

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

Jordan Passinato Sausen

**ANÁLISE DO CARREGAMENTO DE VEÍCULOS ELÉTRICOS NA
CURVA DE CARGA DO TRANSFORMADOR DE DISTRIBUIÇÃO**

**Santa Maria, RS
2017**

Jordan Passinato Sausen

**ANÁLISE DO CARREGAMENTO DE VEÍCULOS ELÉTRICOS NA CURVA DE
CARGA DO TRANSFORMADOR DE DISTRIBUIÇÃO**

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Área de Concentração em Processamento de Energia, Centro de Excelência em Energia e Sistemas de Potência (CEESP), da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM), como requisito parcial para obtenção do grau de **Mestre em Engenharia Elétrica**.

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

**Santa Maria, RS
2017**

Jordan Passinato Sausen

**IMPACTO DO CARREGAMENTO DE VEÍCULOS ELÉTRICOS NA CURVA DE
CARGA DO TRANSFORMADOR DE DISTRIBUIÇÃO**

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Área de Concentração Processamento de Energia, Centro de Excelência em Energia e Sistemas de Potência (CEESP), da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM), como requisito parcial para obtenção do grau de **Mestre em Engenharia Elétrica**.

Aprovado em 04 de dezembro de 2017:


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


Luciano Lopes Pfitscher, Dr. (UFSC)


Alexandre Barin, Dr. (UFSM)

Santa Maria, RS

2017

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente aos meus pais, por todo ensinamento ao longo da vida, pelo apoio emocional e financeiro e, também, pelo suporte nas minhas decisões durante o período de realização deste trabalho.

Agradeço a professora Alzenira da Rosa Abaide, pela competência, paciência e orientação fundamental no planejamento e concepção desta dissertação. Obrigado por toda confiança creditada em mim e pelos ensinamentos valiosos que ultrapassam o âmbito acadêmico, influenciando positivamente no meu desenvolvimento pessoal e profissional.

Agradeço a professora Luciane Neves Canha por transmitir sua experiência e conhecimento profissional, além de informações técnicas importantes em momentos decisivos na arquitetura da metodologia proposta.

Aos demais colegas do Centro de Estudos em Energia e Sistemas de Potência – CEESP, pelos ensinamentos, ideias, e sugestões que de alguma forma ou outra contribuíram para o trabalho.

Aos funcionários do Departamento Municipal de Energia de Ijuí, em especial ao Marcelo Weber Fürmann, que constantemente disponibilizaram informações essenciais em relação a rede de distribuição de energia estudada no presente trabalho.

À colega Giovana Bortoluzzi Brondani, pelo auxílio no que tange ao estudo do comportamento das curvas de carga do transformador de distribuição de energia elétrica.

Aos meus queridos amigos que me incentivam e despertam a aspiração de novas conquistas, contribuindo de uma forma ou outra para enfrentar as adversidades da vida.

À Júlia, pelo carinho, amor, amizade e confiança fundamentais para minha evolução. Obrigado por fazer parte da minha vida e pelo apoio incondicional.

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

"É paradoxal, porém verdadeiro, dizer que quanto mais sabemos, mais ignorantes nos tornamos no sentido absoluto, pois é somente através do esclarecimento que nos tornamos conscientes de nossas limitações. Precisamente um dos resultados mais gratificantes da evolução intelectual é a abertura contínua de novos e maiores prospectos"

