda.ccst.inpe.br/basedados/saomartinho.html>>. Acesso em: 4 fev. 2017.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Resultados do Censo IBGE 2010**. Disponível em: <<http://www.censo2010.ibge.gov.br/apps/mapa/>>. Acesso em: 2 fev. 2017.

INSTITUTO NACIONAL DE ESTATÍSTICA. **Inquérito da mobilidade da população residente**. Porto: [s.n.]. Disponível em: <https://www.ine.pt/ngt_server/attachfileu.jsp?look_parentBoui=7251068&att_display=n&att_download=y>. Acesso em: 4 fev. 2017.

IPEA. **Sistema de Indicadores de Percepção Social sobre Mobilidade Urbana**. Brasília: [s.n.]. Disponível em: <http://www.ipea.gov.br/portal/images/stories/PDFs/SIPS/110504_sips_mobilidadeurbana.pdf>. Acesso em: 4 fev. 2017.

ISTABREEZE. **Aerogerador Ista Breeze 500-i**. Disponível em: <https://www.istabreeze.com/online/index.php?route=product/product&path=59&product_id=60>. Acesso em: 31 jan. 2017.

JIANFENG, W. et al. Charging demand for electric vehicle based on stochastic analysis of trip chain. **IET Generation, Transmission & Distribution**, v. 10, n. 11, p. 2689–2698, 2016.

KAGAN, N. et al. **Redes Elétricas Inteligentes no Brasil: análise de custos e benefícios de um plano nacional de implantação**. Rio de Janeiro: Synergia, 2013.

KAGAN, N.; ROBBA, E. J.; DE OLIVEIRA, C. C. B. **Introdução aos Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica**. São Paulo: Editora Blucher, 2005.

KARAKITSIOS, I.; KARFOPOULOS, E.; HATZIARGYRIOU, N. Impact of dynamic and static fast inductive charging of electric vehicles on the distribution network. **Electric Power Systems Research**, v. 140, p. 107–115, 2015.

KARIMYAN, P. et al. Long term scheduling for optimal allocation and sizing of DG unit considering load variations and DG type. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 54, p. 277–287, jan. 2014.

KHODABAKHSHIAN, A.; ANDISHGAR, M. H. Simultaneous placement and sizing of DGs and shunt capacitors in distribution systems by using IMDE algorithm. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 82, p. 599–607, 2016.

KHODR, H. M. et al. **Optimization techniques for power distribution planning with uncertainties: A comparative study** 2009 IEEE Power & Energy Society General Meeting. **Anais...IEEE**, jul. 2009 Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=5275569>>. Acesso em: 16 set. 2014

KROPOSKI, B. et al. **A comparison of photovoltaic module performance evaluation methodologies for energy ratings** Proceedings of 1994 IEEE 1st World Conference on Photovoltaic Energy Conversion - WCPEC (A Joint Conference of PVSC, PVSEC and PSEC). **Anais...IEEE**, [s.d.] Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/520096/>>. Acesso em: 13 out. 2016

KUWABARA, H.; NARA, K. Multi-year and multi-state distribution systems expansion planning by multi-stage branch exchange. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 12, n. 1, p. 457–463, 1997.

LAVORATO, M. et al. A Constructive Heuristic Algorithm for Distribution System Planning. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 25, n. 3, p. 1734–1742, ago. 2010a.

LAVORATO, M. et al. A Constructive Heuristic Algorithm for Distribution System Planning. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 25, n. 3, p. 1734–1742, ago. 2010b.

MACIEL, R. S. et al. Multi-objective evolutionary particle swarm optimization in the assessment of the impact of distributed generation. **Electric Power Systems Research**, v. 89, p. 100–108, ago. 2012.

MALLET, P. et al. Power to the People!: European Perspectives on the Future of Electric Distribution. **IEEE Power and Energy Magazine**, v. 12, n. 2, p. 51–64, mar. 2014.

MARTÍNEZ CESEÑA, E. A.; TURNHAM, V.; MANCARELLA, P. Regulatory capital and social trade-offs in planning of smart distribution networks with application to demand response solutions. **Electric Power Systems Research**, v. 141, p. 63–72, 2016.

MATHLOUTHI, W.; FREDETTE, M.; LAROCQUE, D. **Regression trees and forests for non-homogeneous Poisson processes** *Statistics & Probability Letters*. [s.l.: s.n.].

MELLO, A. P. C. DE. **Reconfiguração de Redes de Distribuição Considerando Multivariáveis e Geração Distribuída**. (Dissertação de Mestrado) Universidade Federal de Santa Maria, 2014.

MENDOZA, F.; BERNAL-AGUSTIN, J. L.; DOMINGUEZ-NAVARRO, J. A. NSGA and SPEA Applied to Multiobjective Design of Power Distribution Systems. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 21, n. 4, p. 1938–1945, nov. 2006.

MIGUEZ, E. et al. An improved branch-exchange algorithm for large-scale distribution network planning. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 17, n. 4, p. 931–936, nov. 2002.

MIRANDA, V. Probabilistic choice vs. risk analysis - conflicts and synthesis in power system planning. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 13, n. 3, p. 1038–1043, 1998.

MIRANDA, V.; FONSECA, N. **EPSO - best-of-two-worlds meta-heuristic applied to power system problems** Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation. CEC'02 (Cat. No.02TH8600). **Anais...IEEE**, 2002 Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=1004393>>. Acesso em: 27 jul. 2016

MIRANDA, V.; KEKO, H.; JARAMILLO, A. EPSO: Evolutionary Particle Swarms. In: [s.l.] Springer Berlin Heidelberg, 2007. p. 139–167.

MIRANDA, V.; RANITO, J. V.; PROENCA, L. M. Genetic algorithms in optimal multistage distribution network planning. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 9, n. 4, p. 1927–1933, 1994.

MOCCI, S. et al. Demand side integration in LV smart grids with multi-agent control system. **Electric Power Systems Research**, v. 125, p. 23–33, 2015.

MOKRYANI, G. ScienceDirect Active distribution networks planning with integration of demand response. **Solar Energy**, v. 122, p. 1362–1370, 2015.

MORI, H.; YAMADA, Y. **An Efficient Multi-objective Meta-heuristic Method for Distribution Network Expansion Planning** 2007 IEEE Lausanne Power Tech. **Anais...IEEE**, jul. 2007 Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=4538346>>. Acesso

em: 1 out. 2014

MORI, H.; YOSHIDA, T. **Probabilistic distribution network expansion planning with multi-objective Memetic Algorithm** 2008 IEEE Canada Electric Power Conference. **Anais...IEEE**, out. 2008 Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=4763352>>. Acesso em: 1 out. 2014

NAHMAN, J. M.; PERIC, D. M. Optimal Planning of Radial Distribution Networks by Simulated Annealing Techniq

ue. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 23, n. 2, p. 790–795, maio 2008.

NOLAN, S.; O'MALLEY, M. Challenges and barriers to demand response deployment and evaluation. **Applied Energy**, v. 152, p. 1–10, 2015.

OSTERWALD, C. R. Translation of device performance measurements to reference conditions. **Solar Cells**, v. 18, n. 3–4, p. 269–279, set. 1986.

PAATERO, J. V.; LUND, P. D. A model for generating household electricity load profiles. **International Journal of Energy Research**, v. 30, n. 5, p. 273–290, abr. 2006.

PARADA, V. et al. Optimization of Electrical Distribution Feeders Using Simulated Annealing. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 19, n. 3, p. 1135–1141, jul. 2004.

PHILIPPOU, N. et al. Effective dynamic tariffs for price-based Demand Side Management with grid-connected PV systems. **2015 IEEE Eindhoven PowerTech, PowerTech 2015**, 2015.

PICCIARIELLO, A. et al. Electricity distribution tariffs and distributed generation: Quantifying cross-subsidies from consumers to prosumers. **Utilities Policy**, v. 37, p. 23–33, 2015a.

PICCIARIELLO, A. et al. Distributed generation and distribution pricing: Why do we need new tariff design methodologies? **Electric Power Systems Research**, v. 119, p. 370–376, fev. 2015b.

PONNAVAIKKO, N.; RAO, K. S. P.; VENKATA, S. S. Distribution System Planning through a Quadratic Mixed Integer Programming Approach. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 2, n. 4, p. 1157–1163, 1987.

POPOVIĆ, Ž. N.; KERLETA, V. D.; POPOVIĆ, D. S. Hybrid simulated annealing and mixed integer linear programming algorithm for optimal planning of radial distribution networks with distributed generation. **Electric Power Systems Research**, v. 108, p.

211–222, mar. 2014.

PORKAR, S. et al. **A new framework for large distribution system optimal planning in a competitive electricity market** 2010 IEEE International Energy Conference. **Anais...IEEE**, dez. 2010 Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=5771675>>. Acesso em: 12 nov. 2013

POULLIKKAS, A. A comparative assessment of net metering and feed in tariff schemes for residential PV systems. **Sustainable Energy Technologies and Assessments**, v. 3, p. 1–8, set. 2013.

PROCEL, I. **SINPHA - Sistema de Informação de Posses e Hábitos de Uso de Aparelhos Elétricos**. Disponível em: <<http://www.procelinfo.com.br/main.asp?View=%7BA6340DFB-8A42-41FC-A79D-B43A839B00E9%7D&Team=¶ms=itemID=%7BA797016A-8D13-4E7B-B5C3-0ECE28880269%7D;&UIPartUID=%7B05734935-6950-4E3F-A182-629352E9EB18%7D>>. Acesso em: 4 fev. 2017.

RAIA JR., A. A.; CORRÊA, F. **PADRÕES DE MOBILIDADE EM DOIS CENTROS URBANOS BRASILEIROS** 2º Congresso Luso Brasileiro para o Planeamento, Urbano, Regional, Integrado, Sustentável. **Anais...Braga**: 2006. Disponível em: <<http://redpgv.coppe.ufrj.br/index.php/es/produccion/articulos-cientificos/2006-1/273-raiajr-correa-pluris2006/file>>. Acesso em: 4 fev. 2017.

RAMIREZ-ROSADO, I. J.; DOMINGUEZ-NAVARRO, J. A. New Multiobjective Tabu Search Algorithm for Fuzzy Optimal Planning of Power Distribution Systems. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 21, n. 1, p. 224–233, fev. 2006.

RATNAM, E. L.; WELLER, S. R.; KELLETT, C. M. Scheduling residential battery storage with solar PV: Assessing the benefits of net metering. **Applied Energy**, v. 155, p. 881–891, 2015.

RAU, N. S. Optimum location of resources in distributed planning. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 9, n. 4, p. 2014–2020, 1994.

ROMERO, R. et al. Analysis of heuristic algorithms for the transportation model in static and multistage planning in network expansion systems. **IEE Proceedings - Generation, Transmission and Distribution**, v. 150, n. 5, p. 521, 2003.

SATCHWELL, A.; MILLS, A.; BARBOSE, G. Quantifying the financial impacts of net-metered PV on utilities and ratepayers. **Energy Policy**, v. 80, p. 133–144, maio 2015.

SCHILLER, J.; SRINIVASAN, R. A.; SPIEGEL, M. **Schaum's Outline of Probability**

and Statistics. 4^a edição ed. [s.l.] McGraw-Hill Education, 2012.

SEDGHI, M.; AHMADIAN, A.; ALIAKBAR-GOLKAR, M. Assessment of optimization algorithms capability in distribution network planning: Review, comparison and modification techniques. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 66, p. 415–434, 2016.

SEDGHI, M.; ALIAKBAR-GOLKAR, M.; HAGHIFAM, M.-R. Distribution network expansion considering distributed generation and storage units using modified PSO algorithm. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 52, p. 221–230, 2013.

SHAREEF, H.; ISLAM, M. M.; MOHAMED, A. A review of the stage-of-the-art charging technologies, placement methodologies, and impacts of electric vehicles. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 64, p. 403–420, 2016.

SIANO, P.; SARNO, D. Assessing the benefits of residential demand response in a real time distribution energy market. **Applied Energy**, v. 161, p. 533–551, 2016.

SOLAR, C. **Painel solar 265W - Ficha técnica**. Disponível em: <http://www.canadiansolar.com/downloads/datasheets/v5.4/Canadian_Solar-Datasheet-CS6PPSD_SmartDC-v5.4en.pdf>. Acesso em: 21 jan. 2017.

SUN, W. et al. Optimization-based Strategies towards a Self- healing Smart Grid. p. 1–6, 2012.

TAVAKOLI BINA, V.; AHMADI, D. Stochastic modeling for scheduling the charging demand of EV in distribution systems using copulas. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 71, p. 15–25, out. 2015.

VALLÉS, M. et al. Economic benefits of integrating Active Demand in distribution network planning: A Spanish case study. **Electric Power Systems Research**, v. 136, p. 331–340, 2016.

VASILJEVSKA, J.; PEÇAS LOPES, J. A.; MATOS, M. A. Integrated micro-generation, load and energy storage control functionality under the multi micro-grid concept. **Electric Power Systems Research**, v. 95, p. 292–301, 2013.

VELDMAN, E.; VERZIILBERGH, R. A. Distribution grid impacts of smart electric vehicle charging from different perspectives. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 6, n. 1, p. 333–342, 2015.

WALL, D. L.; THOMPSON, G. L.; NORTHCOTE-GREEN, J. E. D. An Optimization Model for Planning Radial Distribution Networks. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, v. PAS-98, n. 3, p. 1061–1068, maio 1979.

WILLIS, H. L. **Power Distribution Planning Reference Book**. Second Edition. New York: Marcel Dekker, 2004.

XIANG, Y. et al. Economic planning of electric vehicle charging stations considering traffic constraints and load profile templates. **Applied Energy**, v. 178, p. 647–659, 2016.

YOUSSEF, H.; HACKAM, R.; ABU-EL-MAGD, M. Novel Optimization Model For Long Range Distribution Planning. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, v. PAS-104, n. 11, p. 3195–3202, nov. 1985.

ZALA, H. N.; ABHYANKAR, A. R. A novel approach to design time of use tariff using load profiling and decomposition. **2014 IEEE International Conference on Power Electronics, Drives and Energy Systems (PEDES)**, p. 1–6, 2014.

ZENG, Z. et al. Policies and demonstrations of micro-grids in China: A review. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 29, p. 701–718, jan. 2014.

ZHENG, Y. et al. Electric vehicle battery charging/swap stations in distribution systems: Comparison study and optimal planning. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 29, n. 1, p. 221–229, 2014.

ZIARI, I. et al. Integrated Distribution Systems Planning to Improve Reliability Under Load Growth. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 27, n. 2, p. 757–765, abr. 2012.

ZIMMERMAN, R. D.; MURILLO-SANCHEZ, C. E.; THOMAS, R. J. MATPOWER: Steady-State Operations, Planning, and Analysis Tools for Power Systems Research and Education. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 26, n. 1, p. 12–19, fev. 2011.

ZIO, E. et al. Monte Carlo simulation-based probabilistic assessment of DG penetration in medium voltage distribution networks. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 64, p. 852–860, jan. 2015.

APÊNDICE A

Este apêndice apresenta as Curvas Típicas para consumidores de BT com GD.

Residencial - Faixa 1 - Eólico

Hora	Outono					Inverno					Primavera					Verão				
	Quantil					Quantil					Quantil					Quantil				
	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1
1	-0,46	-0,10	-0,03	0,03	0,36	-0,40	-0,29	-0,07	0,02	0,38	-0,34	-0,09	-0,06	0,05	0,28	-0,34	-0,09	-0,06	0,05	0,28
2	-0,50	-0,18	-0,08	0,05	0,33	-0,69	-0,38	-0,14	-0,04	0,30	-0,40	-0,12	-0,07	-0,01	0,25	-0,40	-0,12	-0,07	-0,01	0,25
3	-0,46	-0,18	-0,12	0,04	0,32	-0,63	-0,37	-0,16	-0,08	0,24	-0,48	-0,17	-0,10	-0,06	0,25	-0,48	-0,17	-0,10	-0,06	0,25
4	-0,45	-0,14	-0,10	0,05	0,33	-0,73	-0,41	-0,15	-0,06	0,27	-0,40	-0,19	-0,08	-0,04	0,28	-0,40	-0,19	-0,08	-0,04	0,28
5	-0,47	-0,18	-0,11	-0,04	0,27	-0,80	-0,46	-0,19	-0,01	0,23	-0,40	-0,14	-0,08	0,00	0,28	-0,40	-0,14	-0,08	0,00	0,28
6	-0,38	-0,12	-0,03	0,02	0,39	-0,56	-0,38	-0,08	0,03	0,31	-0,38	-0,16	-0,06	0,03	0,28	-0,38	-0,16	-0,06	0,03	0,28
7	-0,21	0,08	0,13	0,25	0,56	-0,35	-0,21	0,08	0,20	0,47	-0,29	-0,02	0,04	0,12	0,36	-0,29	-0,02	0,04	0,12	0,36
8	-0,18	0,05	0,17	0,24	0,58	-0,32	-0,18	0,09	0,25	0,54	-0,27	-0,04	0,05	0,16	0,43	-0,27	-0,04	0,05	0,16	0,43
9	-0,26	-0,04	0,09	0,19	0,49	-0,41	-0,26	0,04	0,14	0,48	-0,31	-0,06	0,02	0,13	0,39	-0,31	-0,06	0,02	0,13	0,39
10	-0,36	-0,14	-0,01	0,08	0,38	-0,50	-0,36	-0,05	0,08	0,36	-0,32	-0,07	0,01	0,16	0,38	-0,32	-0,07	0,01	0,16	0,38
11	-0,36	-0,10	-0,01	0,10	0,40	-0,47	-0,36	-0,07	0,04	0,38	-0,26	0,03	0,06	0,15	0,41	-0,26	0,03	0,06	0,15	0,41
12	-0,28	-0,01	0,07	0,17	0,44	-0,44	-0,28	0,03	0,16	0,40	-0,23	0,13	0,19	0,34	0,52	-0,23	0,13	0,19	0,34	0,52
13	-0,30	-0,05	0,05	0,21	0,46	-0,37	-0,24	0,02	0,16	0,42	-0,18	0,12	0,20	0,32	0,51	-0,18	0,12	0,20	0,32	0,51
14	-0,34	-0,11	0,02	0,26	0,42	-0,40	-0,16	0,02	0,14	0,39	-0,31	0,05	0,16	0,28	0,41	-0,31	0,05	0,16	0,28	0,41
15	-0,32	-0,05	0,05	0,28	0,41	-0,47	-0,13	0,05	0,17	0,42	-0,38	0,07	0,17	0,32	0,41	-0,38	0,07	0,17	0,32	0,41
16	-0,28	0,04	0,09	0,25	0,46	-0,35	-0,04	0,10	0,25	0,43	-0,54	0,09	0,18	0,32	0,42	-0,54	0,09	0,18	0,32	0,42
17	-0,27	0,12	0,19	0,33	0,52	-0,41	0,08	0,17	0,35	0,50	-0,43	0,12	0,23	0,36	0,46	-0,43	0,12	0,23	0,36	0,46
18	-0,10	0,23	0,30	0,48	0,63	-0,31	0,22	0,29	0,45	0,63	-0,12	0,21	0,34	0,46	0,56	-0,12	0,21	0,34	0,46	0,56
19	0,04	0,38	0,45	0,64	0,75	0,01	0,37	0,42	0,57	0,78	0,28	0,61	0,72	0,86	0,93	0,28	0,61	0,72	0,86	0,93
20	0,22	0,55	0,64	0,79	0,93	0,13	0,55	0,60	0,72	0,94	0,24	0,56	0,63	0,81	0,92	0,24	0,56	0,63	0,81	0,92
21	0,18	0,53	0,60	0,77	0,88	0,17	0,51	0,56	0,67	0,94	0,06	0,37	0,45	0,63	0,71	0,06	0,37	0,45	0,63	0,71
22	0,00	0,35	0,39	0,62	0,73	0,00	0,28	0,37	0,48	0,74	-0,12	0,23	0,31	0,47	0,59	-0,12	0,23	0,31	0,47	0,59
23	-0,09	0,23	0,27	0,39	0,67	-0,09	0,11	0,25	0,35	0,61	-0,09	0,15	0,22	0,37	0,51	-0,09	0,15	0,22	0,37	0,51
24	-0,41	0,04	0,07	0,19	0,48	-0,31	-0,18	0,04	0,13	0,41	-0,31	0,03	0,06	0,21	0,41	-0,31	0,03	0,06	0,21	0,41

Residencial - Faixa 2 - Eólico

Hora	Outono					Inverno					Primavera					Verão				
	Quantil					Quantil					Quantil					Quantil				
	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1
1	-0,76	-0,22	-0,09	-0,01	0,30	-0,68	-0,34	-0,18	-0,03	0,32	-0,51	-0,15	-0,03	0,05	0,28	-0,51	-0,15	-0,03	0,05	0,28
2	-0,80	-0,30	-0,13	-0,03	0,27	-1,04	-0,42	-0,24	-0,09	0,24	-0,60	-0,20	-0,08	-0,02	0,23	-0,60	-0,20	-0,08	-0,02	0,23
3	-0,73	-0,32	-0,16	-0,02	0,25	-0,96	-0,44	-0,25	-0,12	0,18	-0,70	-0,23	-0,11	-0,06	0,23	-0,70	-0,23	-0,11	-0,06	0,23
4	-0,76	-0,34	-0,18	-0,04	0,23	-1,12	-0,48	-0,29	-0,13	0,18	-0,63	-0,27	-0,13	-0,07	0,22	-0,63	-0,27	-0,13	-0,07	0,22
5	-0,76	-0,35	-0,19	-0,10	0,20	-1,18	-0,49	-0,30	-0,11	0,16	-0,63	-0,23	-0,11	-0,05	0,23	-0,63	-0,23	-0,11	-0,05	0,23
6	-0,68	-0,25	-0,11	-0,03	0,31	-0,90	-0,41	-0,22	-0,05	0,24	-0,61	-0,23	-0,10	-0,03	0,23	-0,61	-0,23	-0,10	-0,03	0,23
7	-0,57	-0,14	0,01	0,09	0,41	-0,74	-0,29	-0,10	0,07	0,34	-0,44	-0,06	0,08	0,17	0,40	-0,44	-0,06	0,08	0,17	0,40
8	-0,54	-0,11	0,04	0,11	0,43	-0,72	-0,27	-0,08	0,09	0,40	-0,45	-0,08	0,07	0,18	0,42	-0,45	-0,08	0,07	0,18	0,42
9	-0,58	-0,15	-0,01	0,09	0,38	-0,77	-0,31	-0,12	0,04	0,37	-0,51	-0,13	0,01	0,11	0,36	-0,51	-0,13	0,01	0,11	0,36
10	-0,56	-0,15	0,01	0,11	0,40	-0,73	-0,29	-0,09	0,12	0,39	-0,50	-0,12	0,03	0,16	0,37	-0,50	-0,12	0,03	0,16	0,37
11	-0,48	-0,08	0,09	0,20	0,49	-0,61	-0,21	-0,02	0,15	0,48	-0,45	-0,06	0,08	0,16	0,40	-0,45	-0,06	0,08	0,16	0,40
12	-0,47	-0,02	0,11	0,21	0,47	-0,67	-0,20	-0,02	0,17	0,44	-0,50	0,01	0,14	0,27	0,44	-0,50	0,01	0,14	0,27	0,44
13	-0,45	-0,03	0,13	0,28	0,52	-0,53	-0,13	0,09	0,22	0,49	-0,47	0,00	0,09	0,22	0,39	-0,47	0,00	0,09	0,22	0,39
14	-0,57	-0,15	0,02	0,22	0,40	-0,65	-0,19	0,01	0,13	0,38	-0,57	-0,01	0,08	0,22	0,34	-0,57	-0,01	0,08	0,22	0,34
15	-0,58	-0,13	0,02	0,22	0,37	-0,77	-0,19	0,00	0,13	0,37	-0,63	0,03	0,13	0,27	0,37	-0,63	0,03	0,13	0,27	0,37
16	-0,54	-0,07	0,07	0,21	0,42	-0,63	-0,13	0,07	0,20	0,39	-0,82	0,05	0,14	0,28	0,38	-0,82	0,05	0,14	0,28	0,38
17	-0,61	-0,02	0,08	0,22	0,41	-0,79	-0,08	0,07	0,23	0,39	-0,74	0,03	0,13	0,26	0,37	-0,74	0,03	0,13	0,26	0,37
18	-0,37	0,13	0,26	0,42	0,58	-0,64	0,09	0,24	0,39	0,57	-0,36	0,17	0,26	0,40	0,49	-0,36	0,17	0,26	0,40	0,49
19	-0,21	0,29	0,42	0,59	0,72	-0,25	0,27	0,40	0,54	0,74	0,05	0,57	0,66	0,79	0,87	0,05	0,57	0,66	0,79	0,87
20	-0,01	0,52	0,63	0,78	0,91	-0,13	0,48	0,60	0,71	0,92	0,12	0,61	0,69	0,84	0,97	0,12	0,61	0,69	0,84	0,97
21	0,01	0,54	0,65	0,81	0,94	0,01	0,50	0,62	0,72	0,99	-0,18	0,30	0,40	0,56	0,65	-0,18	0,30	0,40	0,56	0,65
22	-0,15	0,34	0,47	0,67	0,79	-0,15	0,28	0,43	0,52	0,80	-0,33	0,21	0,29	0,43	0,56	-0,33	0,21	0,29	0,43	0,56
23	-0,21	0,26	0,39	0,50	0,76	-0,21	0,19	0,35	0,45	0,72	-0,33	0,07	0,14	0,28	0,42	-0,33	0,07	0,14	0,28	0,42
24	-0,68	-0,07	0,07	0,18	0,46	-0,55	-0,18	0,01	0,13	0,40	-0,52	-0,05	0,06	0,18	0,37	-0,52	-0,05	0,06	0,18	0,37