— Nikola Tesla

RESUMO

ANÁLISE DO CARREGAMENTO DE VEÍCULOS ELÉTRICOS NA CURVA DE CARGA DO TRANSFORMADOR DE DISTRIBUIÇÃO

AUTOR: Jordan Passinato Sausen

ORIENTADORA: Dra. Alzenira da Rosa Abaide

O objetivo desta dissertação é avaliar a inserção de veículos elétricos (VEs) no sistema de distribuição. Motivado pela escassez de dados determinísticos a respeito do processo de recarga de baterias de VEs, propõe-se uma metodologia probabilística para estimar a demanda de potência requisitada ao sistema. Para tanto, são utilizados padrões de consumo de energia e mobilidade urbana numa região piloto para compor a curva de carga do transformador de distribuição. O período em que a energia é solicitada ao sistema baseia-se na análise de duas estratégias de carregamento de VEs, *dumb charging* e carregamento econômico, ambas representadas por distribuições de Poisson no modelo proposto. Enquanto a primeira corresponde a conexão à rede de acordo com o horário de retorno da viagem habitual do motorista, a segunda é baseada na análise da tarifa horária, motivando o carregamento em horários de menor tarifação, quando disponível. A distância percorrida pelos motoristas da cidade piloto é estimada de maneira estatística com base no Programa de Inspeção e Manutenção da cidade de São Paulo, configurada por uma Distribuição Normal de probabilidades. Agregadas com características de carregamento, tais distribuições têm por finalidade representar a demanda de energia requerida por veículos elétricos ao longo do tempo, que posteriormente é somada a um modelo de carregamento de transformadores de distribuição. Tal modelo integra curvas típicas de consumo ao transformador, descritas por uma distribuição de probabilidade que relaciona a proporção de clientes de cada classe de consumo com o número médio de consumidores conectados ao equipamento. Sendo assim, tanto a demanda de veículos elétricos como a demanda típica de consumidores levam em consideração a natureza probabilística da carga. Em virtude disso, utiliza-se o método de Monte Carlo para ambas situações, o qual utiliza variáveis aleatórias descritas por funções probabilísticas para a estimativa do impacto da inserção de VEs. A partir dos resultados do modelo, realiza-se a avaliação da influência de diferentes níveis de penetração da tecnologia na curva de carga do transformador de distribuição, pois novos picos de demanda podem surgir a partir dessa inserção. Essa estratégia pode servir como ferramenta de apoio a decisão da priorização de investimentos das distribuidoras.

Palavras-chave: Apoio a Decisão, Veículos Elétricos, Transformador de Distribuição, Curva de Carga, Distribuição Normal, Método de Monte Carlo.

ABSTRACT

ANALYSIS OF ELECTRIC VEHICLE BATTERY CHARGING ON DISTRIBUTION TRANSFORMER LOAD CURVE

AUTHOR: Jordan Passinato Sausen
ADVISER: Alzenira da Rosa Abaide, PhD.

The objective of this dissertation is to evaluate the insertion of Electric Vehicles (EVs) on the distribution system. Motivated by the shortage of deterministic data regarding the process of charging EVs batteries, a probabilistic methodology is proposed to estimate the requested system's power demand. For that, energy consumption and urban mobility patterns from a pilot region are used to compose the distribution transformer load curve. The period in which the energy is requested to the system is based on the analysis of two EVs charging strategies, dumb charging and economic charging, both represented by Poisson distributions in the proposed model. While the first corresponds to the grid connection according to the driver's usual trip recurrence time, the second is based on the hourly tariff analysis, motivating the charging at lower tariff charges, when available. The driver's distance traveled regarding to the pilot city is estimated statistically based on the Inspection and Maintenance Program of the city of São Paulo, configured by a Normal Probability Distribution. Aggregated with charging characteristics, these distributions are intended to represent the energy demand required by electric vehicles over time, which is then added to a distribution transformer charging model. This model integrates typical load curves to the transformer, described by a probability distribution that relates the proportion of customers of each class with the average number of consumers connected to the equipment. Both demand for electric vehicles and typical consumer demand take into account the probabilistic nature of load. Therefore, the Monte Carlo method is used for both situations, which uses random variables described by probabilistic functions to estimate the EVs insertion impact. The distribution transformer load curve is evaluated based on the model's results, regarding to the influence of different technology penetration levels, as a support tool for the decision to prioritize the investments of energy distributors.

Index Terms: Decision Support, Distribution Transformer, Electric Vehicle, Load Curve, Monte Carlo Method, Normal Distribution.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Sistema elétrico de potência e a inserção de VEs.	15
Figura 2: Estoque de BEVs e PHEVs 2010-1016.	22
Figura 3: Recarga de célula de bateria.	23
Figura 4: Classificação de carregadores para VEs.	25
Figura 5: Conector Mennekes Tipo 2.	28
Figura 6: Conector SAE J1772.	30
Figura 7: Probabilidade de ocorrência de um evento aleatório.	35
Figura 8: Fluxograma da metodologia proposta.	40
Figura 9: Exemplo de simulação de Monte Carlo.	42
Figura 10: Representação do processo de convergência da simulação.	53
Figura 11: Estabilidade de um experimento.	54
Figura 12: Experimento com grande número pré-definido de iterações.	55
Figura 13: Curvas típicas residenciais.	60
Figura 14: Curvas típicas industriais.	61
Figura 15: Curvas Típicas comerciais, poder público e consumo próprio.	61
Figura 16: Curvas típicas rural e serviço público.	62
Figura 17: Distribuição de probabilidade (<i>dumb charging</i>).	65
Figura 18: Comparativo entre as modalidades tarifárias.	66
Figura 19: Distribuição de probabilidade (carregamento econômico).	67
Figura 20: Curva de intensidade de uso de veículos automotores movidos à gasolina da cidade de São Paulo.	68
Figura 21: Distribuição da distância percorrida em função da idade dos veículos.	68
Figura 22: Distribuição de probabilidade da distância percorrida.	70
Figura 23: Perfil de condução teórico LA4 ou The City Test.	71
Figura 24: Carregamento dos transformadores de distribuição (Cenário Base).	74
Figura 25: Curva de potência da recarga.	77
Figura 26: Transformador de 45 kVA de potência nominal.	78
Figura 27: Transformador de 75 kVA de potência nominal.	79
Figura 28: Transformador de 112,5 kVA de potência nominal.	79

Figura 29: Transformador de 150 kVA de potência nominal	80
Figura 30: Transformador de 225 kVA de potência nominal	80
Figura 31: Transformador de 300 kVA de potência nominal	81

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Modos de recarga para VEs NBR/IEC 61851-1.	28
Tabela 2: Métodos de recarga para VEs, SAE J1772.	29
Tabela 3: Principais temas e autores abordados na revisão bibliográfica.	38
Tabela 4: Transformadores da rede de distribuição da cidade piloto.....	56
Tabela 5: Transformadores analisados.....	58
Tabela 6: Caracterização da carga.....	59
Tabela 7: Análise probabilística do Cenário Base.	63
Tabela 8: Análise estatística da distância percorrida.	69
Tabela 9: Resultados do Cenário Base.....	75
Tabela 10: Resultados para o <i>dumb charging</i>	81
Tabela 11: Resultados para o carregamento econômico.	82
Tabela 12: Carregamento máximo admissível de transformadores.	83

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

- ANEEL – Agência Nacional de Energia Elétrica
- BEV – *Battery Electric Vehicle*
- CA – Corrente Alternada
- CC – Corrente Contínua
- DEMEI – Departamento Municipal de Energia de Ijuí
- DDR – Dispositivo a corrente Diferencial-Residual
- EREV – *Extended Range Electric Vehicles*
- FCEV – *Fuel Cell Electric Vehicles*
- FCP – Função Cumulativa de Probabilidades
- FDP – Função de Distribuição de Probabilidades
- HEV – *Hybrid Electric Vehicles*
- IPVA – Imposto sobre a Propriedade de Veículos Automotores
- IEC – *International Eletrotechnic Comission*
- MMC – Método de Monte Carlo
- MCI – Motor de Combustão Interna
- NHTS – *National Household Travel Survey*
- PHEV – *Plug-in Hybrid Electric Vehicles*
- SMC – Simulação de Monte Carlo
- SAVE – Sistema de Alimentação para Veículos Elétricos
- SDBT – Sistema de Distribuição de Baixa Tensão
- SAE – *Society of Automotive Engineers*
- SOC – *State Of Charge*
- VCI – Veículo de Combustão Interna
- VE – Veículo Elétrico