Residencial - Faixa 3 - Eólico

Hora	Outono					Inverno					Primavera					Verão				
	Quantil					Quantil					Quantil					Quantil				
	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1
1	-0,86	-0,27	-0,18	0,01	0,38	-0,76	-0,51	-0,23	-0,05	0,40	-0,70	-0,27	-0,19	-0,01	0,31	-0,70	-0,27	-0,19	-0,01	0,31
2	-0,95	-0,41	-0,28	-0,10	0,29	-1,24	-0,66	-0,36	-0,19	0,26	-0,79	-0,31	-0,23	-0,06	0,28	-0,79	-0,31	-0,23	-0,06	0,28
3	-0,87	-0,41	-0,32	-0,09	0,27	-1,13	-0,65	-0,39	-0,21	0,20	-0,90	-0,34	-0,26	-0,11	0,29	-0,90	-0,34	-0,26	-0,11	0,29
4	-0,89	-0,41	-0,31	-0,11	0,26	-1,31	-0,73	-0,41	-0,21	0,21	-0,80	-0,38	-0,26	-0,10	0,30	-0,80	-0,38	-0,26	-0,10	0,30
5	-0,88	-0,43	-0,31	-0,11	0,24	-1,37	-0,72	-0,40	-0,15	0,19	-0,79	-0,34	-0,24	-0,08	0,30	-0,79	-0,34	-0,24	-0,08	0,30
6	-0,88	-0,42	-0,31	-0,13	0,26	-1,14	-0,72	-0,38	-0,18	0,19	-0,73	-0,27	-0,18	0,01	0,35	-0,73	-0,27	-0,18	0,01	0,35
7	-0,71	-0,25	-0,14	0,04	0,43	-0,92	-0,56	-0,22	0,01	0,35	-0,62	-0,16	-0,04	0,12	0,45	-0,62	-0,16	-0,04	0,12	0,45
8	-0,64	-0,19	-0,08	0,09	0,49	-0,86	-0,48	-0,16	0,07	0,46	-0,54	-0,11	0,02	0,22	0,58	-0,54	-0,11	0,02	0,22	0,58
9	-0,62	-0,20	-0,06	0,13	0,50	-0,84	-0,48	-0,14	0,09	0,49	-0,52	-0,07	0,05	0,25	0,59	-0,52	-0,07	0,05	0,25	0,59
10	-0,53	-0,12	0,03	0,21	0,59	-0,74	-0,39	-0,04	0,22	0,57	-0,54	-0,10	0,03	0,25	0,58	-0,54	-0,10	0,03	0,25	0,58
11	-0,50	-0,07	0,07	0,26	0,64	-0,66	-0,34	-0,01	0,21	0,62	-0,59	-0,11	-0,01	0,17	0,51	-0,59	-0,11	-0,01	0,17	0,51
12	-0,56	-0,09	0,01	0,19	0,54	-0,79	-0,40	-0,07	0,16	0,50	-0,74	-0,14	0,00	0,21	0,47	-0,74	-0,14	0,00	0,21	0,47
13	-0,57	-0,13	0,02	0,25	0,57	-0,66	-0,32	-0,03	0,18	0,53	-0,68	-0,16	0,00	0,18	0,43	-0,68	-0,16	0,00	0,18	0,43
14	-0,57	-0,13	0,03	0,35	0,57	-0,66	-0,15	0,01	0,20	0,54	-0,66	-0,04	0,13	0,32	0,51	-0,66	-0,04	0,13	0,32	0,51
15	-0,62	-0,13	0,00	0,29	0,49	-0,84	-0,23	-0,03	0,16	0,50	-0,81	-0,05	0,15	0,33	0,48	-0,81	-0,05	0,15	0,33	0,48
16	-0,64	-0,14	0,00	0,19	0,48	-0,75	-0,19	0,00	0,20	0,44	-1,08	-0,03	0,12	0,30	0,46	-1,08	-0,03	0,12	0,30	0,46
17	-0,60	0,00	0,18	0,33	0,59	-0,81	-0,03	0,12	0,35	0,57	-0,83	0,08	0,26	0,43	0,60	-0,83	0,08	0,26	0,43	0,60
18	-0,48	0,04	0,22	0,42	0,63	-0,79	0,02	0,16	0,39	0,63	-0,35	0,21	0,41	0,59	0,75	-0,35	0,21	0,41	0,59	0,75
19	-0,24	0,29	0,42	0,67	0,84	-0,29	0,27	0,40	0,59	0,87	-0,18	0,39	0,56	0,75	0,88	-0,18	0,39	0,56	0,75	0,88
20	-0,28	0,26	0,42	0,62	0,80	-0,42	0,23	0,35	0,55	0,81	-0,13	0,41	0,56	0,79	0,96	-0,13	0,41	0,56	0,79	0,96
21	-0,26	0,28	0,45	0,65	0,82	-0,27	0,27	0,37	0,52	0,88	-0,30	0,25	0,42	0,63	0,77	-0,30	0,25	0,42	0,63	0,77
22	-0,15	0,39	0,50	0,78	0,95	-0,15	0,32	0,44	0,61	0,96	-0,48	0,12	0,28	0,48	0,66	-0,48	0,12	0,28	0,48	0,66
23	-0,35	0,15	0,25	0,45	0,79	-0,35	0,00	0,21	0,38	0,73	-0,44	-0,01	0,12	0,33	0,53	-0,44	-0,01	0,12	0,33	0,53
24	-0,76	-0,08	0,00	0,19	0,57	-0,61	-0,30	-0,03	0,13	0,50	-0,68	-0,11	-0,01	0,19	0,47	-0,68	-0,11	-0,01	0,19	0,47

Residencial - Faixa 4 - Eólico

Hora	Outono					Inverno					Primavera					Verão				
	Quantil					Quantil					Quantil					Quantil				
	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1
1	-1,01	-0,34	-0,22	-0,09	0,44	-0,90	-0,65	-0,30	-0,12	0,47	-0,87	-0,32	-0,23	-0,01	0,45	-0,87	-0,32	-0,23	-0,01	0,45
2	-1,07	-0,47	-0,31	-0,11	0,39	-1,41	-0,77	-0,41	-0,22	0,33	-0,96	-0,34	-0,23	-0,10	0,43	-0,96	-0,34	-0,23	-0,10	0,43
3	-1,03	-0,50	-0,40	-0,12	0,32	-1,34	-0,84	-0,48	-0,32	0,21	-1,12	-0,40	-0,28	-0,17	0,45	-1,12	-0,40	-0,28	-0,17	0,45
4	-1,06	-0,52	-0,41	-0,16	0,29	-1,56	-0,91	-0,51	-0,32	0,21	-1,00	-0,48	-0,28	-0,16	0,45	-1,00	-0,48	-0,28	-0,16	0,45
5	-1,05	-0,53	-0,39	-0,26	0,26	-1,63	-0,95	-0,52	-0,25	0,20	-0,98	-0,40	-0,26	-0,12	0,47	-0,98	-0,40	-0,26	-0,12	0,47
6	-0,94	-0,44	-0,28	-0,17	0,42	-1,24	-0,84	-0,37	-0,17	0,30	-0,91	-0,37	-0,19	-0,01	0,50	-0,91	-0,37	-0,19	-0,01	0,50
7	-0,93	-0,39	-0,29	-0,11	0,41	-1,18	-0,83	-0,38	-0,17	0,28	-0,77	-0,17	-0,04	0,14	0,63	-0,77	-0,17	-0,04	0,14	0,63
8	-0,79	-0,32	-0,15	-0,01	0,54	-1,04	-0,68	-0,26	0,00	0,49	-0,78	-0,27	-0,05	0,17	0,71	-0,78	-0,27	-0,05	0,17	0,71
9	-0,71	-0,25	-0,06	0,12	0,61	-0,97	-0,61	-0,16	0,05	0,59	-0,79	-0,20	-0,05	0,21	0,70	-0,79	-0,20	-0,05	0,21	0,70
10	-0,51	-0,06	0,14	0,31	0,80	-0,75	-0,41	0,05	0,32	0,78	-0,79	-0,24	-0,05	0,25	0,70	-0,79	-0,24	-0,05	0,25	0,70
11	-0,53	-0,07	0,14	0,30	0,81	-0,71	-0,43	0,02	0,23	0,78	-0,60	0,01	0,14	0,33	0,84	-0,60	0,01	0,14	0,33	0,84
12	-0,62	-0,10	0,04	0,21	0,66	-0,89	-0,48	-0,06	0,17	0,60	-0,75	0,03	0,19	0,48	0,85	-0,75	0,03	0,19	0,48	0,85
13	-0,68	-0,19	-0,01	0,24	0,66	-0,78	-0,48	-0,07	0,18	0,61	-0,77	-0,08	0,06	0,32	0,70	-0,77	-0,08	0,06	0,32	0,70
14	-0,68	-0,22	-0,02	0,38	0,65	-0,80	-0,30	-0,02	0,18	0,60	-0,83	-0,02	0,18	0,46	0,72	-0,83	-0,02	0,18	0,46	0,72
15	-0,51	0,01	0,18	0,55	0,78	-0,77	-0,11	0,16	0,38	0,79	-0,99	0,01	0,24	0,52	0,71	-0,99	0,01	0,24	0,52	0,71
16	-0,50	0,07	0,20	0,46	0,81	-0,62	-0,06	0,22	0,46	0,76	-1,24	0,14	0,32	0,60	0,81	-1,24	0,14	0,32	0,60	0,81
17	-0,57	0,13	0,27	0,50	0,82	-0,82	0,08	0,24	0,54	0,79	-1,10	0,08	0,31	0,57	0,78	-1,10	0,08	0,31	0,57	0,78
18	-0,47	0,13	0,28	0,57	0,82	-0,83	0,12	0,25	0,53	0,82	-0,60	0,14	0,40	0,64	0,85	-0,60	0,14	0,40	0,64	0,85
19	-0,38	0,22	0,37	0,68	0,87	-0,44	0,21	0,33	0,57	0,91	-0,52	0,22	0,42	0,71	0,87	-0,52	0,22	0,42	0,71	0,87
20	-0,36	0,26	0,40	0,66	0,89	-0,52	0,23	0,34	0,56	0,91	-0,52	0,20	0,34	0,71	0,92	-0,52	0,20	0,34	0,71	0,92
21	-0,46	0,17	0,32	0,60	0,79	-0,47	0,16	0,25	0,43	0,88	-0,60	0,12	0,29	0,64	0,80	-0,60	0,12	0,29	0,64	0,80
22	-0,56	0,06	0,16	0,53	0,72	-0,56	-0,03	0,11	0,28	0,74	-0,77	0,01	0,19	0,50	0,75	-0,77	0,01	0,19	0,50	0,75
23	-0,63	-0,06	0,05	0,24	0,70	-0,63	-0,25	0,01	0,18	0,62	-0,64	-0,08	0,05	0,36	0,63	-0,64	-0,08	0,05	0,36	0,63
24	-0,98	-0,19	-0,11	0,08	0,58	-0,81	-0,51	-0,15	0,00	0,47	-0,99	-0,24	-0,14	0,14	0,54	-0,99	-0,24	-0,14	0,14	0,54

Residencial - Faixa 5 - Eólico

Hora	Outono					Inverno					Primavera					Verão				
	Quantil					Quantil					Quantil					Quantil				
	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1
1	-1,20	-0,44	-0,31	-0,19	0,43	-1,07	-0,79	-0,39	-0,22	0,47	-0,84	-0,31	-0,24	-0,04	0,39	-0,84	-0,31	-0,24	-0,04	0,39
2	-1,26	-0,57	-0,40	-0,15	0,39	-1,64	-0,97	-0,51	-0,31	0,32	-0,97	-0,38	-0,29	-0,18	0,33	-0,97	-0,38	-0,29	-0,18	0,33
3	-1,13	-0,54	-0,43	-0,12	0,39	-1,48	-0,91	-0,51	-0,35	0,25	-1,09	-0,42	-0,30	-0,21	0,37	-1,09	-0,42	-0,30	-0,21	0,37
4	-1,11	-0,48	-0,38	-0,09	0,42	-1,67	-0,96	-0,48	-0,28	0,32	-0,95	-0,48	-0,28	-0,20	0,40	-0,95	-0,48	-0,28	-0,20	0,40
5	-1,10	-0,50	-0,35	-0,20	0,38	-1,75	-0,99	-0,49	-0,17	0,30	-0,97	-0,43	-0,29	-0,15	0,38	-0,97	-0,43	-0,29	-0,15	0,38
6	-1,03	-0,46	-0,29	-0,19	0,50	-1,37	-0,92	-0,39	-0,17	0,35	-0,95	-0,48	-0,27	-0,11	0,36	-0,95	-0,48	-0,27	-0,11	0,36
7	-0,95	-0,35	-0,23	-0,01	0,57	-1,22	-0,84	-0,34	-0,10	0,41	-0,89	-0,32	-0,20	-0,04	0,41	-0,89	-0,32	-0,20	-0,04	0,41
8	-0,77	-0,25	-0,04	0,11	0,73	-1,05	-0,66	-0,17	0,13	0,67	-0,78	-0,28	-0,09	0,11	0,61	-0,78	-0,28	-0,09	0,11	0,61
9	-0,69	-0,21	0,04	0,24	0,79	-0,99	-0,58	-0,06	0,14	0,77	-0,46	0,08	0,23	0,44	0,92	-0,46	0,08	0,23	0,44	0,92
10	-0,56	-0,05	0,17	0,36	0,92	-0,83	-0,45	0,10	0,37	0,89	-0,45	0,07	0,25	0,53	0,94	-0,45	0,07	0,25	0,53	0,94
11	-0,53	0,02	0,21	0,41	0,97	-0,74	-0,42	0,08	0,31	0,94	-0,42	0,16	0,27	0,43	0,93	-0,42	0,16	0,27	0,43	0,93
12	-0,58	0,00	0,16	0,35	0,86	-0,89	-0,47	0,07	0,33	0,78	-0,61	0,14	0,25	0,53	0,87	-0,61	0,14	0,25	0,53	0,87
13	-0,59	-0,04	0,16	0,46	0,93	-0,71	-0,38	0,09	0,38	0,86	-0,64	0,00	0,13	0,37	0,73	-0,64	0,00	0,13	0,37	0,73
14	-0,67	-0,16	0,07	0,54	0,84	-0,80	-0,26	0,08	0,31	0,78	-0,62	0,14	0,34	0,59	0,82	-0,62	0,14	0,34	0,59	0,82
15	-0,57	0,01	0,21	0,64	0,89	-0,86	-0,14	0,20	0,44	0,90	-0,71	0,23	0,42	0,70	0,87	-0,71	0,23	0,42	0,70	0,87
16	-0,57	0,09	0,21	0,50	0,90	-0,71	-0,05	0,24	0,50	0,84	-0,99	0,29	0,47	0,73	0,92	-0,99	0,29	0,47	0,73	0,92
17	-0,69	0,11	0,26	0,52	0,87	-0,97	0,03	0,22	0,55	0,84	-0,92	0,17	0,40	0,64	0,84	-0,92	0,17	0,40	0,64	0,84
18	-0,64	0,05	0,19	0,53	0,81	-1,05	0,03	0,16	0,49	0,81	-0,80	-0,10	0,14	0,37	0,55	-0,80	-0,10	0,14	0,37	0,55
19	-0,61	0,09	0,22	0,60	0,79	-0,68	0,07	0,18	0,46	0,84	-0,73	-0,04	0,16	0,43	0,56	-0,73	-0,04	0,16	0,43	0,56
20	-0,62	0,06	0,23	0,52	0,77	-0,81	0,06	0,16	0,39	0,79	-0,73	-0,07	0,08	0,41	0,61	-0,73	-0,07	0,08	0,41	0,61
21	-0,65	0,08	0,23	0,55	0,76	-0,66	0,05	0,14	0,35	0,86	-0,76	-0,09	0,05	0,39	0,54	-0,76	-0,09	0,05	0,39	0,54
22	-0,73	-0,02	0,08	0,50	0,71	-0,73	-0,15	0,02	0,23	0,74	-0,82	-0,09	0,06	0,36	0,59	-0,82	-0,09	0,06	0,36	0,59
23	-0,83	-0,16	-0,06	0,15	0,68	-0,83	-0,40	-0,11	0,09	0,57	-0,63	-0,11	0,01	0,30	0,56	-0,63	-0,11	0,01	0,30	0,56
24	-1,16	-0,24	-0,18	0,05	0,61	-0,97	-0,63	-0,21	-0,05	0,47	-0,86	-0,15	-0,08	0,21	0,56	-0,86	-0,15	-0,08	0,21	0,56

Rural - Faixa 1 - Eólico

Hora	Outono					Inverno					Primavera					Verão				
	Quantil					Quantil					Quantil					Quantil				
	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1
1	-0,34	-0,09	-0,06	0,05	0,28	-0,41	-0,30	-0,10	-0,02	0,31	-0,39	-0,13	-0,06	0,05	0,25	-0,34	-0,09	-0,06	0,05	0,28
2	-0,40	-0,12	-0,07	-0,01	0,25	-0,65	-0,36	-0,14	-0,05	0,26	-0,34	-0,14	-0,08	0,00	0,28	-0,40	-0,12	-0,07	-0,01	0,25
3	-0,48	-0,17	-0,10	-0,06	0,25	-0,57	-0,34	-0,14	-0,07	0,23	-0,73	-0,14	-0,09	0,05	0,28	-0,48	-0,17	-0,10	-0,06	0,25
4	-0,40	-0,19	-0,08	-0,04	0,28	-0,66	-0,36	-0,13	-0,04	0,26	-0,62	-0,14	-0,08	0,04	0,27	-0,40	-0,19	-0,08	-0,04	0,28
5	-0,40	-0,14	-0,08	0,00	0,28	-0,70	-0,39	-0,14	0,02	0,25	-0,47	-0,12	-0,08	0,01	0,25	-0,40	-0,14	-0,08	0,00	0,28
6	-0,38	-0,16	-0,06	0,03	0,28	-0,54	-0,38	-0,10	0,00	0,26	-0,43	-0,10	-0,05	0,05	0,25	-0,38	-0,16	-0,06	0,03	0,28
7	-0,29	-0,02	0,04	0,12	0,36	-0,42	-0,29	-0,03	0,08	0,34	-0,29	-0,02	0,04	0,16	0,36	-0,29	-0,02	0,04	0,12	0,36
8	-0,27	-0,04	0,05	0,16	0,43	-0,41	-0,27	-0,02	0,12	0,39	-0,32	0,02	0,05	0,15	0,39	-0,27	-0,04	0,05	0,16	0,43
9	-0,31	-0,06	0,02	0,13	0,39	-0,45	-0,31	-0,03	0,06	0,37	-0,33	-0,03	0,03	0,15	0,37	-0,31	-0,06	0,02	0,13	0,39
10	-0,32	-0,07	0,01	0,16	0,38	-0,45	-0,32	-0,03	0,09	0,35	-0,33	-0,07	0,01	0,16	0,31	-0,32	-0,07	0,01	0,16	0,38
11	-0,26	0,03	0,06	0,15	0,41	-0,36	-0,26	0,00	0,11	0,42	-0,26	0,03	0,10	0,23	0,44	-0,26	0,03	0,06	0,15	0,41
12	-0,23	0,13	0,19	0,34	0,52	-0,30	-0,15	0,14	0,25	0,48	-0,15	0,15	0,22	0,42	0,54	-0,23	0,13	0,19	0,34	0,52
13	-0,18	0,12	0,20	0,32	0,51	-0,23	-0,11	0,12	0,25	0,49	-0,18	0,15	0,24	0,40	0,51	-0,18	0,12	0,20	0,32	0,51
14	-0,31	0,05	0,16	0,28	0,41	-0,33	-0,10	0,06	0,17	0,40	-0,37	0,06	0,18	0,31	0,40	-0,31	0,05	0,16	0,28	0,41
15	-0,38	0,07	0,17	0,32	0,41	-0,40	-0,08	0,08	0,20	0,42	-0,49	0,07	0,22	0,33	0,42	-0,38	0,07	0,17	0,32	0,41
16	-0,54	0,09	0,18	0,32	0,42	-0,32	-0,04	0,10	0,23	0,40	-0,34	0,09	0,23	0,33	0,42	-0,54	0,09	0,18	0,32	0,42
17	-0,43	0,12	0,23	0,36	0,46	-0,40	0,05	0,13	0,29	0,44	-0,35	0,11	0,24	0,36	0,45	-0,43	0,12	0,23	0,36	0,46
18	-0,12	0,21	0,34	0,46	0,56	-0,31	0,18	0,25	0,40	0,56	-0,19	0,22	0,32	0,44	0,56	-0,12	0,21	0,34	0,46	0,56
19	0,28	0,61	0,72	0,86	0,93	0,25	0,58	0,64	0,77	0,96	0,25	0,60	0,69	0,81	0,95	0,28	0,61	0,72	0,86	0,93
20	0,24	0,56	0,63	0,81	0,92	0,15	0,54	0,59	0,70	0,90	0,19	0,55	0,60	0,74	0,88	0,24	0,56	0,63	0,81	0,92
21	0,06	0,37	0,45	0,63	0,71	0,05	0,36	0,41	0,51	0,76	-0,33	0,36	0,41	0,54	0,70	0,06	0,37	0,45	0,63	0,71
22	-0,12	0,23	0,31	0,47	0,59	-0,09	0,16	0,24	0,34	0,59	-0,19	0,20	0,25	0,39	0,57	-0,12	0,23	0,31	0,47	0,59
23	-0,09	0,15	0,22	0,37	0,51	-0,16	0,02	0,15	0,24	0,49	-0,31	0,13	0,17	0,36	0,52	-0,09	0,15	0,22	0,37	0,51
24	-0,31	0,03	0,06	0,21	0,41	-0,31	-0,19	0,01	0,09	0,35	-0,56	-0,02	0,04	0,20	0,41	-0,31	0,03	0,06	0,21	0,41