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	14
1.1 Caracterização e Justificativa.....	14
1.2 Motivação.....	15
1.3 Objetivos.....	16
1.4 Estrutura do trabalho.....	17
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	18
2.1 Veículos Elétricos.....	18
2.1.1 Tipos de Veículos Elétricos.....	20
2.2 Armazenamento Energético.....	22
2.3 Características de Carregamento de VEs.....	24
2.3.1 Carregador.....	24
2.3.2 Estratégias de Execução.....	26
2.3.3 Métodos de Recarga.....	27
2.4 Redes de Energia Elétrica no Brasil.....	30
2.4.1 Sistema de Distribuição.....	31
2.4.2 Transformadores de Distribuição.....	32
2.5 Método de Monte Carlo.....	33
2.6 Distribuições de Probabilidade.....	33
2.6.1 Distribuição Normal.....	35
2.6.2 Distribuição de Poisson.....	36
2.7 Considerações Finais.....	37
3 AVALIAÇÃO DO IMPACTO DO CARREGAMENTO DE VEÍCULOS ELÉTRICOS NO SISTEMA DE DISTRIBUIÇÃO – METODOLOGIA.....	39
3.1 Contextualização da Inserção dos VEs.....	39
3.2 Aplicação do Método de Monte Carlo.....	41
3.3 Cenário Base – Classificação dos Consumidores.....	43
3.3.1 Curva de Carga do Transformador de Distribuição.....	45
3.4 Cenário VE.....	47
3.4.1 Estimativa do Padrão de Mobilidade dos Motoristas.....	49
3.4.2 Horário Médio de Conexão à Rede.....	49
3.4.3 Distância Média Percorrida.....	51
3.5 Características de Consumo do VE.....	52
3.6 Critério de Parada da SMC.....	53
4 APLICAÇÃO DA METODOLOGIA – ESTUDO DE CASO.....	56
4.1 Estudo de Caso – DEMEI Distribuição.....	56
4.2 Caracterização da Carga.....	58
4.3 Cenário Base.....	62
4.4 Cenário VE.....	64
4.4.1 Horário de Conexão à Rede.....	65
4.4.2 Distância Percorrida.....	67
4.5 Características de Consumo do VE.....	70
4.6 Critério de Parada da SMC.....	72
5 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS.....	74
5.1 Curva de carga do Transformador de Distribuição – Cenário Base.....	74
5.2 Impacto de VEs na Curva de Carga do Transformador de Distribuição.....	77

5.3 Análise de Carregamento de Transformadores	82
6 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	86
6.1 Conclusões.....	86
6.2 Sugestões de Continuidade.....	89
6.3 Trabalho Publicado.....	89
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	90
APÊNDICE A – TRABALHO PUBLICADO	95

1 INTRODUÇÃO

1.1 Caracterização e Justificativa

A introdução em larga escala de Veículos Elétricos (VEs) no sistema de transportes brasileiro significa uma transição que necessita de mudanças sistemáticas no âmbito técnico-social, principalmente no que tange ao sistema elétrico de potência, o qual não foi concebido para fornecer a energia requerida pelo setor de transportes. Mudanças climáticas e preocupações referentes à qualidade do ar recentemente emergiram como dois dos principais desafios desse setor, objetos causadores do início da fase de emergência da mobilidade sustentável (HEIDI, 2013). Atualmente tem-se a fase de difusão do VE em âmbito global, pois já existe consciência ambiental associada aos grandes avanços tecnológicos em seu desenvolvimento, cujo mercado cresce consideravelmente a cada ano e hoje totaliza mais de 2 milhões de unidades vendidas (IEA, 2017).

O progresso e a difusão destes veículos podem ser suportados no nível de sistema através da elaboração de medidas específicas para o desenvolvimento da infraestrutura de carregamento de VEs, pois devido à imaturidade desta tecnologia no Brasil até então não existe uma ampla infraestrutura pública para recarga. Em geral, as cidades não dispõem de nenhum ponto específico para este fim. Segundo IEA (2017), é percebida a predominância de carregadores privados em detrimento à estações públicas de recarga em âmbito global, de modo que os primeiros apresentam maior expressividade em termos de crescimento anual, retratando a possível predominância da recarga residencial aos consumidores brasileiros num primeiro momento.

Por este ângulo, considerando uma instalação adequada e segura do circuito residencial dedicado ao processo de recarga do VE, o primeiro equipamento afetado será o transformador de distribuição devido ao incremento de carga. Em termos gerais, os carregadores desses veículos podem variar de 3 a 7 kW de potência nominal, valor suficiente para impactar de maneira expressiva na curva de carga residencial (ABNT, 2013). Quando analisado um conjunto de veículos, tal impacto pode ser observado na curva de carga do transformador de distribuição, o qual concentra a carga das unidades consumidoras. Neste contexto, é importante avaliar as possíveis consequências desta inserção no atual sistema elétrico, com o intuito de adequar o planejamento energético frente a futura disseminação destes veículos.