Rural - Faixa 2 - Eólico

Hora	Outono					Inverno					Primavera					Verão				
	Quantil					Quantil					Quantil					Quantil				
	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1
1	-0,51	-0,15	-0,03	0,05	0,28	-0,59	-0,29	-0,14	-0,01	0,31	-0,57	-0,17	-0,05	0,05	0,25	-0,51	-0,15	-0,03	0,05	0,28
2	-0,60	-0,20	-0,08	-0,02	0,23	-0,91	-0,36	-0,19	-0,05	0,24	-0,54	-0,21	-0,09	-0,01	0,25	-0,60	-0,20	-0,08	-0,02	0,23
3	-0,70	-0,23	-0,11	-0,06	0,23	-0,81	-0,35	-0,18	-0,06	0,21	-1,00	-0,21	-0,09	0,03	0,25	-0,70	-0,23	-0,11	-0,06	0,23
4	-0,63	-0,27	-0,13	-0,07	0,22	-0,95	-0,38	-0,21	-0,07	0,21	-0,90	-0,24	-0,12	-0,04	0,22	-0,63	-0,27	-0,13	-0,07	0,22
5	-0,63	-0,23	-0,11	-0,05	0,23	-1,00	-0,38	-0,21	-0,05	0,20	-0,71	-0,23	-0,11	-0,03	0,20	-0,63	-0,23	-0,11	-0,05	0,23
6	-0,61	-0,23	-0,10	-0,03	0,23	-0,81	-0,37	-0,20	-0,05	0,21	-0,67	-0,20	-0,08	0,01	0,21	-0,61	-0,23	-0,10	-0,03	0,23
7	-0,44	-0,06	0,08	0,17	0,40	-0,60	-0,20	-0,02	0,13	0,37	-0,44	-0,03	0,10	0,21	0,39	-0,44	-0,06	0,08	0,17	0,40
8	-0,45	-0,08	0,07	0,18	0,42	-0,61	-0,20	-0,03	0,12	0,40	-0,50	-0,04	0,08	0,16	0,40	-0,45	-0,08	0,07	0,18	0,42
9	-0,51	-0,13	0,01	0,11	0,36	-0,68	-0,27	-0,10	0,05	0,34	-0,53	-0,12	0,02	0,13	0,34	-0,51	-0,13	0,01	0,11	0,36
10	-0,50	-0,12	0,03	0,16	0,37	-0,66	-0,26	-0,08	0,10	0,35	-0,52	-0,10	0,03	0,17	0,32	-0,50	-0,12	0,03	0,16	0,37
11	-0,45	-0,06	0,08	0,16	0,40	-0,57	-0,21	-0,04	0,12	0,41	-0,45	-0,03	0,11	0,23	0,42	-0,45	-0,06	0,08	0,16	0,40
12	-0,50	0,01	0,14	0,27	0,44	-0,58	-0,16	0,00	0,17	0,41	-0,41	0,05	0,16	0,33	0,46	-0,50	0,01	0,14	0,27	0,44
13	-0,47	0,00	0,09	0,22	0,39	-0,54	-0,18	0,02	0,14	0,38	-0,47	0,04	0,14	0,27	0,40	-0,47	0,00	0,09	0,22	0,39
14	-0,57	-0,01	0,08	0,22	0,34	-0,59	-0,17	0,00	0,11	0,33	-0,63	0,00	0,11	0,24	0,33	-0,57	-0,01	0,08	0,22	0,34
15	-0,63	0,03	0,13	0,27	0,37	-0,65	-0,13	0,04	0,16	0,37	-0,76	0,05	0,17	0,28	0,37	-0,63	0,03	0,13	0,27	0,37
16	-0,82	0,05	0,14	0,28	0,38	-0,55	-0,11	0,07	0,19	0,36	-0,57	0,06	0,18	0,29	0,38	-0,82	0,05	0,14	0,28	0,38
17	-0,74	0,03	0,13	0,26	0,37	-0,71	-0,08	0,06	0,21	0,35	-0,65	0,03	0,14	0,27	0,36	-0,74	0,03	0,13	0,26	0,37
18	-0,36	0,17	0,26	0,40	0,49	-0,59	0,06	0,20	0,32	0,49	-0,45	0,15	0,25	0,37	0,50	-0,36	0,17	0,26	0,40	0,49
19	0,05	0,57	0,66	0,79	0,87	0,01	0,48	0,59	0,71	0,90	0,01	0,54	0,61	0,76	0,89	0,05	0,57	0,66	0,79	0,87
20	0,12	0,61	0,69	0,84	0,97	0,01	0,55	0,66	0,76	0,95	0,06	0,58	0,67	0,80	0,94	0,12	0,61	0,69	0,84	0,97
21	-0,18	0,30	0,40	0,56	0,65	-0,19	0,26	0,37	0,46	0,69	-0,66	0,25	0,37	0,48	0,64	-0,18	0,30	0,40	0,56	0,65
22	-0,33	0,21	0,29	0,43	0,56	-0,30	0,09	0,22	0,31	0,56	-0,42	0,12	0,25	0,37	0,55	-0,33	0,21	0,29	0,43	0,56
23	-0,33	0,07	0,14	0,28	0,42	-0,43	-0,07	0,07	0,17	0,40	-0,60	-0,02	0,11	0,24	0,43	-0,33	0,07	0,14	0,28	0,42
24	-0,52	-0,05	0,06	0,18	0,37	-0,53	-0,20	-0,02	0,08	0,33	-0,83	-0,09	0,03	0,14	0,37	-0,52	-0,05	0,06	0,18	0,37

Rural - Faixa 3 - Eólico

Hora	Outono					Inverno					Primavera					Verão				
	Quantil					Quantil					Quantil					Quantil				
	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1
1	-0,70	-0,27	-0,19	-0,01	0,31	-0,80	-0,55	-0,28	-0,10	0,35	-0,77	-0,31	-0,20	-0,03	0,28	-0,70	-0,27	-0,19	-0,01	0,31
2	-0,79	-0,31	-0,23	-0,06	0,28	-1,19	-0,61	-0,32	-0,15	0,29	-0,70	-0,32	-0,23	-0,03	0,31	-0,79	-0,31	-0,23	-0,06	0,28
3	-0,90	-0,34	-0,26	-0,11	0,29	-1,05	-0,57	-0,31	-0,14	0,27	-1,29	-0,32	-0,22	0,00	0,31	-0,90	-0,34	-0,26	-0,11	0,29
4	-0,80	-0,38	-0,26	-0,10	0,30	-1,22	-0,64	-0,32	-0,13	0,28	-1,14	-0,34	-0,25	-0,06	0,29	-0,80	-0,38	-0,26	-0,10	0,30
5	-0,79	-0,34	-0,24	-0,08	0,30	-1,27	-0,63	-0,32	-0,07	0,27	-0,91	-0,32	-0,24	-0,05	0,28	-0,79	-0,34	-0,24	-0,08	0,30
6	-0,73	-0,27	-0,18	0,01	0,35	-0,98	-0,57	-0,24	-0,04	0,32	-0,80	-0,25	-0,16	0,05	0,32	-0,73	-0,27	-0,18	0,01	0,35
7	-0,62	-0,16	-0,04	0,12	0,45	-0,82	-0,47	-0,14	0,09	0,43	-0,62	-0,13	-0,02	0,16	0,45	-0,62	-0,16	-0,04	0,12	0,45
8	-0,54	-0,11	0,02	0,22	0,58	-0,74	-0,37	-0,06	0,17	0,55	-0,60	-0,05	0,03	0,20	0,55	-0,54	-0,11	0,02	0,22	0,58
9	-0,52	-0,07	0,05	0,25	0,59	-0,74	-0,38	-0,05	0,18	0,58	-0,55	-0,05	0,05	0,23	0,58	-0,52	-0,07	0,05	0,25	0,59
10	-0,54	-0,10	0,03	0,25	0,58	-0,74	-0,40	-0,05	0,20	0,55	-0,56	-0,10	0,06	0,27	0,51	-0,54	-0,10	0,03	0,25	0,58
11	-0,59	-0,11	-0,01	0,17	0,51	-0,74	-0,43	-0,11	0,11	0,51	-0,59	-0,09	0,06	0,25	0,53	-0,59	-0,11	-0,01	0,17	0,51
12	-0,74	-0,14	0,00	0,21	0,47	-0,85	-0,46	-0,14	0,09	0,42	-0,62	-0,10	0,07	0,30	0,48	-0,74	-0,14	0,00	0,21	0,47
13	-0,68	-0,16	0,00	0,18	0,43	-0,77	-0,43	-0,15	0,06	0,41	-0,68	-0,13	0,06	0,25	0,43	-0,68	-0,16	0,00	0,18	0,43
14	-0,66	-0,04	0,13	0,32	0,51	-0,69	-0,19	-0,02	0,16	0,50	-0,75	-0,04	0,16	0,35	0,49	-0,66	-0,04	0,13	0,32	0,51
15	-0,81	-0,05	0,15	0,33	0,48	-0,83	-0,23	-0,03	0,16	0,49	-0,97	-0,03	0,19	0,35	0,48	-0,81	-0,05	0,15	0,33	0,48
16	-1,08	-0,03	0,12	0,30	0,46	-0,74	-0,19	0,00	0,20	0,44	-0,76	-0,05	0,18	0,31	0,46	-1,08	-0,03	0,12	0,30	0,46
17	-0,83	0,08	0,26	0,43	0,60	-0,79	-0,02	0,12	0,36	0,57	-0,71	0,05	0,27	0,44	0,59	-0,83	0,08	0,26	0,43	0,60
18	-0,35	0,21	0,41	0,59	0,75	-0,65	0,15	0,29	0,51	0,75	-0,47	0,21	0,38	0,57	0,75	-0,35	0,21	0,41	0,59	0,75
19	-0,18	0,39	0,56	0,75	0,88	-0,23	0,32	0,46	0,64	0,91	-0,23	0,34	0,53	0,70	0,91	-0,18	0,39	0,56	0,75	0,88
20	-0,13	0,41	0,56	0,79	0,96	-0,27	0,37	0,48	0,68	0,94	-0,21	0,39	0,51	0,70	0,93	-0,13	0,41	0,56	0,79	0,96
21	-0,30	0,25	0,42	0,63	0,77	-0,31	0,22	0,31	0,46	0,82	-0,92	0,20	0,34	0,52	0,76	-0,30	0,25	0,42	0,63	0,77
22	-0,48	0,12	0,28	0,48	0,66	-0,44	0,02	0,14	0,31	0,66	-0,59	0,06	0,17	0,39	0,64	-0,48	0,12	0,28	0,48	0,66
23	-0,44	-0,01	0,12	0,33	0,53	-0,56	-0,21	0,00	0,16	0,51	-0,78	-0,06	0,05	0,29	0,55	-0,44	-0,01	0,12	0,33	0,53
24	-0,68	-0,11	-0,01	0,19	0,47	-0,69	-0,37	-0,11	0,04	0,41	-1,08	-0,17	-0,06	0,16	0,47	-0,68	-0,11	-0,01	0,19	0,47

Rural - Faixa 4 - Eólico

Hora	Outono					Inverno					Primavera					Verão				
	Quantil					Quantil					Quantil					Quantil				
	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1
1	-0,87	-0,32	-0,23	-0,01	0,45	-1,01	-0,74	-0,34	-0,15	0,52	-0,98	-0,41	-0,25	-0,03	0,40	-0,87	-0,32	-0,23	-0,01	0,45
2	-0,96	-0,34	-0,23	-0,10	0,43	-1,49	-0,78	-0,38	-0,17	0,45	-0,85	-0,35	-0,25	-0,08	0,49	-0,96	-0,34	-0,23	-0,10	0,43
3	-1,12	-0,40	-0,28	-0,17	0,45	-1,32	-0,76	-0,36	-0,19	0,41	-1,64	-0,36	-0,24	0,07	0,49	-1,12	-0,40	-0,28	-0,17	0,45
4	-1,00	-0,48	-0,28	-0,16	0,45	-1,55	-0,82	-0,38	-0,16	0,42	-1,46	-0,41	-0,29	-0,05	0,44	-1,00	-0,48	-0,28	-0,16	0,45
5	-0,98	-0,40	-0,26	-0,12	0,47	-1,62	-0,87	-0,39	-0,08	0,41	-1,13	-0,37	-0,26	-0,04	0,42	-0,98	-0,40	-0,26	-0,12	0,47
6	-0,91	-0,37	-0,19	-0,01	0,50	-1,25	-0,80	-0,28	-0,06	0,46	-1,01	-0,28	-0,17	0,05	0,45	-0,91	-0,37	-0,19	-0,01	0,50
7	-0,77	-0,17	-0,04	0,14	0,63	-1,05	-0,67	-0,16	0,07	0,58	-0,77	-0,16	-0,02	0,22	0,63	-0,77	-0,17	-0,04	0,14	0,63
8	-0,78	-0,27	-0,05	0,17	0,71	-1,06	-0,65	-0,18	0,11	0,65	-0,87	-0,14	-0,04	0,15	0,65	-0,78	-0,27	-0,05	0,17	0,71
9	-0,79	-0,20	-0,05	0,21	0,70	-1,08	-0,68	-0,18	0,06	0,66	-0,83	-0,17	-0,04	0,20	0,66	-0,79	-0,20	-0,05	0,21	0,70
10	-0,79	-0,24	-0,05	0,25	0,70	-1,06	-0,68	-0,16	0,13	0,64	-0,82	-0,23	-0,03	0,27	0,58	-0,79	-0,24	-0,05	0,25	0,70
11	-0,60	0,01	0,14	0,33	0,84	-0,81	-0,49	0,01	0,24	0,86	-0,60	0,03	0,22	0,48	0,88	-0,60	0,01	0,14	0,33	0,84
12	-0,75	0,03	0,19	0,48	0,85	-0,89	-0,44	0,04	0,29	0,77	-0,59	0,10	0,26	0,63	0,88	-0,75	0,03	0,19	0,48	0,85
13	-0,77	-0,08	0,06	0,32	0,70	-0,88	-0,55	-0,08	0,19	0,67	-0,77	-0,03	0,15	0,46	0,71	-0,77	-0,08	0,06	0,32	0,70
14	-0,83	-0,02	0,18	0,46	0,72	-0,86	-0,31	0,01	0,23	0,70	-0,94	-0,01	0,25	0,51	0,69	-0,83	-0,02	0,18	0,46	0,72
15	-0,99	0,01	0,24	0,52	0,71	-1,01	-0,28	0,03	0,27	0,73	-1,21	0,02	0,31	0,55	0,72	-0,99	0,01	0,24	0,52	0,71
16	-1,24	0,14	0,32	0,60	0,81	-0,78	-0,15	0,16	0,42	0,76	-0,81	0,12	0,40	0,61	0,79	-1,24	0,14	0,32	0,60	0,81
17	-1,10	0,08	0,31	0,57	0,78	-1,05	-0,05	0,13	0,46	0,74	-0,94	0,07	0,33	0,58	0,77	-1,10	0,08	0,31	0,57	0,78
18	-0,60	0,14	0,40	0,64	0,85	-1,00	0,07	0,21	0,52	0,85	-0,76	0,14	0,34	0,61	0,85	-0,60	0,14	0,40	0,64	0,85
19	-0,52	0,22	0,42	0,71	0,87	-0,58	0,14	0,28	0,55	0,93	-0,59	0,17	0,36	0,64	0,92	-0,52	0,22	0,42	0,71	0,87
20	-0,52	0,20	0,34	0,71	0,92	-0,70	0,14	0,26	0,51	0,89	-0,62	0,17	0,30	0,56	0,87	-0,52	0,20	0,34	0,71	0,92
21	-0,60	0,12	0,29	0,64	0,80	-0,61	0,09	0,19	0,40	0,89	-1,42	0,07	0,20	0,46	0,78	-0,60	0,12	0,29	0,64	0,80
22	-0,77	0,01	0,19	0,50	0,75	-0,72	-0,12	0,04	0,22	0,74	-0,92	-0,06	0,07	0,35	0,71	-0,77	0,01	0,19	0,50	0,75
23	-0,64	-0,08	0,05	0,36	0,63	-0,80	-0,38	-0,08	0,10	0,60	-1,10	-0,16	-0,04	0,31	0,66	-0,64	-0,08	0,05	0,36	0,63
24	-0,99	-0,24	-0,14	0,14	0,54	-1,00	-0,65	-0,25	-0,08	0,43	-1,52	-0,33	-0,19	0,11	0,54	-0,99	-0,24	-0,14	0,14	0,54

Rural- Faixa 5 - Eólico

Hora	Outono					Inverno					Primavera					Verão				
	Quantil					Quantil					Quantil					Quantil				
	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1
1	-0,84	-0,31	-0,24	-0,04	0,39	-0,97	-0,71	-0,34	-0,18	0,46	-0,93	-0,40	-0,26	-0,04	0,35	-0,84	-0,31	-0,24	-0,04	0,39
2	-0,97	-0,38	-0,29	-0,18	0,33	-1,46	-0,84	-0,42	-0,23	0,35	-0,86	-0,40	-0,31	-0,14	0,39	-0,97	-0,38	-0,29	-0,18	0,33
3	-1,09	-0,42	-0,30	-0,21	0,37	-1,27	-0,75	-0,37	-0,23	0,33	-1,58	-0,38	-0,27	0,00	0,41	-1,09	-0,42	-0,30	-0,21	0,37
4	-0,95	-0,48	-0,28	-0,20	0,40	-1,46	-0,81	-0,37	-0,18	0,38	-1,38	-0,40	-0,28	-0,05	0,39	-0,95	-0,48	-0,28	-0,20	0,40
5	-0,97	-0,43	-0,29	-0,15	0,38	-1,57	-0,87	-0,41	-0,11	0,32	-1,11	-0,39	-0,30	-0,12	0,33	-0,97	-0,43	-0,29	-0,15	0,38
6	-0,95	-0,48	-0,27	-0,11	0,36	-1,27	-0,85	-0,36	-0,17	0,32	-1,05	-0,37	-0,26	-0,07	0,31	-0,95	-0,48	-0,27	-0,11	0,36
7	-0,89	-0,32	-0,20	-0,04	0,41	-1,15	-0,79	-0,33	-0,11	0,36	-0,89	-0,31	-0,19	0,03	0,41	-0,89	-0,32	-0,20	-0,04	0,41
8	-0,78	-0,28	-0,09	0,11	0,61	-1,04	-0,68	-0,22	0,05	0,55	-0,86	-0,17	-0,09	0,10	0,55	-0,78	-0,28	-0,09	0,11	0,61
9	-0,46	0,08	0,23	0,44	0,92	-0,73	-0,36	0,12	0,31	0,89	-0,50	0,12	0,24	0,46	0,89	-0,46	0,08	0,23	0,44	0,92
10	-0,45	0,07	0,25	0,53	0,94	-0,70	-0,34	0,16	0,41	0,89	-0,47	0,09	0,26	0,54	0,82	-0,45	0,07	0,25	0,53	0,94
11	-0,42	0,16	0,27	0,43	0,93	-0,61	-0,32	0,15	0,36	0,94	-0,42	0,20	0,34	0,59	0,97	-0,42	0,16	0,27	0,43	0,93
12	-0,61	0,14	0,25	0,53	0,87	-0,75	-0,37	0,13	0,37	0,79	-0,47	0,18	0,31	0,68	0,90	-0,61	0,14	0,25	0,53	0,87
13	-0,64	0,00	0,13	0,37	0,73	-0,75	-0,45	-0,01	0,25	0,70	-0,64	0,05	0,22	0,52	0,74	-0,64	0,00	0,13	0,37	0,73
14	-0,62	0,14	0,34	0,59	0,82	-0,65	-0,15	0,16	0,37	0,81	-0,72	0,16	0,38	0,63	0,80	-0,62	0,14	0,34	0,59	0,82
15	-0,71	0,23	0,42	0,70	0,87	-0,74	-0,07	0,25	0,47	0,89	-0,91	0,23	0,50	0,72	0,88	-0,71	0,23	0,42	0,70	0,87
16	-0,99	0,29	0,47	0,73	0,92	-0,56	0,04	0,31	0,55	0,87	-0,59	0,28	0,54	0,74	0,91	-0,99	0,29	0,47	0,73	0,92
17	-0,92	0,17	0,40	0,64	0,84	-0,88	0,05	0,22	0,53	0,79	-0,77	0,17	0,43	0,65	0,82	-0,92	0,17	0,40	0,64	0,84
18	-0,80	-0,10	0,14	0,37	0,55	-1,17	-0,17	-0,04	0,26	0,55	-0,94	-0,10	0,09	0,33	0,56	-0,80	-0,10	0,14	0,37	0,55
19	-0,73	-0,04	0,16	0,43	0,56	-0,79	-0,09	0,01	0,26	0,62	-0,79	-0,08	0,10	0,34	0,61	-0,73	-0,04	0,16	0,43	0,56
20	-0,73	-0,07	0,08	0,41	0,61	-0,90	-0,10	-0,01	0,21	0,58	-0,83	-0,08	0,01	0,29	0,55	-0,73	-0,07	0,08	0,41	0,61
21	-0,76	-0,09	0,05	0,39	0,54	-0,77	-0,11	-0,03	0,16	0,63	-1,53	-0,13	-0,03	0,23	0,52	-0,76	-0,09	0,05	0,39	0,54
22	-0,82	-0,09	0,06	0,36	0,59	-0,77	-0,24	-0,08	0,11	0,58	-0,96	-0,15	-0,05	0,22	0,56	-0,82	-0,09	0,06	0,36	0,59
23	-0,63	-0,11	0,01	0,30	0,56	-0,78	-0,38	-0,11	0,07	0,52	-1,06	-0,16	-0,07	0,28	0,59	-0,63	-0,11	0,01	0,30	0,56
24	-0,86	-0,15	-0,08	0,21	0,56	-0,87	-0,55	-0,17	-0,02	0,46	-1,36	-0,24	-0,13	0,17	0,57	-0,86	-0,15	-0,08	0,21	0,56

Comercial - Faixa 1 - Eólico

Hora	Outono					Inverno					Primavera					Verão				
	Quantil					Quantil					Quantil					Quantil				
	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1
1	-1,03	-0,49	-0,39	-0,28	0,15	-0,93	-0,75	-0,45	-0,30	0,18	-0,91	-0,49	-0,38	-0,23	0,09	-0,83	-0,44	-0,36	-0,19	0,13
2	-1,02	-0,54	-0,39	-0,24	0,16	-1,29	-0,75	-0,48	-0,32	0,12	-0,82	-0,47	-0,39	-0,25	0,15	-0,91	-0,47	-0,38	-0,28	0,10
3	-0,92	-0,49	-0,40	-0,19	0,18	-1,17	-0,76	-0,47	-0,34	0,08	-1,40	-0,48	-0,38	-0,16	0,15	-1,02	-0,51	-0,42	-0,33	0,11
4	-0,92	-0,47	-0,38	-0,19	0,18	-1,32	-0,76	-0,47	-0,31	0,11	-1,25	-0,50	-0,40	-0,23	0,13	-0,92	-0,55	-0,40	-0,31	0,14
5	-0,92	-0,50	-0,38	-0,26	0,14	-1,38	-0,77	-0,49	-0,27	0,09	-1,03	-0,47	-0,39	-0,23	0,10	-0,92	-0,50	-0,40	-0,29	0,14
6	-0,91	-0,50	-0,37	-0,27	0,19	-1,15	-0,75	-0,45	-0,28	0,09	-0,98	-0,46	-0,37	-0,20	0,09	-0,91	-0,51	-0,38	-0,25	0,12
7	-0,88	-0,44	-0,35	-0,22	0,21	-1,08	-0,76	-0,43	-0,26	0,11	-0,88	-0,43	-0,33	-0,15	0,14	-0,88	-0,45	-0,34	-0,21	0,14
8	-0,75	-0,37	-0,23	-0,11	0,33	-0,95	-0,60	-0,31	-0,10	0,29	-0,82	-0,29	-0,21	-0,08	0,29	-0,75	-0,38	-0,22	-0,06	0,33
9	-0,37	0,01	0,14	0,31	0,70	-0,58	-0,26	0,07	0,25	0,68	-0,40	0,07	0,17	0,34	0,68	-0,37	0,03	0,17	0,36	0,71
10	-0,17	0,18	0,35	0,50	0,89	-0,37	-0,08	0,28	0,50	0,87	-0,19	0,23	0,38	0,60	0,82	-0,17	0,22	0,36	0,58	0,91
11	-0,14	0,22	0,40	0,53	0,94	-0,29	0,02	0,30	0,47	0,92	-0,14	0,32	0,47	0,65	0,94	-0,14	0,31	0,40	0,55	0,91
12	-0,14	0,29	0,40	0,54	0,90	-0,35	0,02	0,32	0,50	0,85	-0,14	0,36	0,49	0,75	0,93	-0,25	0,31	0,44	0,65	0,91
13	-0,46	-0,06	0,08	0,29	0,63	-0,54	-0,30	0,04	0,23	0,58	-0,46	0,07	0,21	0,43	0,61	-0,46	0,03	0,15	0,35	0,61
14	-0,39	0,00	0,15	0,47	0,69	-0,48	-0,08	0,15	0,31	0,65	-0,54	0,13	0,33	0,51	0,65	-0,46	0,13	0,27	0,48	0,67
15	-0,16	0,26	0,40	0,70	0,89	-0,37	0,16	0,38	0,55	0,89	-0,51	0,37	0,58	0,76	0,89	-0,35	0,36	0,54	0,74	0,88
16	-0,11	0,35	0,46	0,67	0,95	-0,21	0,25	0,47	0,66	0,91	-0,23	0,44	0,65	0,80	0,93	-0,55	0,46	0,59	0,79	0,94
17	-0,18	0,38	0,50	0,68	0,95	-0,38	0,34	0,48	0,72	0,92	-0,30	0,43	0,62	0,81	0,94	-0,42	0,45	0,61	0,80	0,95
18	-0,16	0,32	0,45	0,68	0,88	-0,46	0,31	0,42	0,65	0,88	-0,29	0,37	0,51	0,70	0,89	-0,17	0,36	0,55	0,73	0,88
19	-0,43	0,05	0,18	0,43	0,58	-0,48	0,04	0,16	0,35	0,62	-0,48	0,07	0,21	0,41	0,61	-0,43	0,11	0,25	0,46	0,58
20	-0,55	-0,05	0,07	0,29	0,46	-0,68	-0,08	0,02	0,20	0,48	-0,62	-0,05	0,05	0,24	0,46	-0,55	-0,03	0,08	0,34	0,50
21	-0,64	-0,13	-0,01	0,23	0,38	-0,64	-0,14	-0,07	0,09	0,45	-1,23	-0,15	-0,06	0,14	0,37	-0,64	-0,12	0,02	0,25	0,38
22	-0,72	-0,22	-0,13	0,16	0,31	-0,72	-0,28	-0,17	-0,04	0,33	-0,87	-0,26	-0,16	0,05	0,31	-0,76	-0,20	-0,07	0,16	0,34
23	-0,80	-0,34	-0,25	-0,08	0,28	-0,80	-0,49	-0,28	-0,16	0,21	-1,02	-0,34	-0,25	0,01	0,26	-0,69	-0,28	-0,18	0,04	0,24
24	-1,06	-0,42	-0,34	-0,19	0,21	-0,92	-0,67	-0,39	-0,26	0,12	-1,31	-0,43	-0,34	-0,12	0,19	-0,91	-0,37	-0,29	-0,10	0,19

Comercial - Faixa 2 - Eólico

Hora	Outono					Inverno					Primavera					Verão				
	Quantil					Quantil					Quantil					Quantil				
	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1
1	-1,01	-0,45	-0,35	-0,25	0,20	-0,91	-0,70	-0,41	-0,27	0,23	-0,88	-0,46	-0,35	-0,18	0,14	-0,81	-0,40	-0,33	-0,17	0,18
2	-1,01	-0,51	-0,38	-0,21	0,20	-1,29	-0,76	-0,46	-0,30	0,16	-0,81	-0,44	-0,37	-0,24	0,18	-0,89	-0,43	-0,35	-0,26	0,14
3	-0,90	-0,46	-0,38	-0,15	0,22	-1,15	-0,73	-0,44	-0,31	0,13	-1,39	-0,44	-0,35	-0,12	0,19	-1,00	-0,47	-0,38	-0,30	0,16
4	-0,90	-0,45	-0,36	-0,16	0,22	-1,32	-0,77	-0,44	-0,29	0,15	-1,24	-0,47	-0,38	-0,20	0,16	-0,90	-0,52	-0,37	-0,29	0,17
5	-0,90	-0,47	-0,35	-0,24	0,19	-1,37	-0,82	-0,46	-0,23	0,13	-1,01	-0,44	-0,36	-0,20	0,14	-0,90	-0,47	-0,36	-0,26	0,18
6	-0,89	-0,48	-0,35	-0,26	0,23	-1,14	-0,81	-0,42	-0,26	0,13	-0,97	-0,43	-0,34	-0,18	0,12	-0,89	-0,49	-0,35	-0,22	0,16
7	-0,87	-0,42	-0,33	-0,19	0,25	-1,07	-0,78	-0,41	-0,24	0,14	-0,87	-0,41	-0,31	-0,12	0,17	-0,87	-0,42	-0,32	-0,18	0,18
8	-0,61	-0,22	-0,07	0,04	0,49	-0,82	-0,52	-0,17	0,05	0,45	-0,68	-0,14	-0,06	0,07	0,45	-0,61	-0,23	-0,07	0,09	0,49
9	-0,25	0,13	0,29	0,44	0,84	-0,46	-0,17	0,20	0,38	0,83	-0,28	0,21	0,31	0,48	0,83	-0,25	0,19	0,30	0,49	0,85
10	-0,15	0,22	0,39	0,53	0,94	-0,35	-0,07	0,32	0,54	0,91	-0,17	0,27	0,41	0,64	0,87	-0,15	0,26	0,40	0,62	0,95
11	-0,12	0,25	0,42	0,56	0,98	-0,28	-0,04	0,33	0,50	0,96	-0,12	0,35	0,49	0,68	0,98	-0,12	0,33	0,43	0,57	0,95
12	-0,24	0,19	0,31	0,45	0,82	-0,46	-0,13	0,23	0,41	0,77	-0,24	0,27	0,39	0,67	0,85	-0,35	0,22	0,34	0,56	0,83
13	-0,55	-0,15	0,00	0,21	0,56	-0,64	-0,39	-0,05	0,15	0,51	-0,55	-0,01	0,13	0,36	0,54	-0,55	-0,04	0,06	0,25	0,53
14	-0,31	0,07	0,24	0,58	0,80	-0,40	0,01	0,24	0,41	0,76	-0,46	0,23	0,42	0,61	0,75	-0,38	0,23	0,37	0,58	0,77
15	-0,22	0,21	0,35	0,66	0,85	-0,44	0,11	0,33	0,52	0,86	-0,58	0,33	0,54	0,72	0,85	-0,42	0,32	0,49	0,70	0,84
16	-0,20	0,27	0,38	0,60	0,88	-0,30	0,17	0,40	0,59	0,84	-0,32	0,37	0,58	0,73	0,87	-0,64	0,39	0,52	0,72	0,88
17	-0,31	0,27	0,39	0,58	0,84	-0,51	0,23	0,37	0,61	0,82	-0,43	0,32	0,51	0,70	0,84	-0,55	0,33	0,50	0,69	0,85
18	-0,28	0,21	0,33	0,57	0,78	-0,59	0,20	0,31	0,54	0,78	-0,41	0,26	0,41	0,60	0,79	-0,29	0,26	0,45	0,63	0,78
19	-0,52	-0,01	0,11	0,36	0,52	-0,56	-0,03	0,08	0,27	0,56	-0,57	-0,01	0,14	0,34	0,55	-0,52	0,03	0,18	0,40	0,51
20	-0,63	-0,12	0,00	0,22	0,40	-0,76	-0,14	-0,05	0,13	0,42	-0,70	-0,11	-0,02	0,17	0,40	-0,63	-0,10	0,01	0,28	0,44
21	-0,67	-0,15	-0,02	0,21	0,37	-0,68	-0,16	-0,08	0,07	0,44	-1,28	-0,17	-0,08	0,12	0,36	-0,67	-0,14	0,00	0,25	0,37
22	-0,78	-0,26	-0,17	0,13	0,28	-0,78	-0,34	-0,22	-0,08	0,30	-0,93	-0,29	-0,20	0,01	0,28	-0,82	-0,24	-0,11	0,12	0,31
23	-0,80	-0,33	-0,24	-0,08	0,30	-0,80	-0,49	-0,27	-0,13	0,23	-1,03	-0,33	-0,24	0,02	0,28	-0,69	-0,27	-0,17	0,06	0,26
24	-1,00	-0,34	-0,28	-0,12	0,30	-0,86	-0,61	-0,31	-0,18	0,20	-1,25	-0,36	-0,26	-0,04	0,28	-0,85	-0,30	-0,23	-0,01	0,28

Comercial - Faixa 3 - Eólico

Hora	Outono					Inverno					Primavera					Verão				
	Quantil					Quantil					Quantil					Quantil				
	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1
1	-1,07	-0,49	-0,39	-0,30	0,18	-0,97	-0,76	-0,45	-0,32	0,22	-0,94	-0,50	-0,38	-0,20	0,12	-0,86	-0,42	-0,36	-0,20	0,16
2	-1,07	-0,54	-0,41	-0,22	0,20	-1,36	-0,85	-0,50	-0,34	0,14	-0,86	-0,48	-0,40	-0,27	0,17	-0,95	-0,46	-0,39	-0,29	0,13
3	-0,96	-0,50	-0,41	-0,18	0,22	-1,22	-0,79	-0,48	-0,36	0,11	-1,48	-0,48	-0,39	-0,17	0,18	-1,07	-0,51	-0,41	-0,34	0,14
4	-0,96	-0,48	-0,40	-0,18	0,22	-1,39	-0,85	-0,48	-0,32	0,14	-1,31	-0,50	-0,41	-0,21	0,16	-0,96	-0,57	-0,40	-0,33	0,17
5	-0,96	-0,50	-0,38	-0,27	0,18	-1,46	-0,87	-0,49	-0,25	0,11	-1,07	-0,47	-0,40	-0,25	0,12	-0,96	-0,51	-0,40	-0,28	0,17
6	-0,94	-0,51	-0,38	-0,30	0,23	-1,21	-0,86	-0,45	-0,29	0,12	-1,02	-0,46	-0,37	-0,21	0,11	-0,94	-0,55	-0,38	-0,24	0,15
7	-0,84	-0,38	-0,29	-0,12	0,32	-1,06	-0,76	-0,38	-0,19	0,20	-0,84	-0,36	-0,26	-0,08	0,24	-0,84	-0,37	-0,27	-0,14	0,24
8	-0,57	-0,17	-0,01	0,10	0,58	-0,79	-0,49	-0,11	0,12	0,54	-0,64	-0,06	0,00	0,16	0,54	-0,57	-0,16	0,00	0,17	0,59
9	-0,32	0,05	0,25	0,39	0,82	-0,55	-0,24	0,16	0,32	0,81	-0,35	0,17	0,26	0,45	0,81	-0,32	0,13	0,25	0,43	0,83
10	-0,24	0,15	0,32	0,46	0,90	-0,45	-0,15	0,26	0,47	0,87	-0,26	0,21	0,35	0,58	0,82	-0,24	0,19	0,34	0,57	0,92
11	-0,18	0,24	0,39	0,54	0,98	-0,34	-0,09	0,29	0,47	0,95	-0,18	0,34	0,45	0,66	0,98	-0,18	0,31	0,39	0,53	0,94
12	-0,27	0,18	0,31	0,45	0,84	-0,50	-0,18	0,23	0,43	0,78	-0,27	0,27	0,38	0,69	0,87	-0,39	0,24	0,33	0,56	0,85
13	-0,49	-0,07	0,08	0,31	0,67	-0,59	-0,33	0,03	0,24	0,62	-0,49	0,07	0,22	0,47	0,65	-0,49	0,04	0,14	0,34	0,64
14	-0,32	0,08	0,25	0,61	0,84	-0,41	0,00	0,26	0,43	0,80	-0,47	0,26	0,44	0,65	0,79	-0,39	0,25	0,41	0,61	0,81
15	-0,20	0,25	0,40	0,73	0,92	-0,42	0,13	0,39	0,58	0,93	-0,57	0,38	0,61	0,79	0,92	-0,40	0,38	0,54	0,77	0,91
16	-0,21	0,29	0,39	0,62	0,92	-0,32	0,19	0,41	0,61	0,88	-0,34	0,39	0,60	0,77	0,90	-0,68	0,40	0,54	0,76	0,92
17	-0,35	0,27	0,38	0,58	0,86	-0,56	0,21	0,35	0,61	0,83	-0,47	0,31	0,52	0,71	0,85	-0,60	0,31	0,50	0,70	0,86
18	-0,33	0,20	0,31	0,57	0,78	-0,65	0,19	0,29	0,54	0,78	-0,46	0,24	0,40	0,60	0,79	-0,34	0,24	0,44	0,63	0,78
19	-0,52	0,02	0,12	0,41	0,56	-0,57	0,01	0,09	0,31	0,60	-0,57	0,02	0,17	0,37	0,59	-0,52	0,05	0,22	0,44	0,55
20	-0,60	-0,07	0,06	0,28	0,48	-0,74	-0,07	0,01	0,19	0,49	-0,67	-0,05	0,03	0,25	0,47	-0,60	-0,04	0,08	0,36	0,52
21	-0,69	-0,13	-0,01	0,23	0,39	-0,70	-0,15	-0,08	0,08	0,47	-1,33	-0,17	-0,08	0,13	0,37	-0,69	-0,14	-0,02	0,27	0,39
22	-0,77	-0,22	-0,15	0,18	0,34	-0,77	-0,32	-0,19	-0,03	0,36	-0,92	-0,25	-0,17	0,06	0,34	-0,81	-0,20	-0,07	0,18	0,37
23	-0,84	-0,32	-0,25	-0,08	0,32	-0,84	-0,51	-0,29	-0,13	0,24	-1,07	-0,32	-0,25	0,04	0,30	-0,71	-0,28	-0,18	0,06	0,27
24	-1,10	-0,40	-0,35	-0,17	0,25	-0,95	-0,69	-0,38	-0,25	0,15	-1,37	-0,44	-0,34	-0,09	0,24	-0,95	-0,36	-0,30	-0,06	0,23

Comercial - Faixa 4 - Eólico

Hora	Outono					Inverno					Primavera					Verão				
	Quantil					Quantil					Quantil					Quantil				
	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1
1	-1,09	-0,40	-0,27	-0,16	0,48	-0,96	-0,76	-0,33	-0,18	0,52	-0,93	-0,39	-0,26	-0,02	0,40	-0,83	-0,31	-0,24	-0,03	0,45
2	-1,11	-0,50	-0,32	-0,07	0,47	-1,48	-0,89	-0,43	-0,23	0,40	-0,85	-0,43	-0,32	-0,14	0,44	-0,96	-0,39	-0,29	-0,17	0,38
3	-0,95	-0,42	-0,31	0,00	0,52	-1,28	-0,79	-0,39	-0,23	0,38	-1,60	-0,39	-0,28	0,01	0,47	-1,09	-0,44	-0,30	-0,21	0,43
4	-0,96	-0,37	-0,29	-0,01	0,52	-1,50	-0,88	-0,40	-0,20	0,41	-1,40	-0,42	-0,30	-0,06	0,43	-0,96	-0,52	-0,30	-0,21	0,45
5	-0,97	-0,42	-0,28	-0,14	0,45	-1,59	-0,95	-0,44	-0,10	0,37	-1,12	-0,40	-0,31	-0,12	0,38	-0,97	-0,43	-0,31	-0,15	0,43
6	-0,94	-0,44	-0,26	-0,17	0,53	-1,27	-0,94	-0,36	-0,16	0,38	-1,04	-0,36	-0,26	-0,06	0,37	-0,94	-0,49	-0,27	-0,09	0,42
7	-0,93	-0,39	-0,28	-0,06	0,53	-1,20	-0,93	-0,39	-0,16	0,37	-0,93	-0,37	-0,25	0,00	0,42	-0,93	-0,37	-0,25	-0,08	0,42
8	-0,84	-0,40	-0,17	-0,03	0,61	-1,11	-0,81	-0,31	-0,01	0,54	-0,93	-0,23	-0,15	0,05	0,54	-0,84	-0,36	-0,16	0,06	0,61
9	-0,62	-0,20	0,05	0,24	0,81	-0,90	-0,60	-0,05	0,14	0,79	-0,66	-0,04	0,08	0,32	0,79	-0,62	-0,10	0,06	0,28	0,82
10	-0,54	-0,11	0,13	0,31	0,88	-0,81	-0,54	0,05	0,31	0,84	-0,56	-0,03	0,16	0,46	0,77	-0,54	-0,01	0,15	0,45	0,90
11	-0,51	-0,02	0,16	0,37	0,94	-0,71	-0,49	0,04	0,27	0,90	-0,51	0,10	0,25	0,51	0,94	-0,51	0,09	0,17	0,34	0,89
12	-0,56	-0,04	0,12	0,31	0,82	-0,85	-0,54	0,04	0,28	0,74	-0,56	0,07	0,21	0,62	0,86	-0,71	0,04	0,15	0,45	0,83
13	-0,59	-0,10	0,09	0,39	0,87	-0,71	-0,46	0,02	0,30	0,79	-0,59	0,08	0,27	0,60	0,84	-0,59	0,03	0,20	0,43	0,83
14	-0,50	-0,06	0,18	0,65	0,95	-0,62	-0,15	0,18	0,42	0,89	-0,69	0,19	0,42	0,70	0,89	-0,58	0,17	0,39	0,65	0,91
15	-0,48	0,04	0,23	0,67	0,92	-0,76	-0,12	0,23	0,47	0,93	-0,95	0,21	0,51	0,74	0,92	-0,73	0,21	0,41	0,73	0,91
16	-0,52	0,09	0,20	0,49	0,90	-0,65	-0,07	0,22	0,49	0,83	-0,68	0,20	0,48	0,69	0,87	-1,10	0,20	0,39	0,68	0,89
17	-0,66	0,08	0,22	0,49	0,85	-0,93	0,00	0,18	0,51	0,81	-0,82	0,12	0,41	0,65	0,84	-0,98	0,14	0,39	0,65	0,85
18	-0,59	0,04	0,18	0,51	0,80	-0,98	0,02	0,15	0,47	0,80	-0,75	0,10	0,30	0,56	0,81	-0,60	0,09	0,35	0,61	0,80
19	-0,55	0,08	0,22	0,59	0,79	-0,62	0,06	0,18	0,44	0,84	-0,63	0,09	0,28	0,53	0,83	-0,55	0,12	0,34	0,63	0,78
20	-0,60	0,02	0,19	0,48	0,74	-0,78	0,02	0,13	0,34	0,76	-0,70	0,04	0,14	0,44	0,73	-0,60	0,06	0,21	0,58	0,79
21	-0,65	0,02	0,17	0,48	0,70	-0,66	-0,02	0,08	0,29	0,80	-1,45	-0,03	0,08	0,35	0,68	-0,65	0,01	0,16	0,54	0,70
22	-0,71	-0,06	0,03	0,45	0,66	-0,71	-0,19	-0,02	0,19	0,70	-0,91	-0,10	0,00	0,29	0,67	-0,76	-0,04	0,12	0,44	0,70
23	-0,79	-0,18	-0,09	0,12	0,66	-0,79	-0,41	-0,14	0,05	0,55	-1,08	-0,19	-0,10	0,29	0,63	-0,64	-0,14	-0,01	0,31	0,59
24	-1,09	-0,25	-0,19	0,04	0,60	-0,91	-0,66	-0,23	-0,07	0,46	-1,43	-0,31	-0,18	0,14	0,58	-0,90	-0,20	-0,13	0,18	0,58

Comercial - Faixa 5 - Eólico

Hora	Outono					Inverno					Primavera					Verão				
	Quantil					Quantil					Quantil					Quantil				
	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1
1	-1,03	-0,26	-0,09	0,07	0,58	-0,90	-0,49	-0,21	0,04	0,61	-0,87	-0,24	-0,03	0,12	0,51	-0,77	-0,21	-0,01	0,14	0,55
2	-1,02	-0,30	-0,07	0,10	0,60	-1,39	-0,48	-0,23	0,03	0,55	-0,75	-0,24	-0,05	0,11	0,58	-0,86	-0,22	-0,06	0,07	0,53
3	-0,87	-0,26	-0,03	0,18	0,63	-1,21	-0,49	-0,21	0,02	0,52	-1,53	-0,24	-0,03	0,18	0,59	-1,01	-0,26	-0,11	0,03	0,55
4	-0,89	-0,27	-0,05	0,16	0,60	-1,44	-0,51	-0,24	0,00	0,52	-1,35	-0,28	-0,10	0,07	0,54	-0,89	-0,31	-0,16	0,02	0,55
5	-0,91	-0,32	-0,11	0,07	0,54	-1,55	-0,53	-0,27	0,01	0,48	-1,06	-0,29	-0,09	0,05	0,49	-0,91	-0,27	-0,11	0,02	0,53
6	-0,87	-0,26	-0,10	0,07	0,62	-1,21	-0,50	-0,23	0,03	0,50	-0,97	-0,23	-0,03	0,16	0,50	-0,87	-0,25	-0,08	0,08	0,54
7	-0,75	-0,13	0,04	0,20	0,73	-1,02	-0,37	-0,09	0,18	0,61	-0,75	-0,10	0,11	0,30	0,65	-0,75	-0,15	0,08	0,24	0,65
8	-0,81	-0,18	-0,03	0,15	0,67	-1,08	-0,43	-0,16	0,12	0,62	-0,90	-0,15	0,04	0,13	0,62	-0,81	-0,23	0,02	0,21	0,67
9	-0,75	-0,15	0,02	0,22	0,71	-1,04	-0,40	-0,13	0,18	0,70	-0,79	-0,13	0,09	0,27	0,70	-0,75	-0,15	0,08	0,29	0,72
10	-0,71	-0,14	0,07	0,27	0,74	-0,98	-0,33	-0,04	0,25	0,71	-0,74	-0,10	0,14	0,38	0,66	-0,71	-0,11	0,12	0,37	0,76
11	-0,65	-0,09	0,16	0,34	0,83	-0,85	-0,27	0,00	0,27	0,80	-0,65	0,03	0,24	0,47	0,83	-0,65	-0,02	0,19	0,36	0,79
12	-0,64	0,00	0,18	0,35	0,78	-0,94	-0,28	0,00	0,30	0,72	-0,64	0,08	0,29	0,59	0,82	-0,80	0,02	0,23	0,49	0,79
13	-0,66	-0,05	0,18	0,41	0,82	-0,78	-0,28	0,07	0,31	0,77	-0,66	0,12	0,32	0,56	0,80	-0,66	0,05	0,25	0,48	0,79
14	-0,72	-0,11	0,14	0,48	0,76	-0,84	-0,18	0,11	0,30	0,72	-0,92	0,04	0,28	0,54	0,71	-0,81	0,03	0,24	0,50	0,73
15	-0,71	-0,08	0,15	0,48	0,73	-1,00	-0,16	0,12	0,32	0,73	-1,19	0,12	0,35	0,56	0,73	-0,97	0,04	0,29	0,53	0,72
16	-0,70	-0,04	0,17	0,42	0,76	-0,83	-0,10	0,19	0,40	0,71	-0,86	0,16	0,38	0,59	0,74	-1,29	0,14	0,32	0,54	0,75
17	-0,79	0,01	0,22	0,44	0,76	-1,06	-0,03	0,20	0,46	0,73	-0,95	0,16	0,35	0,57	0,75	-1,11	0,13	0,32	0,55	0,76
18	-0,67	0,05	0,25	0,50	0,76	-1,08	0,00	0,22	0,47	0,76	-0,84	0,12	0,30	0,54	0,77	-0,69	0,10	0,31	0,56	0,76
19	-0,59	0,14	0,33	0,61	0,81	-0,65	0,10	0,30	0,53	0,85	-0,66	0,13	0,34	0,60	0,84	-0,59	0,23	0,41	0,64	0,80
20	-0,50	0,21	0,43	0,66	0,89	-0,68	0,19	0,37	0,58	0,91	-0,60	0,21	0,39	0,60	0,89	-0,50	0,25	0,44	0,72	0,94
21	-0,54	0,18	0,39	0,66	0,86	-0,55	0,16	0,35	0,49	0,94	-1,35	0,13	0,35	0,55	0,85	-0,54	0,19	0,43	0,70	0,87
22	-0,58	0,13	0,33	0,65	0,85	-0,58	0,04	0,25	0,42	0,87	-0,78	0,10	0,31	0,54	0,85	-0,63	0,19	0,38	0,65	0,88
23	-0,65	0,02	0,19	0,40	0,83	-0,65	-0,14	0,08	0,28	0,74	-0,95	0,00	0,21	0,47	0,80	-0,50	0,09	0,27	0,54	0,78
24	-1,00	-0,12	0,09	0,25	0,73	-0,81	-0,33	-0,02	0,17	0,62	-1,34	-0,12	0,08	0,31	0,71	-0,80	-0,03	0,15	0,36	0,71