1.2 Motivação

Tendo em vista os crescentes números de mercado global de VEs aliado ao alto custo dos derivados do petróleo, entende-se que é uma questão de tempo até esta ascensão acontecer no Brasil. Considerando a massificação desta tecnologia, o estudo do futuro impacto esperado no atual sistema elétrico de potência se torna importante, pois de acordo com os padrões de utilização do veículo investigam-se diferentes consequências para a qualidade de fornecimento energético, as quais podem ocorrer em diferentes níveis do sistema, conforme exposto na Figura 1. Isto é, dependendo de quando, onde e quanta energia é demandada da infraestrutura de carregamento, diferentes áreas do sistema elétrico podem ser afetadas por esta inserção:

- No nível de geração/atacado, onde a maior demanda e a escassez de capacidade podem elevar preços;
- No nível de operação do sistema/transmissão, onde o estresse no sistema durante as horas de ponta requer maior quantidade de serviços, tais como o controle de frequência e a necessidade de manter a capacidade de reserva de energia;
- No nível de distribuição, onde podem ocorrer sobrecarregamento de redes e transformadores, resultando em quedas de tensão e necessidade de investimentos.

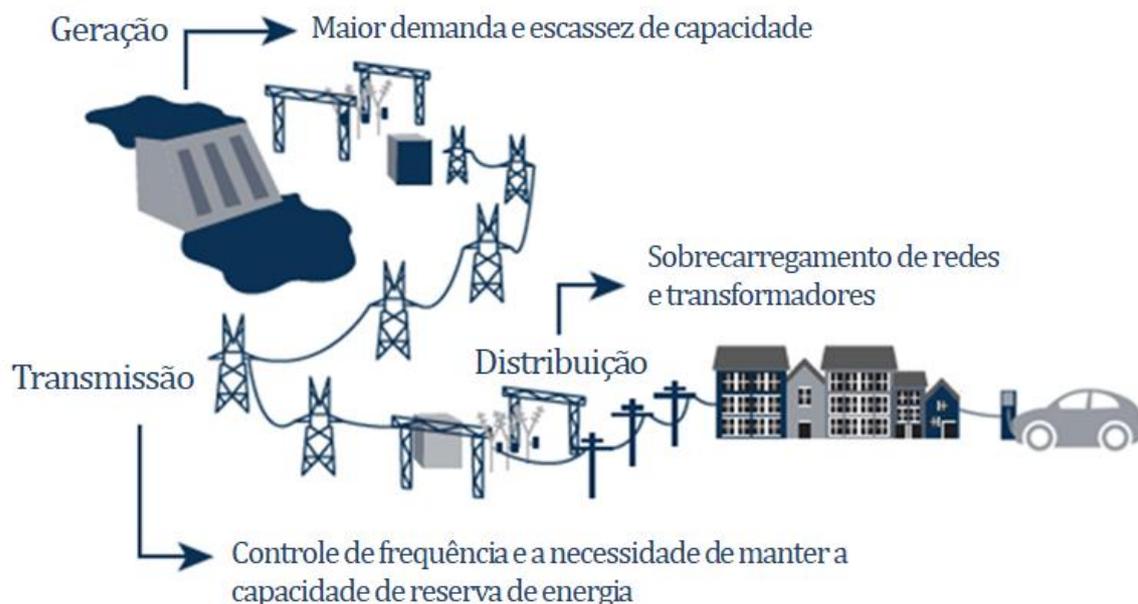


Figura 1: Sistema elétrico de potência e a inserção de VEs.

Fonte: Adaptado de CGEE (2012).

De acordo com IEA (2017), o impacto do carregamento de VEs será percebido inicialmente em pontos locais da rede de distribuição, originando um novo potencial de investimentos por parte das distribuidoras em redes e transformadores. A maneira como os VEs irão impactar é dependente de fenômenos estocásticos, conforme demonstrado por Godina et al., (2016), de modo que a localização geográfica e a demanda requerida pelo processo de recarga podem trazer diferentes consequências dependendo das características da rede e dos padrões de uso dos veículos. Em virtude de apresentar alto consumo e grande mobilidade, o estudo destes padrões serve como ferramenta essencial para o planejamento de expansão e operação do sistema, visando uma integração tecnológica segura tanto em relação a energia quanto a capacidade de demanda disponível na rede.