Industrial - Faixa 1 - Eólico

Hora	Outono					Inverno					Primavera					Verão				
	Quantil					Quantil					Quantil					Quantil				
	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1
1	-1,01	-0,48	-0,38	-0,27	0,16	-0,92	-0,73	-0,43	-0,28	0,19	-0,89	-0,48	-0,37	-0,21	0,11	-0,82	-0,42	-0,34	-0,17	0,14
2	-1,03	-0,54	-0,40	-0,25	0,16	-1,30	-0,76	-0,48	-0,33	0,11	-0,83	-0,47	-0,40	-0,26	0,14	-0,92	-0,47	-0,39	-0,29	0,10
3	-0,92	-0,49	-0,40	-0,19	0,18	-1,17	-0,76	-0,47	-0,34	0,09	-1,40	-0,48	-0,38	-0,16	0,15	-1,02	-0,51	-0,42	-0,33	0,12
4	-0,93	-0,48	-0,39	-0,20	0,17	-1,33	-0,77	-0,48	-0,32	0,11	-1,26	-0,51	-0,41	-0,24	0,12	-0,93	-0,56	-0,41	-0,32	0,13
5	-0,93	-0,51	-0,39	-0,27	0,14	-1,39	-0,78	-0,50	-0,28	0,08	-1,04	-0,48	-0,40	-0,24	0,09	-0,93	-0,51	-0,41	-0,30	0,13
6	-0,91	-0,51	-0,38	-0,28	0,19	-1,16	-0,75	-0,45	-0,29	0,09	-0,98	-0,46	-0,37	-0,20	0,08	-0,91	-0,51	-0,38	-0,26	0,12
7	-0,77	-0,34	-0,25	-0,11	0,32	-0,97	-0,66	-0,33	-0,16	0,21	-0,77	-0,32	-0,22	-0,05	0,24	-0,77	-0,35	-0,24	-0,11	0,25
8	-0,49	-0,11	0,03	0,15	0,59	-0,69	-0,34	-0,04	0,17	0,55	-0,55	-0,03	0,05	0,18	0,55	-0,49	-0,12	0,04	0,21	0,59
9	-0,17	0,21	0,34	0,51	0,90	-0,38	-0,06	0,27	0,45	0,89	-0,20	0,27	0,37	0,54	0,89	-0,17	0,23	0,37	0,56	0,91
10	-0,10	0,25	0,42	0,57	0,96	-0,30	-0,01	0,35	0,57	0,94	-0,12	0,30	0,45	0,67	0,89	-0,10	0,30	0,44	0,65	0,98
11	-0,10	0,26	0,43	0,57	0,98	-0,25	0,05	0,34	0,51	0,96	-0,10	0,36	0,50	0,69	0,98	-0,10	0,34	0,44	0,58	0,95
12	-0,35	0,08	0,18	0,32	0,69	-0,57	-0,19	0,10	0,28	0,64	-0,35	0,14	0,28	0,53	0,72	-0,46	0,10	0,23	0,43	0,69
13	-0,59	-0,20	-0,05	0,16	0,50	-0,68	-0,43	-0,09	0,10	0,45	-0,59	-0,06	0,08	0,30	0,48	-0,59	-0,10	0,02	0,22	0,47
14	-0,37	0,02	0,17	0,50	0,72	-0,46	-0,06	0,17	0,33	0,68	-0,52	0,15	0,35	0,53	0,67	-0,44	0,15	0,30	0,51	0,69
15	-0,24	0,19	0,32	0,62	0,81	-0,45	0,09	0,31	0,48	0,82	-0,59	0,30	0,51	0,69	0,81	-0,43	0,29	0,47	0,67	0,81
16	-0,26	0,20	0,31	0,52	0,80	-0,36	0,10	0,32	0,51	0,76	-0,38	0,29	0,50	0,65	0,78	-0,70	0,31	0,44	0,64	0,79
17	-0,36	0,20	0,32	0,50	0,77	-0,56	0,16	0,30	0,54	0,74	-0,48	0,25	0,44	0,63	0,76	-0,60	0,27	0,43	0,62	0,77
18	-0,32	0,16	0,29	0,52	0,72	-0,62	0,15	0,26	0,49	0,72	-0,45	0,21	0,35	0,54	0,73	-0,33	0,20	0,39	0,57	0,72
19	-0,42	0,06	0,19	0,44	0,59	-0,47	0,05	0,17	0,36	0,63	-0,47	0,07	0,22	0,42	0,62	-0,42	0,12	0,26	0,47	0,59
20	-0,51	-0,01	0,11	0,33	0,50	-0,64	-0,04	0,06	0,24	0,51	-0,58	-0,02	0,09	0,27	0,50	-0,51	0,01	0,11	0,38	0,54
21	-0,65	-0,15	-0,03	0,21	0,37	-0,66	-0,15	-0,08	0,08	0,44	-1,25	-0,16	-0,07	0,12	0,36	-0,65	-0,13	0,01	0,24	0,37
22	-0,68	-0,17	-0,08	0,21	0,36	-0,68	-0,23	-0,13	0,01	0,38	-0,82	-0,21	-0,11	0,10	0,36	-0,72	-0,15	-0,02	0,21	0,39
23	-0,70	-0,24	-0,15	0,02	0,38	-0,70	-0,40	-0,18	-0,06	0,31	-0,92	-0,25	-0,15	0,11	0,36	-0,59	-0,19	-0,08	0,14	0,34
24	-1,00	-0,37	-0,28	-0,14	0,27	-0,87	-0,62	-0,33	-0,20	0,17	-1,25	-0,38	-0,28	-0,06	0,25	-0,86	-0,32	-0,23	-0,04	0,25

Industrial - Faixa 2 - Eólico

Hora	Outono					Inverno					Primavera					Verão				
	Quantil					Quantil					Quantil					Quantil				
	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1
1	-0,97	-0,48	-0,39	-0,30	0,09	-0,89	-0,71	-0,45	-0,32	0,11	-0,86	-0,49	-0,39	-0,25	0,04	-0,80	-0,43	-0,37	-0,23	0,07
2	-0,96	-0,52	-0,41	-0,26	0,10	-1,21	-0,74	-0,48	-0,34	0,06	-0,79	-0,46	-0,40	-0,28	0,09	-0,86	-0,46	-0,39	-0,30	0,05
3	-0,87	-0,49	-0,41	-0,21	0,12	-1,10	-0,73	-0,47	-0,36	0,03	-1,31	-0,47	-0,39	-0,19	0,09	-0,97	-0,50	-0,42	-0,34	0,06
4	-0,88	-0,48	-0,40	-0,22	0,11	-1,24	-0,76	-0,47	-0,33	0,05	-1,18	-0,49	-0,41	-0,26	0,06	-0,88	-0,54	-0,41	-0,33	0,07
5	-0,88	-0,50	-0,39	-0,30	0,08	-1,30	-0,81	-0,49	-0,29	0,03	-0,98	-0,48	-0,41	-0,26	0,04	-0,88	-0,50	-0,40	-0,31	0,07
6	-0,85	-0,49	-0,38	-0,30	0,14	-1,08	-0,78	-0,44	-0,30	0,05	-0,92	-0,44	-0,37	-0,22	0,04	-0,85	-0,50	-0,38	-0,26	0,07
7	-0,76	-0,37	-0,29	-0,16	0,22	-0,94	-0,69	-0,36	-0,20	0,13	-0,76	-0,35	-0,27	-0,11	0,16	-0,76	-0,36	-0,28	-0,16	0,16
8	-0,33	0,01	0,14	0,24	0,64	-0,52	-0,25	0,06	0,25	0,60	-0,39	0,08	0,15	0,27	0,60	-0,33	0,00	0,14	0,29	0,64
9	-0,08	0,25	0,39	0,53	0,88	-0,27	-0,01	0,32	0,47	0,87	-0,11	0,32	0,41	0,57	0,87	-0,08	0,30	0,40	0,57	0,89
10	-0,01	0,32	0,46	0,59	0,95	-0,19	0,06	0,40	0,60	0,93	-0,02	0,36	0,49	0,69	0,89	-0,01	0,35	0,48	0,67	0,97
11	-0,01	0,32	0,48	0,60	0,97	-0,14	0,06	0,39	0,54	0,95	-0,01	0,41	0,53	0,70	0,97	-0,01	0,40	0,48	0,61	0,94
12	-0,30	0,08	0,19	0,31	0,64	-0,49	-0,20	0,11	0,28	0,60	-0,30	0,15	0,26	0,50	0,67	-0,40	0,11	0,21	0,41	0,65
13	-0,49	-0,14	-0,01	0,18	0,49	-0,57	-0,35	-0,04	0,13	0,45	-0,49	-0,01	0,11	0,31	0,48	-0,49	-0,04	0,05	0,22	0,47
14	-0,14	0,20	0,35	0,65	0,84	-0,22	0,14	0,35	0,50	0,81	-0,27	0,34	0,51	0,68	0,80	-0,20	0,34	0,46	0,65	0,82
15	0,01	0,38	0,51	0,78	0,95	-0,18	0,30	0,50	0,66	0,96	-0,31	0,49	0,68	0,84	0,95	-0,17	0,48	0,64	0,82	0,95
16	-0,06	0,36	0,45	0,64	0,89	-0,15	0,26	0,46	0,64	0,86	-0,17	0,44	0,62	0,76	0,88	-0,46	0,45	0,57	0,75	0,89
17	-0,17	0,34	0,45	0,61	0,85	-0,35	0,30	0,43	0,64	0,82	-0,28	0,38	0,56	0,72	0,84	-0,38	0,39	0,54	0,71	0,85
18	-0,28	0,16	0,27	0,48	0,67	-0,54	0,15	0,25	0,45	0,66	-0,39	0,20	0,33	0,51	0,67	-0,29	0,20	0,37	0,53	0,67
19	-0,56	-0,12	-0,01	0,21	0,35	-0,60	-0,13	-0,04	0,14	0,39	-0,61	-0,11	0,01	0,20	0,38	-0,56	-0,08	0,06	0,25	0,35
20	-0,69	-0,24	-0,14	0,06	0,22	-0,81	-0,26	-0,18	-0,02	0,23	-0,76	-0,24	-0,16	0,02	0,22	-0,69	-0,22	-0,12	0,11	0,25
21	-0,72	-0,25	-0,15	0,06	0,20	-0,72	-0,26	-0,20	-0,07	0,26	-1,26	-0,28	-0,19	-0,02	0,19	-0,72	-0,25	-0,13	0,09	0,20
22	-0,73	-0,27	-0,20	0,07	0,20	-0,73	-0,34	-0,24	-0,12	0,22	-0,86	-0,30	-0,22	-0,03	0,20	-0,77	-0,25	-0,14	0,06	0,23
23	-0,75	-0,33	-0,25	-0,11	0,22	-0,75	-0,47	-0,28	-0,16	0,16	-0,95	-0,33	-0,26	-0,02	0,21	-0,65	-0,28	-0,19	0,01	0,19
24	-0,97	-0,40	-0,34	-0,19	0,17	-0,85	-0,63	-0,36	-0,25	0,08	-1,20	-0,41	-0,33	-0,12	0,16	-0,84	-0,36	-0,29	-0,10	0,15

Industrial - Faixa 3 - Eólico

Hora	Outono					Inverno					Primavera					Verão				
	Quantil					Quantil					Quantil					Quantil				
	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1
1	-0,90	-0,44	-0,36	-0,29	0,08	-0,82	-0,65	-0,41	-0,31	0,11	-0,79	-0,45	-0,36	-0,22	0,03	-0,73	-0,39	-0,35	-0,22	0,06
2	-0,90	-0,49	-0,39	-0,24	0,08	-1,13	-0,72	-0,45	-0,33	0,04	-0,74	-0,44	-0,38	-0,27	0,07	-0,81	-0,43	-0,37	-0,30	0,03
3	-0,81	-0,45	-0,38	-0,20	0,11	-1,01	-0,67	-0,43	-0,34	0,02	-1,21	-0,43	-0,36	-0,19	0,08	-0,89	-0,46	-0,38	-0,33	0,05
4	-0,79	-0,42	-0,36	-0,18	0,12	-1,13	-0,71	-0,42	-0,30	0,06	-1,07	-0,44	-0,36	-0,21	0,07	-0,79	-0,49	-0,36	-0,31	0,08
5	-0,80	-0,44	-0,35	-0,27	0,08	-1,19	-0,73	-0,44	-0,25	0,03	-0,89	-0,42	-0,37	-0,25	0,04	-0,80	-0,45	-0,36	-0,27	0,07
6	-0,79	-0,46	-0,35	-0,29	0,12	-1,00	-0,73	-0,41	-0,28	0,03	-0,85	-0,41	-0,35	-0,22	0,02	-0,79	-0,49	-0,35	-0,25	0,06
7	-0,71	-0,35	-0,29	-0,15	0,19	-0,88	-0,65	-0,35	-0,21	0,10	-0,71	-0,34	-0,26	-0,12	0,13	-0,71	-0,35	-0,27	-0,17	0,13
8	-0,18	0,13	0,26	0,35	0,72	-0,34	-0,11	0,18	0,36	0,68	-0,23	0,22	0,27	0,39	0,69	-0,18	0,14	0,27	0,40	0,72
9	0,02	0,30	0,46	0,57	0,90	-0,16	0,08	0,39	0,52	0,89	-0,01	0,39	0,47	0,62	0,89	0,02	0,37	0,46	0,60	0,91
10	0,04	0,34	0,48	0,59	0,92	-0,12	0,11	0,43	0,59	0,90	0,03	0,39	0,50	0,68	0,86	0,04	0,38	0,49	0,67	0,94
11	0,08	0,41	0,53	0,65	0,98	-0,04	0,15	0,45	0,59	0,96	0,08	0,49	0,57	0,73	0,98	0,08	0,46	0,53	0,63	0,95
12	-0,21	0,14	0,23	0,35	0,65	-0,39	-0,15	0,18	0,33	0,60	-0,21	0,21	0,29	0,53	0,67	-0,30	0,18	0,25	0,43	0,66
13	-0,54	-0,21	-0,09	0,08	0,36	-0,61	-0,42	-0,13	0,03	0,32	-0,54	-0,10	0,01	0,21	0,35	-0,54	-0,13	-0,04	0,11	0,34
14	-0,02	0,29	0,42	0,70	0,88	-0,09	0,23	0,43	0,57	0,85	-0,14	0,43	0,57	0,74	0,84	-0,07	0,42	0,54	0,70	0,86
15	0,06	0,41	0,53	0,79	0,93	-0,11	0,32	0,52	0,67	0,94	-0,23	0,51	0,69	0,83	0,93	-0,09	0,51	0,63	0,82	0,93
16	0,03	0,42	0,50	0,67	0,91	-0,05	0,34	0,51	0,67	0,88	-0,07	0,49	0,66	0,79	0,90	-0,33	0,50	0,61	0,78	0,91
17	-0,07	0,41	0,50	0,66	0,87	-0,23	0,37	0,48	0,68	0,85	-0,16	0,44	0,61	0,76	0,87	-0,26	0,45	0,60	0,75	0,88
18	-0,32	0,10	0,18	0,38	0,55	-0,56	0,08	0,16	0,36	0,55	-0,42	0,13	0,25	0,41	0,55	-0,32	0,13	0,28	0,43	0,55
19	-0,69	-0,27	-0,19	0,04	0,15	-0,72	-0,28	-0,21	-0,05	0,18	-0,73	-0,27	-0,15	0,00	0,18	-0,69	-0,24	-0,11	0,06	0,15
20	-0,74	-0,33	-0,23	-0,06	0,09	-0,85	-0,33	-0,27	-0,13	0,11	-0,80	-0,32	-0,26	-0,08	0,09	-0,74	-0,31	-0,22	0,00	0,13
21	-0,75	-0,32	-0,22	-0,03	0,09	-0,76	-0,33	-0,28	-0,15	0,15	-1,25	-0,34	-0,28	-0,11	0,08	-0,75	-0,32	-0,22	0,00	0,09
22	-0,78	-0,36	-0,30	-0,05	0,07	-0,78	-0,44	-0,33	-0,21	0,09	-0,91	-0,38	-0,32	-0,14	0,08	-0,82	-0,34	-0,24	-0,05	0,10
23	-0,80	-0,40	-0,34	-0,21	0,10	-0,80	-0,55	-0,37	-0,25	0,04	-0,98	-0,40	-0,35	-0,12	0,08	-0,71	-0,37	-0,29	-0,10	0,06
24	-0,94	-0,39	-0,36	-0,22	0,11	-0,83	-0,62	-0,38	-0,28	0,03	-1,15	-0,42	-0,35	-0,16	0,10	-0,82	-0,36	-0,32	-0,13	0,10

Industrial - Faixa 4 - Eólico

Hora	Outono					Inverno					Primavera					Verão				
	Quantil					Quantil					Quantil					Quantil				
	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1
1	-0,92	-0,46	-0,37	-0,29	0,13	-0,83	-0,69	-0,41	-0,31	0,16	-0,81	-0,45	-0,36	-0,20	0,08	-0,74	-0,40	-0,35	-0,21	0,11
2	-0,92	-0,51	-0,39	-0,22	0,14	-1,16	-0,77	-0,46	-0,33	0,10	-0,74	-0,46	-0,38	-0,27	0,12	-0,82	-0,44	-0,37	-0,29	0,08
3	-0,82	-0,47	-0,39	-0,19	0,16	-1,04	-0,72	-0,45	-0,34	0,07	-1,26	-0,45	-0,37	-0,18	0,13	-0,92	-0,48	-0,39	-0,33	0,10
4	-0,81	-0,41	-0,36	-0,17	0,18	-1,17	-0,76	-0,43	-0,31	0,11	-1,11	-0,45	-0,37	-0,21	0,12	-0,81	-0,52	-0,37	-0,31	0,13
5	-0,81	-0,44	-0,35	-0,25	0,14	-1,23	-0,79	-0,45	-0,23	0,09	-0,90	-0,42	-0,37	-0,24	0,10	-0,81	-0,45	-0,37	-0,26	0,13
6	-0,76	-0,43	-0,31	-0,25	0,22	-0,99	-0,76	-0,38	-0,24	0,12	-0,83	-0,37	-0,31	-0,17	0,11	-0,76	-0,46	-0,31	-0,19	0,15
7	-0,66	-0,30	-0,23	-0,08	0,31	-0,84	-0,66	-0,30	-0,14	0,20	-0,66	-0,29	-0,21	-0,04	0,24	-0,66	-0,29	-0,21	-0,09	0,24
8	-0,21	0,09	0,24	0,33	0,76	-0,39	-0,19	0,14	0,35	0,72	-0,27	0,20	0,25	0,38	0,72	-0,21	0,11	0,25	0,39	0,76
9	-0,01	0,27	0,44	0,57	0,95	-0,20	0,01	0,38	0,50	0,93	-0,03	0,38	0,46	0,62	0,93	-0,01	0,34	0,45	0,60	0,96
10	0,00	0,28	0,44	0,57	0,95	-0,18	0,00	0,40	0,56	0,92	-0,02	0,34	0,46	0,67	0,87	0,00	0,35	0,46	0,66	0,96
11	-0,01	0,32	0,44	0,58	0,96	-0,14	0,01	0,36	0,51	0,94	-0,01	0,40	0,50	0,68	0,96	-0,01	0,39	0,45	0,56	0,93
12	-0,29	0,06	0,16	0,29	0,63	-0,49	-0,28	0,11	0,27	0,58	-0,29	0,13	0,22	0,50	0,66	-0,39	0,11	0,19	0,39	0,64
13	-0,52	-0,20	-0,07	0,13	0,45	-0,60	-0,43	-0,11	0,08	0,40	-0,52	-0,07	0,06	0,27	0,43	-0,52	-0,11	0,00	0,16	0,43
14	-0,06	0,23	0,39	0,70	0,91	-0,14	0,17	0,39	0,55	0,87	-0,19	0,40	0,55	0,74	0,86	-0,12	0,38	0,53	0,70	0,88
15	0,01	0,36	0,48	0,78	0,95	-0,18	0,25	0,48	0,65	0,95	-0,30	0,47	0,67	0,83	0,95	-0,16	0,47	0,61	0,82	0,94
16	0,00	0,40	0,48	0,67	0,94	-0,09	0,30	0,49	0,67	0,90	-0,11	0,48	0,66	0,81	0,93	-0,40	0,48	0,61	0,80	0,94
17	-0,13	0,36	0,46	0,64	0,88	-0,31	0,31	0,44	0,66	0,85	-0,23	0,40	0,59	0,75	0,88	-0,34	0,41	0,57	0,75	0,89
18	-0,30	0,12	0,21	0,43	0,63	-0,57	0,11	0,19	0,40	0,63	-0,41	0,16	0,29	0,47	0,63	-0,31	0,15	0,32	0,50	0,63
19	-0,61	-0,18	-0,09	0,16	0,29	-0,65	-0,20	-0,12	0,06	0,33	-0,66	-0,18	-0,05	0,12	0,32	-0,61	-0,16	-0,01	0,19	0,28
20	-0,70	-0,29	-0,17	0,02	0,19	-0,82	-0,29	-0,22	-0,07	0,21	-0,77	-0,28	-0,21	0,00	0,19	-0,70	-0,26	-0,16	0,09	0,23
21	-0,76	-0,31	-0,21	0,00	0,15	-0,76	-0,34	-0,27	-0,13	0,21	-1,29	-0,34	-0,27	-0,09	0,13	-0,76	-0,32	-0,21	0,04	0,15
22	-0,80	-0,37	-0,31	-0,02	0,12	-0,80	-0,45	-0,34	-0,20	0,14	-0,93	-0,39	-0,32	-0,13	0,12	-0,84	-0,35	-0,24	-0,03	0,15
23	-0,81	-0,41	-0,34	-0,20	0,16	-0,81	-0,56	-0,38	-0,25	0,09	-1,01	-0,41	-0,35	-0,09	0,14	-0,71	-0,38	-0,29	-0,08	0,11
24	-0,97	-0,41	-0,37	-0,21	0,16	-0,85	-0,68	-0,40	-0,29	0,07	-1,20	-0,45	-0,36	-0,15	0,15	-0,85	-0,38	-0,33	-0,12	0,14

Industrial - Faixa 5 - Eólico

Hora	Outono					Inverno					Primavera					Verão				
	Quantil					Quantil					Quantil					Quantil				
	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1
1	-1,01	-0,38	-0,26	-0,17	0,30	-0,91	-0,56	-0,33	-0,13	0,35	-0,88	-0,35	-0,19	-0,06	0,27	-0,79	-0,33	-0,17	-0,05	0,30
2	-1,00	-0,42	-0,27	-0,11	0,33	-1,31	-0,56	-0,35	-0,14	0,29	-0,78	-0,36	-0,21	-0,07	0,32	-0,88	-0,34	-0,21	-0,10	0,28
3	-0,90	-0,40	-0,26	-0,08	0,34	-1,18	-0,59	-0,36	-0,17	0,25	-1,45	-0,38	-0,21	-0,03	0,31	-1,02	-0,39	-0,27	-0,16	0,28
4	-0,94	-0,42	-0,28	-0,11	0,30	-1,39	-0,62	-0,40	-0,19	0,24	-1,32	-0,43	-0,28	-0,14	0,25	-0,94	-0,46	-0,33	-0,18	0,26
5	-0,94	-0,45	-0,30	-0,18	0,25	-1,47	-0,63	-0,41	-0,18	0,21	-1,06	-0,43	-0,26	-0,14	0,22	-0,94	-0,41	-0,28	-0,17	0,25
6	-0,90	-0,40	-0,27	-0,18	0,34	-1,18	-0,59	-0,36	-0,15	0,24	-0,98	-0,36	-0,20	-0,04	0,24	-0,90	-0,38	-0,24	-0,11	0,27
7	-0,71	-0,22	-0,12	0,02	0,52	-0,93	-0,39	-0,16	0,06	0,42	-0,71	-0,17	0,00	0,16	0,45	-0,71	-0,21	-0,02	0,11	0,45
8	-0,35	0,01	0,17	0,28	0,86	-0,58	-0,05	0,18	0,42	0,83	-0,43	0,19	0,35	0,42	0,83	-0,35	0,12	0,33	0,49	0,87
9	-0,24	0,08	0,25	0,39	0,96	-0,48	0,05	0,27	0,53	0,96	-0,27	0,28	0,46	0,60	0,96	-0,24	0,26	0,45	0,62	0,98
10	-0,27	0,08	0,23	0,38	0,93	-0,49	0,05	0,29	0,54	0,92	-0,29	0,25	0,44	0,64	0,87	-0,27	0,24	0,42	0,64	0,96
11	-0,26	0,10	0,25	0,40	0,96	-0,42	0,06	0,28	0,50	0,95	-0,26	0,31	0,48	0,67	0,97	-0,26	0,26	0,44	0,58	0,94
12	-0,34	0,07	0,18	0,34	0,82	-0,59	-0,04	0,19	0,44	0,79	-0,34	0,26	0,43	0,68	0,87	-0,47	0,20	0,38	0,60	0,85
13	-0,52	-0,09	0,04	0,25	0,70	-0,62	-0,21	0,08	0,28	0,66	-0,52	0,13	0,29	0,49	0,69	-0,52	0,07	0,24	0,43	0,68
14	-0,34	0,02	0,19	0,46	0,88	-0,44	0,11	0,35	0,50	0,85	-0,51	0,29	0,49	0,70	0,84	-0,41	0,28	0,45	0,67	0,86
15	-0,27	0,13	0,28	0,51	0,91	-0,51	0,19	0,42	0,59	0,93	-0,66	0,42	0,62	0,78	0,92	-0,48	0,36	0,57	0,77	0,92
16	-0,27	0,17	0,28	0,50	0,91	-0,39	0,22	0,46	0,63	0,89	-0,41	0,44	0,62	0,79	0,91	-0,77	0,42	0,56	0,75	0,92
17	-0,36	0,19	0,31	0,50	0,90	-0,59	0,27	0,46	0,67	0,89	-0,50	0,43	0,58	0,77	0,92	-0,63	0,40	0,56	0,75	0,92
18	-0,41	0,08	0,20	0,43	0,75	-0,75	0,15	0,32	0,53	0,77	-0,55	0,24	0,39	0,59	0,78	-0,43	0,22	0,40	0,61	0,77
19	-0,64	-0,10	0,01	0,24	0,49	-0,69	-0,07	0,10	0,29	0,55	-0,70	-0,04	0,13	0,34	0,54	-0,64	0,04	0,19	0,38	0,51
20	-0,72	-0,16	-0,05	0,16	0,40	-0,87	-0,16	0,00	0,17	0,44	-0,81	-0,14	0,02	0,19	0,43	-0,72	-0,10	0,05	0,28	0,47
21	-0,80	-0,22	-0,09	0,12	0,33	-0,81	-0,22	-0,06	0,05	0,42	-1,47	-0,24	-0,07	0,10	0,35	-0,80	-0,20	0,00	0,23	0,36
22	-0,82	-0,23	-0,14	0,13	0,34	-0,82	-0,30	-0,13	0,01	0,38	-0,98	-0,26	-0,08	0,11	0,36	-0,86	-0,18	-0,02	0,20	0,39
23	-0,85	-0,31	-0,20	-0,06	0,37	-0,85	-0,43	-0,24	-0,08	0,31	-1,10	-0,31	-0,13	0,08	0,36	-0,72	-0,24	-0,08	0,14	0,33
24	-1,05	-0,32	-0,22	-0,08	0,38	-0,90	-0,50	-0,24	-0,08	0,29	-1,33	-0,33	-0,15	0,03	0,37	-0,89	-0,25	-0,10	0,07	0,36

APÊNDICE B

Este Apêndice apresenta as Curvas Típicas para consumidores residenciais com RD.

Residencial - RD

Hora	Faixa 1					Faixa 2					Faixa 3					Faixa 4				
	Quantil					Quantil					Quantil					Quantil				
	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1
1	0,46	0,50	0,51	0,53	0,60	0,40	0,45	0,48	0,50	0,60	0,47	0,52	0,54	0,56	0,64	0,57	0,62	0,64	0,65	0,71
2	0,36	0,37	0,37	0,38	0,41	0,29	0,30	0,32	0,33	0,38	0,31	0,33	0,34	0,34	0,39	0,42	0,45	0,45	0,46	0,49
3	0,32	0,32	0,32	0,32	0,32	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,28	0,28	0,28	0,28	0,28	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33
4	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,20	0,22	0,23	0,24	0,27	0,24	0,26	0,26	0,27	0,29	0,28	0,29	0,29	0,30	0,32
5	0,31	0,31	0,31	0,31	0,31	0,16	0,21	0,24	0,25	0,31	0,17	0,25	0,27	0,28	0,35	0,25	0,29	0,32	0,34	0,40
6	0,39	0,42	0,43	0,45	0,48	0,22	0,31	0,36	0,41	0,56	0,15	0,28	0,32	0,36	0,54	0,33	0,45	0,48	0,52	0,62
7	0,58	0,60	0,61	0,62	0,67	0,21	0,41	0,46	0,52	0,75	0,26	0,44	0,50	0,55	0,79	0,33	0,44	0,49	0,54	0,69
8	0,60	0,63	0,63	0,65	0,67	0,25	0,43	0,50	0,55	0,75	0,28	0,50	0,55	0,60	0,80	0,43	0,56	0,62	0,67	0,84
9	0,52	0,54	0,56	0,57	0,61	0,30	0,41	0,45	0,49	0,60	0,43	0,55	0,59	0,61	0,74	0,61	0,68	0,72	0,76	0,86
10	0,37	0,42	0,43	0,48	0,58	0,38	0,42	0,43	0,46	0,51	0,56	0,61	0,63	0,64	0,70	0,82	0,85	0,86	0,88	0,94
11	0,38	0,42	0,42	0,46	0,56	0,46	0,49	0,51	0,53	0,58	0,59	0,64	0,65	0,67	0,71	0,79	0,82	0,83	0,84	0,89
12	0,46	0,49	0,49	0,52	0,61	0,46	0,50	0,52	0,53	0,59	0,54	0,57	0,58	0,60	0,63	0,70	0,73	0,74	0,75	0,78
13	0,42	0,47	0,47	0,47	0,55	0,48	0,52	0,53	0,54	0,57	0,54	0,57	0,58	0,59	0,62	0,64	0,67	0,68	0,69	0,72
14	0,40	0,44	0,44	0,45	0,52	0,37	0,41	0,42	0,43	0,46	0,54	0,57	0,58	0,60	0,63	0,60	0,67	0,68	0,68	0,72
15	0,41	0,45	0,45	0,48	0,56	0,35	0,39	0,41	0,42	0,45	0,48	0,52	0,54	0,55	0,60	0,82	0,84	0,85	0,86	0,90
16	0,46	0,49	0,49	0,54	0,64	0,39	0,43	0,45	0,47	0,52	0,44	0,49	0,51	0,52	0,56	0,82	0,85	0,86	0,87	0,90
17	0,56	0,58	0,59	0,60	0,66	0,32	0,45	0,48	0,54	0,66	0,49	0,62	0,66	0,71	0,85	0,82	0,91	0,96	1,00	1,17
18	0,74	0,79	0,81	0,83	0,97	0,36	0,66	0,75	0,82	1,04	0,53	0,74	0,81	0,88	1,18	0,79	0,97	1,04	1,11	1,30
19	0,39	0,48	0,51	0,54	0,62	0,21	0,35	0,42	0,48	0,66	0,36	0,49	0,55	0,64	0,85	0,35	0,52	0,58	0,63	0,76
20	0,77	0,83	0,86	0,88	0,91	0,59	0,76	0,80	0,85	0,97	0,52	0,67	0,71	0,74	0,88	0,66	0,77	0,80	0,84	0,95
21	0,79	0,87	0,89	0,90	0,93	0,82	0,91	0,94	0,96	1,05	0,74	0,80	0,82	0,85	0,91	0,76	0,80	0,82	0,84	0,89
22	0,73	0,76	0,77	0,77	0,79	0,75	0,80	0,81	0,83	0,88	0,93	0,97	0,98	0,99	1,03	0,74	0,76	0,78	0,79	0,83
23	0,74	0,77	0,78	0,80	0,86	0,81	0,87	0,90	0,93	0,98	0,85	0,90	0,92	0,94	1,03	0,78	0,83	0,84	0,87	0,90
24	0,55	0,60	0,61	0,63	0,70	0,54	0,59	0,62	0,64	0,74	0,64	0,69	0,71	0,73	0,80	0,68	0,72	0,74	0,76	0,81

Residencial - RD

Faixa 5					
Quantil					
Hora	0	0,25	0,50	0,75	1
1	0,57	0,62	0,64	0,65	0,71
2	0,43	0,46	0,46	0,47	0,50
3	0,40	0,40	0,40	0,40	0,40
4	0,41	0,42	0,43	0,43	0,45
5	0,38	0,42	0,44	0,46	0,53
6	0,42	0,53	0,56	0,61	0,70
7	0,48	0,60	0,64	0,69	0,84
8	0,64	0,77	0,82	0,88	1,04
9	0,80	0,88	0,91	0,95	1,05
10	0,95	0,98	0,99	1,01	1,06
11	0,96	0,99	1,00	1,01	1,05
12	0,91	0,94	0,95	0,96	0,99
13	0,91	0,94	0,95	0,95	0,99
14	0,79	0,86	0,87	0,88	0,91
15	0,94	0,96	0,97	0,98	1,02
16	0,93	0,95	0,97	0,98	1,01
17	0,89	0,98	1,03	1,07	1,24
18	0,79	0,97	1,04	1,11	1,30
19	0,29	0,47	0,52	0,58	0,71
20	0,57	0,67	0,71	0,75	0,86
21	0,74	0,79	0,81	0,83	0,88
22	0,75	0,77	0,79	0,80	0,84
23	0,75	0,80	0,82	0,85	0,88
24	0,70	0,75	0,77	0,78	0,84

APÊNDICE C

Este Apêndice apresenta as Curvas Típicas de consumidores residenciais de BT com GD e RD.

Residencial - Faixa 1 - RD e Eólico

Hora	Outono					Inverno					Primavera					Verão				
	Quantil					Quantil					Quantil					Quantil				
	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1
1	-0,37	0,01	0,08	0,16	0,49	-0,31	-0,18	0,05	0,15	0,52	-0,31	0,02	0,10	0,21	0,50	-0,24	0,06	0,11	0,23	0,50
2	-0,50	-0,16	-0,07	0,07	0,36	-0,68	-0,36	-0,13	-0,02	0,33	-0,35	-0,12	-0,06	0,04	0,37	-0,41	-0,11	-0,05	0,01	0,33
3	-0,46	-0,18	-0,12	0,04	0,32	-0,63	-0,37	-0,16	-0,08	0,24	-0,80	-0,17	-0,11	0,04	0,29	-0,53	-0,19	-0,12	-0,07	0,26
4	-0,45	-0,14	-0,10	0,05	0,33	-0,73	-0,41	-0,15	-0,06	0,27	-0,68	-0,17	-0,10	0,03	0,28	-0,45	-0,22	-0,10	-0,05	0,29
5	-0,47	-0,18	-0,11	-0,04	0,27	-0,80	-0,46	-0,19	-0,01	0,23	-0,55	-0,17	-0,12	-0,03	0,24	-0,47	-0,19	-0,13	-0,04	0,27
6	-0,37	-0,08	0,01	0,08	0,45	-0,56	-0,33	-0,04	0,08	0,35	-0,41	-0,04	0,02	0,13	0,38	-0,37	-0,11	0,01	0,10	0,38
7	-0,19	0,12	0,18	0,30	0,61	-0,31	-0,15	0,12	0,25	0,57	-0,19	0,13	0,20	0,33	0,56	-0,19	0,12	0,19	0,29	0,54
8	-0,17	0,09	0,21	0,28	0,63	-0,31	-0,12	0,13	0,30	0,58	-0,19	0,17	0,22	0,32	0,60	-0,16	0,10	0,21	0,34	0,63
9	-0,25	0,02	0,13	0,23	0,54	-0,39	-0,20	0,07	0,19	0,54	-0,25	0,08	0,14	0,28	0,52	-0,24	0,06	0,14	0,28	0,55
10	-0,36	-0,13	-0,01	0,09	0,40	-0,50	-0,35	-0,04	0,09	0,38	-0,37	-0,09	0,01	0,18	0,34	-0,36	-0,08	0,00	0,17	0,41
11	-0,36	-0,10	-0,01	0,10	0,40	-0,47	-0,36	-0,07	0,04	0,38	-0,36	-0,04	0,04	0,18	0,40	-0,36	-0,05	-0,01	0,08	0,37
12	-0,28	-0,01	0,07	0,17	0,44	-0,44	-0,28	0,03	0,16	0,40	-0,28	0,05	0,12	0,34	0,47	-0,36	0,03	0,09	0,25	0,45
13	-0,30	-0,05	0,05	0,21	0,46	-0,37	-0,24	0,02	0,16	0,42	-0,30	0,05	0,15	0,32	0,45	-0,30	0,02	0,11	0,23	0,44
14	-0,34	-0,11	0,02	0,26	0,42	-0,40	-0,16	0,02	0,14	0,39	-0,44	0,02	0,15	0,29	0,39	-0,38	0,01	0,13	0,26	0,40
15	-0,32	-0,05	0,05	0,28	0,41	-0,47	-0,13	0,05	0,17	0,42	-0,57	0,04	0,19	0,32	0,41	-0,46	0,04	0,14	0,31	0,40
16	-0,28	0,04	0,09	0,25	0,46	-0,35	-0,04	0,10	0,25	0,43	-0,37	0,10	0,24	0,35	0,45	-0,59	0,10	0,20	0,35	0,45
17	-0,24	0,14	0,21	0,36	0,56	-0,40	0,11	0,20	0,38	0,52	-0,34	0,17	0,31	0,45	0,55	-0,41	0,18	0,31	0,44	0,56
18	-0,04	0,34	0,44	0,61	0,80	-0,20	0,34	0,43	0,60	0,76	-0,09	0,38	0,50	0,65	0,93	-0,02	0,38	0,52	0,66	0,82
19	-0,32	0,05	0,14	0,32	0,48	-0,37	0,03	0,13	0,27	0,57	-0,37	0,06	0,16	0,31	0,51	-0,35	0,09	0,21	0,33	0,54
20	0,02	0,40	0,50	0,65	0,81	-0,02	0,38	0,46	0,57	0,83	0,01	0,41	0,48	0,61	0,83	0,02	0,42	0,51	0,67	0,84
21	0,08	0,46	0,54	0,70	0,83	0,08	0,43	0,50	0,61	0,90	-0,31	0,43	0,49	0,65	0,84	0,09	0,45	0,55	0,73	0,83
22	-0,03	0,33	0,38	0,60	0,73	-0,03	0,26	0,35	0,45	0,74	-0,12	0,31	0,36	0,52	0,72	-0,04	0,35	0,43	0,60	0,74
23	-0,02	0,32	0,39	0,52	0,79	-0,04	0,20	0,35	0,46	0,74	-0,18	0,31	0,38	0,57	0,76	0,05	0,36	0,44	0,61	0,77
24	-0,30	0,14	0,19	0,30	0,66	-0,22	-0,04	0,16	0,26	0,59	-0,52	0,12	0,21	0,36	0,60	-0,21	0,18	0,23	0,38	0,66

Residencial - Faixa 2 - RD e Eólico

Hora	Outono					Inverno					Primavera					Verão				
	Quantil					Quantil					Quantil					Quantil				
	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1
1	-0,66	-0,09	0,05	0,15	0,46	-0,57	-0,20	-0,03	0,12	0,50	-0,53	-0,07	0,07	0,17	0,52	-0,50	-0,05	0,09	0,19	0,45
2	-0,77	-0,26	-0,11	0,00	0,31	-1,03	-0,39	-0,21	-0,06	0,28	-0,62	-0,23	-0,10	0,00	0,31	-0,67	-0,22	-0,10	-0,02	0,27
3	-0,73	-0,32	-0,16	-0,02	0,25	-0,96	-0,44	-0,25	-0,12	0,18	-1,17	-0,28	-0,15	-0,02	0,23	-0,83	-0,31	-0,17	-0,11	0,21
4	-0,77	-0,33	-0,17	-0,04	0,25	-1,13	-0,47	-0,29	-0,12	0,19	-1,07	-0,32	-0,18	-0,09	0,20	-0,76	-0,34	-0,20	-0,12	0,20
5	-0,83	-0,33	-0,17	-0,08	0,26	-1,14	-0,48	-0,29	-0,10	0,23	-0,88	-0,31	-0,18	-0,08	0,20	-0,82	-0,32	-0,19	-0,09	0,23
6	-0,68	-0,20	-0,07	0,08	0,43	-0,93	-0,35	-0,15	0,02	0,43	-0,75	-0,17	-0,04	0,10	0,48	-0,68	-0,20	-0,06	0,07	0,44
7	-0,74	-0,13	0,03	0,17	0,58	-0,84	-0,27	-0,07	0,13	0,56	-0,62	-0,10	0,06	0,21	0,65	-0,73	-0,10	0,03	0,18	0,62
8	-0,67	-0,07	0,06	0,20	0,67	-0,78	-0,21	-0,02	0,17	0,65	-0,64	-0,05	0,09	0,23	0,65	-0,59	-0,11	0,09	0,23	0,71
9	-0,62	-0,12	0,02	0,15	0,52	-0,79	-0,26	-0,09	0,11	0,51	-0,62	-0,09	0,06	0,18	0,56	-0,57	-0,12	0,05	0,18	0,53
10	-0,61	-0,13	0,01	0,12	0,44	-0,76	-0,28	-0,09	0,12	0,41	-0,61	-0,11	0,05	0,20	0,38	-0,61	-0,13	0,04	0,17	0,44
11	-0,53	-0,08	0,09	0,20	0,56	-0,60	-0,21	-0,02	0,16	0,53	-0,50	-0,01	0,15	0,29	0,52	-0,51	-0,04	0,10	0,21	0,49
12	-0,51	-0,03	0,11	0,20	0,50	-0,71	-0,20	-0,01	0,18	0,45	-0,52	0,05	0,17	0,34	0,53	-0,57	0,01	0,13	0,28	0,50
13	-0,49	-0,03	0,13	0,28	0,56	-0,54	-0,13	0,08	0,22	0,49	-0,46	0,11	0,22	0,37	0,52	-0,46	0,06	0,17	0,31	0,52
14	-0,59	-0,14	0,02	0,23	0,42	-0,68	-0,18	0,01	0,13	0,42	-0,71	0,00	0,13	0,27	0,39	-0,64	-0,01	0,10	0,25	0,41
15	-0,60	-0,13	0,02	0,22	0,39	-0,76	-0,18	0,00	0,13	0,38	-0,89	0,00	0,14	0,26	0,38	-0,76	-0,02	0,10	0,25	0,39
16	-0,59	-0,08	0,07	0,22	0,46	-0,66	-0,13	0,06	0,20	0,41	-0,64	0,05	0,20	0,30	0,44	-0,94	0,04	0,15	0,29	0,44
17	-0,67	-0,01	0,13	0,27	0,58	-0,85	-0,05	0,12	0,28	0,54	-0,70	0,07	0,21	0,34	0,59	-0,87	0,06	0,20	0,34	0,59
18	-0,34	0,25	0,40	0,55	0,94	-0,58	0,19	0,38	0,53	0,89	-0,40	0,29	0,42	0,57	0,88	-0,63	0,28	0,43	0,61	0,92
19	-0,65	-0,10	0,06	0,22	0,52	-0,81	-0,09	0,05	0,20	0,58	-0,71	-0,05	0,09	0,22	0,50	-0,61	-0,02	0,12	0,24	0,55
20	-0,40	0,32	0,45	0,60	0,88	-0,33	0,30	0,42	0,56	0,90	-0,31	0,32	0,44	0,57	0,86	-0,26	0,35	0,47	0,62	0,89
21	-0,10	0,46	0,59	0,73	0,93	-0,14	0,45	0,56	0,66	0,95	-0,56	0,43	0,56	0,68	0,95	-0,14	0,47	0,62	0,77	0,94
22	-0,23	0,33	0,46	0,64	0,79	-0,22	0,26	0,41	0,51	0,79	-0,33	0,31	0,44	0,58	0,81	-0,23	0,38	0,48	0,64	0,80
23	-0,16	0,37	0,51	0,62	0,93	-0,14	0,30	0,46	0,58	0,89	-0,33	0,38	0,51	0,67	0,94	0,01	0,45	0,56	0,70	0,88
24	-0,54	0,07	0,21	0,31	0,63	-0,47	-0,03	0,15	0,27	0,58	-0,74	0,07	0,21	0,34	0,70	-0,42	0,14	0,25	0,38	0,63

Residencial - Faixa 3 - RD e Eólico

Hora	Outono					Inverno					Primavera					Verão				
	Quantil					Quantil					Quantil					Quantil				
	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1
1	-0,75	-0,16	-0,05	0,13	0,54	-0,67	-0,38	-0,11	0,09	0,56	-0,64	-0,15	-0,03	0,15	0,52	-0,54	-0,10	0,00	0,17	0,55
2	-0,94	-0,39	-0,26	-0,08	0,33	-1,23	-0,63	-0,33	-0,17	0,29	-0,73	-0,34	-0,25	-0,04	0,30	-0,83	-0,33	-0,25	-0,07	0,30
3	-0,87	-0,41	-0,32	-0,09	0,27	-1,13	-0,65	-0,39	-0,21	0,20	-1,38	-0,40	-0,30	-0,07	0,25	-0,98	-0,41	-0,33	-0,19	0,22
4	-0,91	-0,41	-0,31	-0,10	0,27	-1,32	-0,72	-0,40	-0,21	0,21	-1,26	-0,42	-0,33	-0,14	0,22	-0,91	-0,46	-0,34	-0,18	0,23
5	-0,92	-0,43	-0,31	-0,11	0,26	-1,38	-0,72	-0,41	-0,16	0,26	-1,00	-0,41	-0,32	-0,12	0,22	-0,94	-0,43	-0,32	-0,16	0,23
6	-0,94	-0,39	-0,26	-0,08	0,41	-1,07	-0,66	-0,35	-0,12	0,39	-0,94	-0,35	-0,23	-0,04	0,36	-0,83	-0,40	-0,25	-0,08	0,40
7	-0,85	-0,21	-0,08	0,11	0,61	-1,06	-0,52	-0,19	0,07	0,62	-0,76	-0,19	-0,04	0,14	0,53	-0,78	-0,22	-0,06	0,09	0,51
8	-0,84	-0,18	-0,03	0,13	0,61	-1,04	-0,47	-0,12	0,12	0,70	-0,85	-0,14	-0,02	0,18	0,61	-0,76	-0,19	-0,01	0,17	0,59
9	-0,69	-0,16	0,00	0,19	0,62	-0,85	-0,43	-0,09	0,15	0,62	-0,66	-0,10	0,03	0,21	0,58	-0,66	-0,13	0,02	0,22	0,62
10	-0,56	-0,11	0,04	0,23	0,64	-0,76	-0,40	-0,03	0,22	0,60	-0,58	-0,09	0,10	0,31	0,54	-0,58	-0,08	0,05	0,29	0,64
11	-0,56	-0,07	0,08	0,25	0,67	-0,67	-0,34	-0,02	0,20	0,67	-0,53	0,00	0,17	0,36	0,68	-0,53	-0,02	0,08	0,28	0,63
12	-0,59	-0,09	0,01	0,19	0,56	-0,83	-0,40	-0,07	0,16	0,49	-0,56	-0,03	0,14	0,37	0,58	-0,67	-0,08	0,06	0,30	0,55
13	-0,59	-0,13	0,02	0,25	0,59	-0,67	-0,33	-0,03	0,18	0,55	-0,58	-0,01	0,18	0,37	0,59	-0,59	-0,04	0,12	0,30	0,55
14	-0,59	-0,13	0,04	0,34	0,58	-0,67	-0,15	0,02	0,20	0,53	-0,74	-0,01	0,20	0,39	0,57	-0,67	-0,01	0,17	0,36	0,56
15	-0,64	-0,14	0,01	0,30	0,52	-0,86	-0,23	-0,02	0,17	0,51	-1,00	-0,03	0,19	0,35	0,52	-0,86	-0,05	0,16	0,33	0,51
16	-0,70	-0,15	-0,01	0,19	0,49	-0,75	-0,22	0,00	0,19	0,45	-0,79	-0,05	0,17	0,32	0,49	-1,12	-0,03	0,11	0,30	0,47
17	-0,56	0,03	0,19	0,37	0,73	-0,82	-0,02	0,16	0,38	0,62	-0,81	0,09	0,31	0,46	0,75	-0,81	0,09	0,28	0,46	0,74
18	-0,56	0,18	0,37	0,56	1,04	-0,72	0,12	0,32	0,51	0,90	-0,45	0,23	0,38	0,56	0,93	-0,59	0,21	0,41	0,60	0,94
19	-0,68	-0,09	0,09	0,30	0,65	-0,72	-0,10	0,05	0,25	0,66	-0,76	-0,06	0,12	0,29	0,64	-0,70	-0,01	0,17	0,33	0,72
20	-0,49	0,08	0,25	0,44	0,73	-0,70	0,05	0,18	0,38	0,75	-0,57	0,07	0,22	0,40	0,76	-0,56	0,10	0,26	0,47	0,75
21	-0,40	0,21	0,38	0,57	0,79	-0,40	0,19	0,30	0,46	0,85	-1,00	0,18	0,32	0,50	0,76	-0,36	0,23	0,41	0,61	0,80
22	-0,22	0,36	0,49	0,77	0,92	-0,20	0,29	0,43	0,60	0,97	-0,33	0,34	0,46	0,68	0,94	-0,23	0,40	0,57	0,76	0,98
23	-0,29	0,27	0,38	0,56	0,95	-0,29	0,13	0,33	0,50	0,87	-0,48	0,26	0,38	0,61	0,90	-0,14	0,32	0,46	0,66	0,91
24	-0,66	0,04	0,13	0,32	0,71	-0,53	-0,14	0,09	0,25	0,70	-0,90	0,02	0,15	0,37	0,73	-0,53	0,09	0,21	0,39	0,75