O carregamento de VEs resultará em parcelas significativas de potência sendo demandada dos transformadores de distribuição, principalmente quando considerada a recarga residencial, que neste caso, terá como localização geográfica o local da unidade consumidora. Quando praticada em períodos de ponta do sistema, a recarga pode trazer consequências mais significativas, conforme demonstrado por Simon (2013), onde a sobrecarga de transformadores ocorre principalmente quando tal processo é associado a altos índices de penetração da tecnologia, pois a demanda energética é maior. Neste sentido, destaca-se a importância da análise dos níveis de inserção de VEs que a atual infraestrutura do sistema de distribuição suporta. Para tanto, propõe-se um estudo de caso para estimar a demanda requerida pelo carregamento de VEs a fim de verificar a influência desta inserção através da análise da curva de carga do transformador de distribuição.

1.3 Objetivos

O objetivo principal deste trabalho é:

- Desenvolver uma metodologia para avaliação do carregamento de veículos elétricos no transformador de distribuição, a partir de um modelo que reconheça as características da região analisada em função de diferentes níveis de penetração tecnológica.

Para o cumprimento do objetivo principal, o mesmo foi subdividido nos seguintes objetivos específicos:

- Construir um modelo probabilístico capaz de modelar curvas de carga de diferentes transformadores, considerando características típicas de consumo energético;

- Analisar as relações entre as características de carregamento, incentivos tarifários e padrão de mobilidade urbana dos motoristas para modelar a demanda energética requerida pela recarga de VEs de maneira estatística;
- Analisar a curva de carga de transformadores sem e com a presença de VEs, a fim de determinar o nível de penetração tecnológica suportado pelo atual sistema de distribuição e os possíveis riscos dessa inserção.

1.4 Estrutura do trabalho

Esta dissertação foi dividida em seis capítulos, conforme segue:

- Capítulo 1: capítulo introdutório para a contextualização do tema abordado, definição dos objetivos, além da caracterização, motivação e justificativa da pesquisa;
- Capítulo 2: apresentação da revisão bibliográfica, abordando conceitos e tópicos sobre veículos elétricos, redes de distribuição, além do método de Monte Carlo e distribuições de probabilidade necessárias para o funcionamento do método;
- Capítulo 3: apresentação do embasamento teórico referente a metodologia proposta para a avaliação dos impactos do carregamento de veículos elétricos no transformador de distribuição;
- Capítulo 4: capítulo destinado à explanação da maneira como é aplicada a metodologia desenvolvida;
- Capítulo 5: capítulo destinado à apresentação e avaliação do seguimento da metodologia proposta a partir de um estudo de caso;
- Capítulo 6: apresentação das conclusões e das considerações finais desta dissertação, bem como sugestões de continuidade do trabalho.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Este capítulo tem por finalidade apresentar a revisão bibliográfica realizada sobre veículos elétricos, redes de distribuição de energia e os métodos utilizados. Basicamente a abordagem adotada é a apresentação geral do assunto seguida pelo enfoque no tema principal: o impacto de carregamento de VEs no transformador de distribuição. Na seção de veículos elétricos serão apresentados os principais tipos de veículos que dispõem de propulsores elétricos, além de características necessárias para a implementação da metodologia proposta. A seção de redes de energia elétrica no Brasil expõe conceitos básicos do sistema elétrico nacional, bem como características das redes e transformadores de distribuição. A seção referente ao Monte Carlo conceitua o método e a seção subsequente explica como o mesmo utiliza distribuições de probabilidade em suas simulações, tais como a distribuição Normal e a distribuição de Poisson detalhadas na sequência. No final do capítulo são feitas considerações que embasam a metodologia proposta nesta dissertação.

2.1 Veículos Elétricos

A crescente expressividade de novos registros de VEs bateu recorde no ano de 2016, conforme exposto por IEA (2017), pois apesar do mercado se iniciar há apenas uma década, já foi ultrapassado o marco de 2 milhões de unidades comercializadas em âmbito mundial, conforme ilustrado na Figura 2. Tais números são impulsionados pelos múltiplos benefícios intrínsecos à adoção destes veículos, dos quais destacam-se: aumento da qualidade do ar, atenuação de ruído do tráfego, redução de gases de efeito estufa e segurança energética, motivados por mérito da natureza eficiente da mobilidade elétrica e redução da dependência dos derivados de petróleo.