Residencial - Faixa 4 - RD e Eólico

Hora	Outono					Inverno					Primavera					Verão				
	Quantil					Quantil					Quantil					Quantil				
	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1
1	-0,90	-0,20	-0,08	0,06	0,61	-0,78	-0,50	-0,16	0,02	0,65	-0,77	-0,21	-0,07	0,13	0,55	-0,66	-0,14	-0,05	0,15	0,60
2	-1,06	-0,44	-0,27	-0,07	0,44	-1,39	-0,73	-0,37	-0,19	0,37	-0,81	-0,36	-0,26	-0,10	0,41	-0,91	-0,35	-0,25	-0,13	0,34
3	-1,03	-0,50	-0,40	-0,12	0,32	-1,34	-0,84	-0,48	-0,32	0,21	-1,63	-0,48	-0,37	-0,10	0,28	-1,16	-0,52	-0,41	-0,31	0,24
4	-1,08	-0,51	-0,41	-0,17	0,31	-1,57	-0,91	-0,51	-0,32	0,22	-1,49	-0,54	-0,43	-0,22	0,24	-1,08	-0,61	-0,43	-0,32	0,24
5	-1,11	-0,53	-0,39	-0,24	0,29	-1,64	-0,92	-0,51	-0,23	0,22	-1,19	-0,51	-0,40	-0,21	0,23	-1,08	-0,53	-0,40	-0,26	0,28
6	-0,93	-0,38	-0,24	-0,10	0,52	-1,28	-0,73	-0,33	-0,10	0,39	-1,09	-0,33	-0,20	-0,02	0,41	-1,00	-0,39	-0,23	-0,06	0,48
7	-0,97	-0,37	-0,22	-0,04	0,55	-1,19	-0,75	-0,34	-0,08	0,44	-1,03	-0,34	-0,18	0,04	0,53	-1,02	-0,37	-0,19	-0,04	0,52
8	-0,81	-0,27	-0,08	0,07	0,72	-1,03	-0,61	-0,22	0,06	0,63	-0,88	-0,20	-0,07	0,11	0,76	-0,86	-0,29	-0,07	0,13	0,69
9	-0,67	-0,21	0,01	0,20	0,76	-0,92	-0,53	-0,12	0,13	0,74	-0,71	-0,09	0,03	0,24	0,74	-0,68	-0,14	0,02	0,23	0,79
10	-0,53	-0,05	0,15	0,32	0,84	-0,76	-0,39	0,07	0,33	0,80	-0,54	0,01	0,19	0,46	0,73	-0,53	0,00	0,17	0,43	0,88
11	-0,56	-0,07	0,13	0,31	0,83	-0,73	-0,42	0,01	0,23	0,80	-0,56	0,06	0,21	0,44	0,86	-0,56	0,02	0,14	0,31	0,80
12	-0,64	-0,10	0,04	0,20	0,69	-0,89	-0,50	-0,05	0,17	0,61	-0,64	0,00	0,14	0,47	0,71	-0,79	-0,05	0,08	0,34	0,69
13	-0,70	-0,19	-0,02	0,25	0,67	-0,82	-0,47	-0,07	0,18	0,61	-0,69	-0,03	0,15	0,43	0,66	-0,69	-0,07	0,06	0,30	0,64
14	-0,72	-0,23	-0,02	0,38	0,67	-0,81	-0,31	-0,02	0,19	0,63	-0,88	-0,02	0,19	0,43	0,63	-0,77	-0,04	0,14	0,39	0,66
15	-0,54	0,01	0,18	0,56	0,80	-0,78	-0,11	0,17	0,38	0,81	-0,96	0,16	0,42	0,63	0,80	-0,76	0,15	0,35	0,61	0,80
16	-0,51	0,07	0,20	0,46	0,80	-0,63	-0,06	0,22	0,44	0,77	-0,67	0,19	0,44	0,63	0,81	-1,06	0,20	0,37	0,61	0,82
17	-0,61	0,19	0,35	0,57	1,02	-0,73	0,12	0,31	0,60	1,04	-0,72	0,26	0,47	0,72	1,10	-0,80	0,26	0,48	0,71	0,99
18	-0,44	0,24	0,45	0,71	1,13	-0,83	0,21	0,42	0,67	1,12	-0,67	0,33	0,50	0,72	1,17	-0,47	0,31	0,54	0,78	1,11
19	-0,92	-0,21	-0,04	0,24	0,56	-0,92	-0,22	-0,04	0,18	0,68	-0,95	-0,19	0,00	0,24	0,60	-0,98	-0,12	0,08	0,28	0,59
20	-0,61	0,05	0,21	0,47	0,77	-0,70	0,02	0,15	0,36	0,82	-0,66	0,06	0,18	0,42	0,74	-0,65	0,08	0,24	0,52	0,81
21	-0,58	0,10	0,24	0,52	0,74	-0,57	0,07	0,17	0,35	0,82	-1,25	0,06	0,18	0,41	0,74	-0,58	0,10	0,27	0,57	0,74
22	-0,60	0,05	0,15	0,51	0,73	-0,61	-0,06	0,10	0,25	0,73	-0,79	0,01	0,12	0,38	0,74	-0,63	0,08	0,23	0,51	0,77
23	-0,54	0,07	0,18	0,38	0,87	-0,58	-0,13	0,12	0,29	0,76	-0,83	0,07	0,17	0,48	0,84	-0,38	0,13	0,26	0,53	0,82
24	-0,84	-0,06	0,04	0,23	0,78	-0,72	-0,36	-0,01	0,14	0,63	-1,16	-0,09	0,05	0,31	0,72	-0,66	0,00	0,10	0,35	0,72

Residencial - Faixa 5 - RD e Eólico

Hora	Outono					Inverno					Primavera					Verão				
	Quantil					Quantil					Quantil					Quantil				
	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1
1	-1,09	-0,31	-0,18	-0,04	0,59	-0,96	-0,65	-0,24	-0,07	0,62	-0,91	-0,31	-0,17	0,07	0,50	-0,78	-0,23	-0,14	0,07	0,60
2	-1,25	-0,55	-0,37	-0,12	0,43	-1,59	-0,93	-0,48	-0,27	0,36	-0,95	-0,46	-0,35	-0,18	0,40	-1,06	-0,44	-0,34	-0,22	0,32
3	-1,13	-0,54	-0,43	-0,12	0,39	-1,48	-0,91	-0,51	-0,35	0,25	-1,81	-0,51	-0,39	-0,11	0,35	-1,28	-0,55	-0,43	-0,33	0,30
4	-1,12	-0,48	-0,38	-0,09	0,44	-1,68	-0,96	-0,48	-0,28	0,33	-1,57	-0,51	-0,39	-0,14	0,36	-1,11	-0,60	-0,39	-0,29	0,36
5	-1,13	-0,51	-0,35	-0,19	0,47	-1,74	-0,98	-0,50	-0,19	0,33	-1,23	-0,47	-0,37	-0,15	0,34	-1,10	-0,49	-0,36	-0,21	0,40
6	-1,03	-0,40	-0,24	-0,10	0,60	-1,32	-0,82	-0,34	-0,12	0,52	-1,19	-0,35	-0,21	0,02	0,44	-1,00	-0,43	-0,24	-0,05	0,54
7	-0,99	-0,32	-0,16	0,04	0,76	-1,25	-0,77	-0,28	-0,01	0,62	-0,98	-0,27	-0,12	0,13	0,65	-0,97	-0,31	-0,12	0,06	0,66
8	-0,72	-0,19	0,03	0,19	0,90	-0,99	-0,57	-0,12	0,18	0,79	-0,87	-0,09	0,05	0,22	0,90	-0,83	-0,20	0,02	0,30	0,89
9	-0,66	-0,13	0,12	0,32	1,00	-0,93	-0,51	-0,03	0,23	0,92	-0,70	0,00	0,15	0,38	0,91	-0,67	-0,04	0,12	0,39	0,96
10	-0,55	-0,04	0,19	0,37	0,96	-0,84	-0,44	0,12	0,39	0,93	-0,55	0,03	0,23	0,54	0,84	-0,58	0,02	0,22	0,51	0,99
11	-0,57	0,01	0,20	0,40	0,99	-0,74	-0,43	0,07	0,30	0,96	-0,56	0,14	0,29	0,55	0,99	-0,56	0,09	0,21	0,39	0,94
12	-0,61	0,00	0,16	0,35	0,89	-0,89	-0,47	0,06	0,33	0,80	-0,59	0,12	0,27	0,65	0,93	-0,77	0,07	0,20	0,51	0,90
13	-0,60	-0,03	0,16	0,45	0,94	-0,70	-0,37	0,09	0,37	0,86	-0,60	0,15	0,35	0,66	0,92	-0,58	0,10	0,25	0,51	0,91
14	-0,68	-0,17	0,07	0,54	0,85	-0,81	-0,26	0,08	0,30	0,79	-0,87	0,08	0,32	0,59	0,81	-0,77	0,06	0,27	0,54	0,81
15	-0,57	0,00	0,21	0,64	0,93	-0,84	-0,14	0,20	0,45	0,92	-1,07	0,18	0,48	0,72	0,92	-0,83	0,18	0,40	0,70	0,90
16	-0,58	0,08	0,21	0,51	0,93	-0,72	-0,07	0,24	0,50	0,88	-0,75	0,21	0,48	0,70	0,90	-1,20	0,22	0,41	0,69	0,91
17	-0,63	0,17	0,34	0,60	1,13	-0,87	0,10	0,30	0,62	1,13	-0,85	0,25	0,49	0,75	1,05	-0,94	0,24	0,49	0,75	1,02
18	-0,53	0,15	0,39	0,69	1,12	-1,00	0,11	0,32	0,62	1,13	-0,87	0,25	0,46	0,69	1,16	-0,59	0,24	0,47	0,72	1,21
19	-1,05	-0,34	-0,16	0,18	0,52	-1,16	-0,37	-0,19	0,08	0,61	-1,08	-0,33	-0,10	0,16	0,52	-1,11	-0,25	-0,05	0,20	0,53
20	-0,88	-0,14	0,04	0,35	0,69	-0,97	-0,15	-0,03	0,21	0,74	-0,88	-0,12	0,00	0,28	0,65	-0,87	-0,10	0,05	0,39	0,67
21	-0,76	-0,01	0,15	0,45	0,71	-0,75	-0,03	0,07	0,27	0,83	-1,52	-0,05	0,07	0,35	0,73	-0,77	-0,01	0,18	0,51	0,75
22	-0,76	-0,04	0,06	0,48	0,69	-0,78	-0,15	0,01	0,20	0,73	-0,93	-0,08	0,04	0,33	0,71	-0,77	0,00	0,16	0,48	0,74
23	-0,72	-0,04	0,07	0,30	0,85	-0,76	-0,28	0,00	0,21	0,73	-1,07	-0,05	0,06	0,41	0,80	-0,53	0,02	0,14	0,46	0,78
24	-1,02	-0,11	-0,03	0,20	0,77	-0,84	-0,48	-0,07	0,09	0,64	-1,34	-0,16	-0,03	0,30	0,75	-0,81	-0,05	0,02	0,32	0,75

Residencial - Faixa 1 - RD e Solar

Hora	Outono					Inverno					Primavera					Verão				
	Quantil					Quantil					Quantil					Quantil				
	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1
1	0,46	0,50	0,51	0,53	0,60	0,46	0,50	0,51	0,53	0,60	0,46	0,50	0,51	0,53	0,60	0,46	0,50	0,51	0,53	0,60
2	0,36	0,37	0,37	0,38	0,41	0,36	0,37	0,38	0,38	0,41	0,36	0,37	0,37	0,38	0,41	0,36	0,37	0,37	0,38	0,41
3	0,32	0,32	0,32	0,32	0,32	0,32	0,32	0,32	0,32	0,32	0,32	0,32	0,32	0,32	0,32	0,32	0,32	0,32	0,32	0,32
4	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33
5	0,31	0,31	0,31	0,31	0,31	0,31	0,31	0,31	0,31	0,31	0,26	0,29	0,30	0,31	0,31	0,27	0,31	0,31	0,31	0,31
6	0,39	0,42	0,43	0,45	0,48	0,37	0,42	0,43	0,44	0,48	-0,09	0,21	0,32	0,40	0,45	-0,01	0,32	0,38	0,41	0,47
7	0,20	0,49	0,56	0,59	0,66	0,12	0,52	0,57	0,60	0,66	-0,57	-0,04	0,26	0,44	0,65	-0,45	0,09	0,31	0,44	0,64
8	-0,49	0,15	0,36	0,50	0,66	-0,58	0,25	0,41	0,54	0,67	-1,23	-0,51	0,04	0,32	0,66	-1,06	-0,36	0,07	0,27	0,63
9	-1,22	-0,36	0,04	0,27	0,58	-1,24	-0,24	0,13	0,34	0,59	-1,90	-0,99	-0,25	0,04	0,61	-1,74	-0,92	-0,36	0,00	0,59
10	-2,07	-0,78	-0,24	0,03	0,41	-1,85	-0,71	-0,18	0,07	0,43	-2,46	-1,43	-0,54	-0,28	0,41	-2,40	-1,31	-0,70	-0,24	0,40
11	-2,30	-1,03	-0,46	-0,08	0,40	-2,15	-0,93	-0,30	-0,01	0,41	-2,78	-1,62	-0,64	-0,25	0,39	-2,64	-1,56	-0,81	-0,38	0,34
12	-2,41	-1,05	-0,45	-0,06	0,48	-2,18	-0,95	-0,28	0,05	0,48	-2,83	-1,61	-0,60	-0,20	0,47	-2,85	-1,58	-0,78	-0,33	0,42
13	-2,38	-0,95	-0,38	-0,01	0,45	-2,11	-0,94	-0,30	0,03	0,46	-2,70	-1,51	-0,60	-0,22	0,43	-2,83	-1,54	-0,82	-0,32	0,40
14	-2,14	-0,79	-0,27	0,07	0,42	-1,82	-0,78	-0,20	0,11	0,43	-2,46	-1,33	-0,48	-0,10	0,41	-2,61	-1,39	-0,57	-0,23	0,41
15	-1,64	-0,49	-0,06	0,20	0,45	-1,35	-0,48	-0,03	0,19	0,45	-1,99	-0,99	-0,32	0,02	0,45	-2,17	-1,12	-0,41	-0,09	0,42
16	-0,95	-0,02	0,21	0,36	0,49	-0,67	-0,05	0,20	0,38	0,49	-1,35	-0,53	-0,05	0,19	0,49	-1,46	-0,68	-0,13	0,12	0,49
17	-0,14	0,44	0,52	0,56	0,61	0,05	0,43	0,50	0,56	0,65	-0,54	0,03	0,30	0,45	0,65	-0,80	-0,15	0,19	0,38	0,59
18	0,66	0,78	0,80	0,82	0,97	0,74	0,78	0,80	0,83	0,97	0,29	0,65	0,73	0,78	0,97	0,01	0,54	0,65	0,74	0,88
19	0,39	0,48	0,51	0,54	0,62	0,39	0,48	0,51	0,53	0,62	0,39	0,48	0,51	0,53	0,62	0,33	0,47	0,51	0,53	0,62
20	0,77	0,83	0,86	0,87	0,91	0,77	0,83	0,85	0,87	0,91	0,77	0,83	0,86	0,88	0,91	0,77	0,83	0,86	0,88	0,91
21	0,79	0,87	0,89	0,90	0,93	0,79	0,87	0,89	0,90	0,93	0,79	0,87	0,89	0,90	0,93	0,79	0,88	0,89	0,90	0,93
22	0,73	0,76	0,77	0,77	0,79	0,73	0,76	0,77	0,77	0,79	0,73	0,76	0,77	0,77	0,79	0,73	0,76	0,77	0,77	0,79
23	0,74	0,77	0,78	0,81	0,86	0,74	0,77	0,78	0,80	0,86	0,74	0,77	0,78	0,80	0,86	0,74	0,77	0,78	0,80	0,86
24	0,55	0,60	0,61	0,63	0,70	0,55	0,60	0,61	0,63	0,70	0,55	0,60	0,61	0,63	0,70	0,55	0,60	0,61	0,63	0,70

Residencial - Faixa 2 - RD e Solar

Hora	Outono					Inverno					Primavera					Verão				
	Quantil					Quantil					Quantil					Quantil				
	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1
1	0,40	0,45	0,48	0,50	0,60	0,40	0,45	0,48	0,50	0,60	0,40	0,45	0,48	0,50	0,60	0,40	0,45	0,47	0,50	0,60
2	0,29	0,30	0,32	0,33	0,38	0,29	0,31	0,32	0,33	0,38	0,29	0,30	0,32	0,33	0,38	0,29	0,30	0,32	0,33	0,38
3	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25
4	0,20	0,22	0,23	0,24	0,27	0,20	0,22	0,23	0,24	0,27	0,20	0,23	0,23	0,24	0,27	0,20	0,22	0,23	0,24	0,27
5	0,16	0,21	0,23	0,25	0,31	0,16	0,21	0,24	0,25	0,31	0,14	0,20	0,23	0,25	0,31	0,15	0,21	0,23	0,25	0,31
6	0,21	0,31	0,36	0,41	0,56	0,21	0,31	0,36	0,41	0,56	-0,21	0,12	0,23	0,32	0,56	-0,07	0,22	0,29	0,35	0,56
7	-0,05	0,30	0,38	0,46	0,73	-0,29	0,32	0,40	0,47	0,74	-0,80	-0,22	0,07	0,27	0,63	-0,66	-0,06	0,13	0,30	0,62
8	-0,75	0,02	0,20	0,37	0,72	-0,61	0,08	0,26	0,40	0,71	-1,43	-0,61	-0,19	0,13	0,64	-1,28	-0,49	-0,20	0,15	0,71
9	-1,21	-0,40	-0,13	0,17	0,55	-1,24	-0,32	-0,02	0,21	0,55	-1,81	-1,06	-0,59	-0,10	0,58	-1,73	-0,96	-0,64	-0,10	0,53
10	-1,83	-0,70	-0,35	0,05	0,47	-1,69	-0,65	-0,25	0,07	0,47	-2,24	-1,36	-0,82	-0,28	0,44	-2,20	-1,29	-0,91	-0,25	0,49
11	-2,00	-0,87	-0,47	0,00	0,54	-1,84	-0,78	-0,36	0,06	0,51	-2,44	-1,44	-0,90	-0,20	0,52	-2,30	-1,45	-1,01	-0,30	0,48
12	-2,13	-0,93	-0,54	-0,04	0,52	-1,94	-0,87	-0,43	0,06	0,54	-2,55	-1,48	-0,90	-0,19	0,50	-2,57	-1,53	-1,04	-0,38	0,46
13	-2,07	-0,82	-0,42	0,04	0,52	-1,80	-0,81	-0,38	0,06	0,55	-2,41	-1,38	-0,89	-0,17	0,49	-2,50	-1,42	-0,96	-0,30	0,46
14	-1,96	-0,76	-0,40	0,04	0,41	-1,68	-0,75	-0,33	0,05	0,43	-2,26	-1,28	-0,79	-0,12	0,40	-2,39	-1,36	-0,87	-0,30	0,39
15	-1,56	-0,50	-0,19	0,12	0,42	-1,25	-0,49	-0,18	0,13	0,43	-1,84	-0,98	-0,52	-0,09	0,40	-2,05	-1,08	-0,69	-0,15	0,38
16	-0,89	-0,06	0,14	0,30	0,48	-0,61	-0,08	0,13	0,32	0,47	-1,28	-0,56	-0,16	0,12	0,50	-1,39	-0,67	-0,33	0,04	0,46
17	-0,29	0,31	0,41	0,47	0,66	-0,05	0,31	0,40	0,46	0,66	-0,71	-0,07	0,18	0,35	0,63	-0,84	-0,21	0,04	0,27	0,64
18	0,29	0,65	0,73	0,81	1,04	0,35	0,65	0,74	0,82	1,04	0,10	0,54	0,64	0,75	1,01	-0,04	0,44	0,57	0,66	1,02
19	0,21	0,34	0,42	0,47	0,66	0,21	0,35	0,43	0,48	0,66	0,19	0,35	0,41	0,48	0,66	0,19	0,33	0,39	0,46	0,66
20	0,59	0,76	0,80	0,85	0,97	0,59	0,76	0,80	0,84	0,97	0,59	0,77	0,80	0,85	0,97	0,59	0,76	0,80	0,85	0,97
21	0,82	0,91	0,94	0,96	1,05	0,82	0,90	0,94	0,96	1,05	0,82	0,90	0,94	0,96	1,05	0,82	0,91	0,94	0,96	1,05
22	0,75	0,80	0,81	0,83	0,88	0,75	0,80	0,81	0,83	0,88	0,75	0,80	0,81	0,83	0,88	0,75	0,80	0,81	0,83	0,88
23	0,81	0,87	0,90	0,94	0,98	0,81	0,87	0,90	0,93	0,98	0,81	0,87	0,90	0,94	0,98	0,81	0,87	0,90	0,93	0,98
24	0,54	0,59	0,62	0,64	0,74	0,54	0,59	0,62	0,64	0,74	0,54	0,59	0,62	0,64	0,74	0,54	0,59	0,61	0,64	0,74

Residencial - Faixa 3 - RD e Solar

Hora	Outono					Inverno					Primavera					Verão				
	Quantil					Quantil					Quantil					Quantil				
	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1
1	0,47	0,52	0,54	0,56	0,64	0,47	0,52	0,54	0,56	0,64	0,47	0,52	0,54	0,56	0,64	0,47	0,52	0,54	0,56	0,64
2	0,31	0,33	0,34	0,34	0,39	0,31	0,33	0,34	0,34	0,39	0,31	0,33	0,34	0,34	0,39	0,31	0,33	0,34	0,34	0,39
3	0,28	0,28	0,28	0,28	0,28	0,28	0,28	0,28	0,28	0,28	0,28	0,28	0,28	0,28	0,28	0,28	0,28	0,28	0,28	0,28
4	0,24	0,25	0,26	0,27	0,29	0,24	0,26	0,26	0,27	0,29	0,24	0,26	0,26	0,27	0,29	0,24	0,26	0,26	0,27	0,29
5	0,17	0,25	0,27	0,28	0,35	0,17	0,25	0,27	0,29	0,35	0,14	0,24	0,26	0,28	0,35	0,16	0,25	0,26	0,28	0,35
6	0,15	0,28	0,32	0,36	0,54	0,15	0,27	0,32	0,36	0,54	-0,31	0,00	0,16	0,26	0,52	-0,21	0,17	0,24	0,31	0,49
7	0,00	0,31	0,39	0,48	0,78	-0,12	0,35	0,43	0,50	0,79	-0,81	-0,37	-0,05	0,22	0,69	-0,62	-0,16	0,04	0,25	0,69
8	-0,62	-0,06	0,12	0,36	0,67	-0,67	0,01	0,24	0,40	0,74	-1,40	-0,90	-0,45	0,03	0,69	-1,32	-0,69	-0,42	-0,07	0,71
9	-1,14	-0,49	-0,24	0,10	0,64	-1,18	-0,37	-0,12	0,25	0,62	-1,89	-1,41	-0,88	-0,20	0,60	-1,75	-1,20	-0,88	-0,44	0,67
10	-1,86	-0,79	-0,48	0,02	0,61	-1,62	-0,75	-0,39	0,09	0,66	-2,24	-1,69	-1,14	-0,37	0,65	-2,17	-1,61	-1,13	-0,58	0,65
11	-2,00	-1,01	-0,69	-0,21	0,65	-1,90	-0,96	-0,59	0,00	0,67	-2,54	-1,89	-1,28	-0,37	0,63	-2,40	-1,83	-1,35	-0,61	0,50
12	-2,28	-1,20	-0,86	-0,42	0,58	-2,09	-1,15	-0,75	-0,10	0,59	-2,73	-2,02	-1,39	-0,49	0,54	-2,71	-2,02	-1,49	-0,80	0,43
13	-2,25	-1,09	-0,74	-0,26	0,56	-1,98	-1,10	-0,73	-0,11	0,58	-2,55	-1,90	-1,32	-0,49	0,51	-2,70	-1,92	-1,40	-0,76	0,45
14	-1,98	-0,84	-0,54	-0,01	0,57	-1,67	-0,91	-0,52	0,07	0,59	-2,29	-1,60	-1,12	-0,19	0,54	-2,43	-1,73	-1,17	-0,49	0,56
15	-1,57	-0,58	-0,31	0,12	0,55	-1,26	-0,59	-0,31	0,14	0,58	-1,90	-1,30	-0,82	-0,19	0,55	-2,09	-1,42	-0,97	-0,32	0,46
16	-0,95	-0,16	0,06	0,30	0,52	-0,67	-0,17	0,03	0,31	0,53	-1,34	-0,80	-0,41	0,05	0,52	-1,47	-0,97	-0,59	-0,11	0,56
17	-0,14	0,43	0,56	0,62	0,81	0,01	0,44	0,54	0,62	0,83	-0,62	-0,05	0,21	0,47	0,81	-0,76	-0,25	-0,01	0,32	0,79
18	0,51	0,73	0,80	0,88	1,18	0,53	0,73	0,81	0,88	1,18	0,24	0,56	0,68	0,78	1,11	-0,01	0,42	0,57	0,71	1,07
19	0,36	0,49	0,56	0,64	0,85	0,36	0,49	0,55	0,64	0,85	0,36	0,49	0,55	0,63	0,85	0,30	0,47	0,54	0,62	0,83
20	0,52	0,67	0,71	0,74	0,88	0,52	0,67	0,71	0,74	0,88	0,52	0,66	0,71	0,74	0,88	0,52	0,67	0,71	0,74	0,88
21	0,74	0,80	0,82	0,85	0,91	0,74	0,80	0,82	0,85	0,91	0,74	0,80	0,82	0,85	0,91	0,74	0,80	0,82	0,85	0,91
22	0,93	0,97	0,98	0,99	1,03	0,93	0,97	0,98	0,99	1,03	0,93	0,97	0,98	0,99	1,03	0,93	0,97	0,98	0,99	1,03
23	0,85	0,90	0,92	0,94	1,03	0,85	0,90	0,92	0,94	1,03	0,85	0,90	0,92	0,94	1,03	0,85	0,90	0,91	0,93	1,03
24	0,64	0,69	0,71	0,73	0,80	0,64	0,69	0,71	0,73	0,80	0,64	0,69	0,71	0,73	0,80	0,64	0,68	0,71	0,73	0,80

Residencial - Faixa 4 - RD e Solar

Hora	Outono					Inverno					Primavera					Verão				
	Quantil					Quantil					Quantil					Quantil				
	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1
1	0,57	0,62	0,64	0,65	0,71	0,57	0,62	0,64	0,65	0,71	0,57	0,61	0,64	0,65	0,71	0,57	0,61	0,64	0,65	0,71
2	0,42	0,45	0,45	0,47	0,49	0,42	0,45	0,45	0,46	0,49	0,42	0,45	0,45	0,46	0,49	0,42	0,45	0,45	0,46	0,49
3	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33
4	0,28	0,29	0,30	0,30	0,32	0,28	0,29	0,29	0,30	0,32	0,28	0,29	0,29	0,30	0,32	0,28	0,29	0,29	0,30	0,32
5	0,25	0,30	0,32	0,34	0,40	0,25	0,29	0,32	0,34	0,40	0,22	0,28	0,30	0,33	0,40	0,23	0,29	0,31	0,33	0,40
6	0,33	0,45	0,48	0,52	0,62	0,32	0,45	0,48	0,53	0,62	-0,17	0,05	0,28	0,41	0,59	-0,10	0,28	0,38	0,44	0,59
7	-0,09	0,26	0,37	0,46	0,65	-0,24	0,31	0,40	0,49	0,69	-1,03	-0,65	-0,23	0,13	0,64	-0,84	-0,35	-0,11	0,13	0,64
8	-0,79	-0,18	0,06	0,36	0,83	-0,84	-0,10	0,20	0,44	0,84	-1,70	-1,28	-0,78	-0,08	0,83	-1,49	-0,97	-0,71	-0,19	0,72
9	-1,42	-0,71	-0,39	0,06	0,76	-1,49	-0,54	-0,22	0,30	0,80	-2,25	-1,89	-1,37	-0,31	0,80	-2,17	-1,55	-1,28	-0,68	0,78
10	-2,15	-0,94	-0,63	0,08	0,86	-1,89	-0,94	-0,54	0,16	0,89	-2,61	-2,23	-1,68	-0,45	0,86	-2,57	-1,97	-1,64	-0,88	0,84
11	-2,45	-1,27	-0,99	-0,38	0,82	-2,26	-1,26	-0,87	-0,03	0,82	-3,01	-2,50	-1,86	-0,55	0,76	-2,90	-2,36	-1,94	-0,82	0,57
12	-2,76	-1,56	-1,20	-0,67	0,72	-2,46	-1,49	-1,09	-0,17	0,73	-3,26	-2,66	-1,96	-0,73	0,69	-3,31	-2,65	-2,10	-1,11	0,50
13	-2,77	-1,49	-1,10	-0,52	0,63	-2,44	-1,50	-1,08	-0,23	0,66	-3,15	-2,54	-1,98	-0,68	0,55	-3,30	-2,57	-2,07	-1,06	0,46
14	-2,45	-1,19	-0,87	-0,11	0,64	-2,06	-1,23	-0,88	-0,01	0,68	-2,82	-2,16	-1,68	-0,32	0,60	-3,00	-2,34	-1,82	-0,72	0,64
15	-1,67	-0,65	-0,31	0,28	0,86	-1,33	-0,62	-0,31	0,33	0,85	-2,10	-1,53	-1,03	-0,11	0,84	-2,34	-1,68	-1,19	-0,22	0,77
16	-0,89	0,00	0,27	0,57	0,85	-0,58	-0,06	0,23	0,59	0,88	-1,36	-0,85	-0,35	0,25	0,86	-1,52	-1,01	-0,65	0,00	0,88
17	0,01	0,64	0,83	0,92	1,17	0,21	0,67	0,79	0,90	1,16	-0,46	0,00	0,34	0,68	1,11	-0,77	-0,22	0,04	0,54	1,02
18	0,71	0,96	1,03	1,11	1,30	0,77	0,97	1,03	1,10	1,30	0,28	0,74	0,87	0,99	1,30	0,05	0,53	0,73	0,88	1,25
19	0,35	0,52	0,58	0,64	0,76	0,35	0,52	0,58	0,64	0,76	0,35	0,52	0,58	0,63	0,76	0,30	0,49	0,55	0,61	0,76
20	0,66	0,77	0,81	0,84	0,95	0,66	0,76	0,80	0,85	0,95	0,66	0,77	0,80	0,84	0,95	0,66	0,77	0,81	0,85	0,95
21	0,76	0,80	0,82	0,84	0,89	0,76	0,80	0,82	0,84	0,89	0,76	0,80	0,82	0,84	0,89	0,76	0,80	0,82	0,84	0,89
22	0,74	0,76	0,78	0,79	0,83	0,74	0,77	0,78	0,79	0,83	0,74	0,76	0,78	0,79	0,83	0,74	0,77	0,78	0,79	0,83
23	0,78	0,82	0,84	0,87	0,90	0,78	0,83	0,84	0,87	0,90	0,78	0,83	0,84	0,87	0,90	0,78	0,83	0,84	0,87	0,90
24	0,68	0,72	0,74	0,76	0,81	0,68	0,72	0,74	0,76	0,81	0,68	0,72	0,74	0,76	0,81	0,68	0,72	0,74	0,75	0,81

Residencial - Faixa 5 - RD e Solar

Hora	Outono					Inverno					Primavera					Verão				
	Quantil					Quantil					Quantil					Quantil				
	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1	0	0,25	0,50	0,75	1
1	0,57	0,62	0,64	0,66	0,71	0,57	0,62	0,64	0,65	0,71	0,57	0,62	0,64	0,65	0,71	0,57	0,62	0,64	0,65	0,71
2	0,43	0,45	0,46	0,47	0,50	0,43	0,46	0,46	0,47	0,50	0,43	0,46	0,46	0,47	0,50	0,43	0,46	0,46	0,47	0,50
3	0,40	0,40	0,40	0,40	0,40	0,40	0,40	0,40	0,40	0,40	0,40	0,40	0,40	0,40	0,40	0,40	0,40	0,40	0,40	0,40
4	0,41	0,42	0,43	0,43	0,45	0,41	0,42	0,43	0,43	0,45	0,41	0,42	0,43	0,43	0,45	0,41	0,42	0,43	0,43	0,45
5	0,38	0,43	0,45	0,46	0,53	0,38	0,42	0,44	0,46	0,53	0,33	0,40	0,43	0,46	0,53	0,34	0,41	0,44	0,46	0,53
6	0,41	0,53	0,56	0,60	0,70	0,37	0,53	0,56	0,61	0,70	-0,20	0,05	0,33	0,48	0,66	-0,06	0,34	0,45	0,52	0,67
7	0,01	0,37	0,51	0,60	0,78	-0,26	0,44	0,55	0,64	0,84	-1,05	-0,71	-0,20	0,24	0,80	-0,83	-0,33	-0,08	0,26	0,73
8	-0,76	-0,13	0,17	0,52	0,96	-0,87	0,01	0,33	0,59	0,98	-1,78	-1,42	-0,82	-0,06	1,01	-1,58	-1,04	-0,76	-0,18	0,92
9	-1,50	-0,74	-0,38	0,16	0,97	-1,61	-0,56	-0,22	0,41	0,98	-2,47	-2,13	-1,57	-0,29	1,03	-2,34	-1,76	-1,45	-0,75	1,01
10	-2,41	-1,12	-0,75	0,04	0,96	-2,14	-1,14	-0,65	0,17	1,02	-2,95	-2,61	-2,02	-0,55	1,00	-2,89	-2,31	-2,02	-1,14	1,01
11	-2,73	-1,42	-1,16	-0,45	0,97	-2,51	-1,45	-1,02	0,00	0,99	-3,39	-2,92	-2,18	-0,63	0,91	-3,21	-2,72	-2,32	-0,99	0,73
12	-3,01	-1,77	-1,34	-0,72	0,93	-2,72	-1,67	-1,22	-0,11	0,94	-3,60	-3,07	-2,24	-0,79	0,89	-3,62	-3,00	-2,40	-1,19	0,69
13	-2,95	-1,58	-1,15	-0,46	0,89	-2,58	-1,66	-1,14	-0,14	0,92	-3,39	-2,82	-2,22	-0,61	0,77	-3,56	-2,86	-2,28	-1,17	0,67
14	-2,67	-1,33	-0,95	-0,14	0,82	-2,26	-1,40	-0,98	0,07	0,88	-3,09	-2,50	-1,91	-0,33	0,76	-3,30	-2,67	-2,11	-0,81	0,78
15	-1,90	-0,78	-0,39	0,29	0,98	-1,52	-0,76	-0,41	0,36	0,99	-2,38	-1,83	-1,25	-0,15	0,96	-2,62	-2,01	-1,43	-0,28	0,86
16	-1,04	-0,05	0,26	0,64	0,97	-0,64	-0,12	0,22	0,63	1,00	-1,58	-1,07	-0,46	0,24	0,96	-1,72	-1,28	-0,85	-0,06	0,99
17	-0,05	0,67	0,87	0,96	1,16	0,17	0,68	0,83	0,94	1,18	-0,62	-0,12	0,30	0,68	1,13	-0,91	-0,36	-0,06	0,52	1,08
18	0,72	0,95	1,02	1,11	1,30	0,77	0,98	1,04	1,11	1,30	0,23	0,68	0,85	0,96	1,30	-0,10	0,44	0,68	0,86	1,25
19	0,29	0,47	0,53	0,59	0,71	0,29	0,46	0,52	0,58	0,71	0,29	0,47	0,52	0,59	0,71	0,22	0,44	0,49	0,56	0,71
20	0,57	0,67	0,70	0,75	0,86	0,57	0,67	0,70	0,75	0,86	0,57	0,68	0,71	0,75	0,86	0,57	0,68	0,71	0,75	0,86
21	0,74	0,79	0,81	0,83	0,88	0,74	0,79	0,81	0,83	0,88	0,74	0,79	0,81	0,83	0,88	0,74	0,79	0,81	0,83	0,88
22	0,75	0,77	0,79	0,80	0,84	0,75	0,77	0,79	0,80	0,84	0,75	0,77	0,79	0,80	0,84	0,75	0,77	0,79	0,80	0,84
23	0,75	0,80	0,82	0,85	0,88	0,75	0,80	0,82	0,85	0,88	0,75	0,80	0,82	0,85	0,88	0,75	0,81	0,82	0,85	0,88
24	0,70	0,75	0,77	0,79	0,84	0,70	0,75	0,77	0,78	0,84	0,70	0,75	0,77	0,78	0,84	0,70	0,75	0,77	0,78	0,84

ANEXO A

Tabela 1 - Dados Sistema IEEE 33 Barras – Capacidade das barras ($MVA_{base}=100MVA$)

Barra	Tipo	P	Q	Tensão base (kV)	Vmax	Vmin
1	3	0	0	12,66	1,05	0,95
2	1	0,09	0,04	12,66	1,05	0,95
3	1	0,12	0,08	12,66	1,05	0,95
4	1	0,06	0,03	12,66	1,05	0,95
5	1	0,06	0,02	12,66	1,05	0,95
6	1	0,2	0,1	12,66	1,05	0,95
7	1	0,2	0,1	12,66	1,05	0,95
8	1	0,06	0,02	12,66	1,05	0,95
9	1	0,06	0,02	12,66	1,05	0,95
10	1	0,045	0,03	12,66	1,05	0,95
11	1	0,06	0,035	12,66	1,05	0,95
12	1	0,06	0,035	12,66	1,05	0,95
13	1	0,12	0,08	12,66	1,05	0,95
14	1	0,06	0,01	12,66	1,05	0,95
15	1	0,06	0,02	12,66	1,05	0,95
16	1	0,06	0,02	12,66	1,05	0,95
17	1	0,09	0,04	12,66	1,05	0,95
18	1	0,09	0,04	12,66	1,05	0,95
19	1	0,09	0,04	12,66	1,05	0,95
20	1	0,09	0,04	12,66	1,05	0,95
21	1	0,09	0,04	12,66	1,05	0,95
22	1	0,09	0,05	12,66	1,05	0,95
23	1	0,42	0,2	12,66	1,05	0,95
24	1	0,42	0,2	12,66	1,05	0,95
25	1	0,06	0,025	12,66	1,05	0,95
26	1	0,06	0,025	12,66	1,05	0,95
27	1	0,06	0,02	12,66	1,05	0,95
28	1	0,12	0,07	12,66	1,05	0,95
29	1	1,2	0,6	12,66	1,05	0,95
30	1	0,15	0,07	12,66	1,05	0,95
31	1	0,21	0,1	12,66	1,05	0,95
32	1	0,06	0,04	12,66	1,05	0,95
33	1	0,1	0,6	12,66	1,05	0,95

Fonte: (BARAN; WU, 1989)

Tabela 2 - Dados Sistema IEEE 33 Barras – Impedâncias ($MVA_{base}=100MVA$)

De	Para	r	x	b	rateA
1	2	0,057533	0,029765	0	5,5
2	3	0,307632	0,156686	0	4
3	4	0,228384	0,114816	0	1,7
4	5	0,237806	0,121118	0	1,7
5	6	0,511056	0,04368	0	1,6
6	7	0,116813	0,386131	0	0,4
7	8	1,067914	0,770702	0	0,2
8	9	0,64272	0,46176	0	0,5
9	10	0,64896	0,46176	0	0,1
10	11	0,122678	0,04056	0	0,1
11	12	0,233626	0,077251	0	0,1
12	13	0,916032	0,72072	0	0,4
13	14	0,337958	0,44485	0	0,2
14	15	0,368784	0,328224	0	0,2
15	16	0,465691	0,34008	0	0,4
16	17	0,804336	1,073904	0	0,4
17	18	0,456768	0,358176	0	0,3
2	19	0,102336	0,097656	0	1,4
19	20	0,938621	0,84577	0	1,3
20	21	0,255528	0,298522	0	1,2
21	22	0,442354	0,584875	0	0,6
3	23	0,281549	0,192379	0	2,2
23	24	0,560352	0,442478	0	1,7
24	25	0,559104	0,437486	0	1,2
6	26	0,126672	0,064522	0	1,1
26	27	0,177341	0,090293	0	1
27	28	0,660816	0,582629	0	0,9
28	29	0,501821	0,437174	0	0,8
29	30	0,31668	0,161304	0	0,5
30	31	0,608026	0,600912	0	0,3
31	32	0,193752	0,225826	0	0,1
32	33	0,212784	0,330845	0	0,1
21	8	1,248	1,248	0	0,5
9	15	1,248	1,248	0	0,4
12	22	1,248	1,248	0	0,5
18	33	0,312	0,312	0	0,2
25	29	0,312	0,312	0	1,1

Fonte: (BARAN; WU, 1989)

ANEXO B

Evolutionary Particle Swarm Optimization (EPSO)

A EPSO, apresentada pela primeira vez em (MIRANDA; KEKO; JARAMILLO, 2007), é um poderoso meta-heurístico baseado em populações que combina as melhores características da computação evolutiva e métodos de população multi-agente. Como um algoritmo evolutivo, segue os blocos de padrões que são típicos em Algoritmos Genéticos ou Programação Evolutiva. No entanto, adota um engenhoso esquema auto-adaptativo envolvendo a mutação dos parâmetros estratégicos (pesos) e um operador de recombinação, que é emprestado de uma interpretação heterodoxa da equação do movimento de PSO. Os principais blocos da EPSO são apresentados na Figura 1 e descritos nos parágrafos seguintes.

Figura 1– Principais passos do EPSO.



Fonte: Do autor.

i) População inicial – a população inicial é criada randomicamente. Uma lista de tabu é usada para armazenar informações relativas à indivíduos não permitidos proibidos, e assim reduzir o esforço computacional.

ii) Replicação - no bloco de replicação a população é clonada r vezes. Este bloco destina-se a preparar novas populações que serão mutadas nos próximos blocos, aumentando o nível de diversidade das soluções em análise.

iii) Mutaçao - neste bloco, os pesos e a melhor partícula encontrados são mutados usando (1) e (2) em que o símbolo * representa a mutação,

$$w_{ij}^{*it+1} = 0.5 + \text{rand}() - \frac{1}{1 + \exp\left(-w_{ij}^{*it}\right)} \quad (1)$$

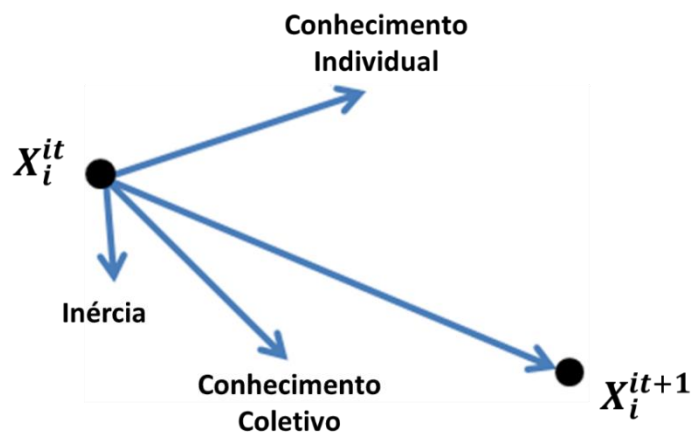
$$g_{best}^{*} = g_{best} + \text{round}\left(2 \cdot w_{i4}^{*it+1} - 1\right) \quad (2)$$

iv) Recombinação – no bloco de recombinação são criadas novas progênes em cada população clonada usando a regra de movimento EPSO, como mostrado na Figura 2, e arredondando o valor obtido para cada posição no vetor para um valor inteiro. A posição de uma partícula i na iteração $it + 1$ é dada por (3) como resultado da adição de sua posição em iteração it com o vetor de velocidade v , dado por (4). v apresenta três componentes: a inércia, a memória e os termos de cooperação. A primeira traduz a influência da partícula na iteração anterior e tende a mover a partícula na mesma direção que a anterior. A memória tende a atrair a partícula para a melhor posição que a mesma partícula ocupou em iterações anteriores, que é o melhor de seus antepassados, $pbest$. Finalmente, o termo de cooperação incorpora a influência da melhor partícula identificada até agora, $gbest$. Os componentes vetoriais deste termo ainda são multiplicadas por um fator de comunicação P , cujas posições são 0 e 1. Isso permite transmitir a influência de $gbest$ em algumas dimensões do problema. Estes termos são multiplicados por pesos que sofrem um passo de mutação dado por (1).

$$x_{ij}^{it+1} = x_{ij}^{it} + v_{ij}^{it+1} \quad (3)$$

$$v_{ij}^{it+1} = w_{i1}^{it+1} \cdot v_{ij}^{it} + w_{i2}^{it+1} \cdot (pbest - x_{ij}^{it}) + w_{i3}^{it+1} \cdot (gbest - x_{ij}^{it}) \cdot P \quad (4)$$

Figura 1– Principais passos do EPSO.



v) Avaliação - no bloco de avaliação o investimento e o custo operacional esperado (no problema deste trabalho representados por perdas e *PNS*) são obtidos de acordo com a função objetivo do problema. Dessa forma, dada uma solução, que é uma partícula em uma população, analisa-se sua viabilidade executando um AC-OPF (Fluxo de Potência Ótimo em Corrente Alternada) - solucionado usando um método de ponto interior dual primal - para o sistema, dada a pior condição de carregamento.

vi) Seleção - finalmente, no bloco de seleção uma seleção de torneio é feita para construir a nova população com o mesmo tamanho da inicial. O processo iterativo continua até que a melhor solução permaneça inalterada ao longo de um número predefinido de iterações.