Fica clara a ascensão deste mercado, o qual é liderado pela Noruega com 29% do total de sua frota composta por VEs, tornando-a o país mais bem sucedido em termos de inserção desta tecnologia em âmbito global. Essa aplicação bem sucedida envolve incentivos governamentais a partir de uma política de zero emissão de poluentes, que inclui a não incidência de impostos para compra de VEs importados, 25% de desconto na compra e no *leasing* de VEs nacionais, permissão para circulação em faixas destinadas exclusivamente aos ônibus, estacionamento grátis, isenção de pedágios, entre outros (EV NORWAY, 2017).

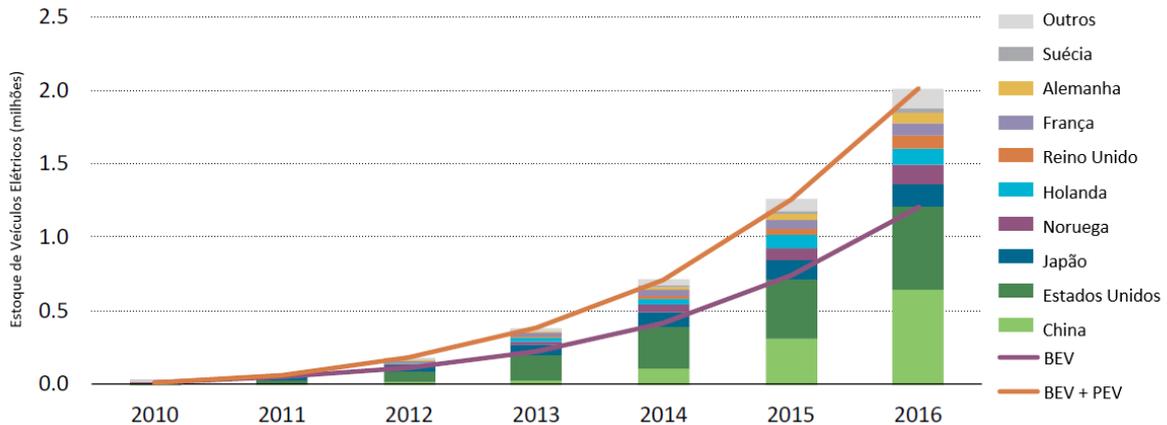


Figura 2: Evolução do estoque mundial de VEs, 2010-2016.

Fonte: IEA (2017).

No geral, a ideia do governo Norueguês é o benefício aos consumidores que optam por carros de baixa ou nenhuma emissão de poluentes, de modo que, aqueles que optam por veículos mais poluentes pagam taxas elevadas. A incidência dessas taxas em veículos mais poluentes pode ser uma boa estratégia para financiar os incentivos daqueles menos poluentes sem interferir no recolhimento da receita do governo. Mas a disseminação desta tecnologia não depende só desses incentivos, o país também conta com ampla infraestrutura pública de recarga, totalizando 7.947 estações de recarga lenta e 1.669 estações de recarga rápida para os 725.000 VEs em circulação (EV NORWAY, 2017). Em âmbito nacional, além da ausência de uma ampla infraestrutura pública de recarga, o público brasileiro recebe como incentivo a mera isenção da taxa de importação e apenas em algumas cidades, como São Paulo e Rio de Janeiro por exemplo, tem-se o estímulo da redução do Imposto sobre a Propriedade de Veículos Automotores (IPVA).

Projetos de pesquisa e desenvolvimento e a produção em massa contribuem para a redução do custo e aumento de eficiência dos elementos que integram os VEs, principalmente no que tange ao crescimento de sua densidade energética. Por um lado verifica-se a redução de custos operacionais, mas no outro constata-se investimentos iniciais para a aquisição mais elevados, pois nos dias de hoje não há produção nacional de VEs. Isto significa que apesar dos custos relativos à maior eficiência dos veículos compensarem o possível aumento do preço dos derivados do petróleo, eles ainda não superam o custo da tecnologia adicional empregada (REDELBACH et al., 2013). Desse modo, a questão econômica ainda é um obstáculo para a aquisição de um VE no Brasil, fato comprovado por ABVE (2017), ao demonstrar que atualmente o país conta com 4.784 VEs frente aos 51.296.982 automóveis em circulação (DENATRAN, 2016), totalizando apenas 0,009% de participação de mercado.

Sinais de continuidade na melhoria de tecnologias atualmente sendo pesquisadas confirmam que a tendência de disseminação desta tecnologia terá seguimento e, ainda, futuramente terão desempenho refinado e redução na lacuna de preço de aquisição em detrimento aos Veículos de Combustão Interna (VCI). De acordo com IEA (2017), a avaliação conjunta de metas governamentais, anúncios de montadoras e cenários de inserção parecem confirmar esses sinais positivos, indicando que o número de carros elétricos em circulação poderá variar entre 9 milhões e 20 milhões até 2020 em âmbito mundial. Entretanto, a inserção de VEs em larga escala pode trazer riscos ao sistema elétrico, pois um conjunto de veículos carregando representa uma carga considerável requisitando potência dos transformadores. À vista disso, busca-se conceitos básicos na literatura para sustentar o estudo que visa mensurar os impactos caso a inserção dessa tecnologia se massifique no Brasil.

2.1.1 Tipos de Veículos Elétricos

São caracterizados como VEs aqueles que utilizam propulsão por meio de um motor elétrico, ou então, aqueles que incorporam pelo menos um motor elétrico ao seu sistema de propulsão. Estes veículos podem apresentar diferentes aspectos construtivos, diferindo principalmente em relação ao conjunto propulsor e ao arranjo de alimentação do sistema de armazenamento de energia. De acordo com ABNT (2013), um veículo elétrico rodoviário é aquele que dispõe de um conjunto propulsor puramente elétrico, alimentado através de acumuladores de carga recarregáveis, cuja energia é extraída exclusivamente de uma fonte externa ao veículo através da tecnologia de conexão com a rede (i.e., tecnologia *plug-in*) (ABNT, 2013).

A distribuição e a localização dos motores elétricos no veículo podem variar de acordo com o projeto do mesmo, geralmente figurado por um único motor elétrico que provê energia a um par de rodas ou a todas elas. Quando encontrado com dois motores elétricos, podem fornecer energia ao par de rodas dianteiras ou traseiras e ainda, apesar de pouco usual, podem existir quatro motores, um para cada roda (VALSERA-NARANJO et al., 2009).

Dentre os veículos que incorporam a tecnologia *plug-in* e dotados de pelo menos um motor elétrico, segmentam-se os veículos puramente elétricos e aqueles que dispõem de mais de um tipo de propulsor, denominados como híbridos. O primeiro é movido exclusivamente através da energia elétrica acumulada no conjunto de baterias e, por este motivo, são denominados como veículos elétricos à bateria (*Battery Electric Vehicle* - BEV), ao exemplo do japonês *Nissan Leaf*. No que tange aos veículos híbridos, existe uma diversidade entre os

tipos de propulsão encontrados além de diferenças em aspectos relacionados à conexão entre veículo e rede elétrica. Os veículos rodoviários híbridos recarregáveis, ou *Plug-in Hybrid Electric Vehicles* (PHEV), são descritos como aqueles que incorporam um Motor de Combustão Interna (MCI) ao seu conjunto propulsor, associado a um motor elétrico (VALSERANARANJO et al., 2009). Neste tipo de veículo o conjunto de baterias recebe energia por meio do MCI, que atua como um propulsor secundário, além da energia proveniente da rede que é armazenada nas baterias através da tecnologia *plug-in*. A partir disto, alimenta-se o motor elétrico com a união destas duas diferentes fontes, ao exemplo do *Toyota Prius*. Atualmente existem veículos que oferecem a mesma experiência de dirigibilidade de um veículo puramente elétrico com baixíssimas emissões, mas com uma autonomia estendida através de um pequeno MCI, denominados como *Extended Range Electric Vehicles* (EREV), ao exemplo do alemão *BMW i3*. Neste caso, o MCI só entra em atuação quando não há mais energia nas baterias, diferentemente dos PHEVs onde o MCI atua em conjunto para gerar energia para o motor elétrico.

Em relação aos VEs que não estabelecem conexão com à rede elétrica, encontram-se aqueles movidos por meio de células de combustível e os veículos híbridos. Os veículos que dispõem de uma célula de combustível em substituição à bateria são denominados como *Fuel Cell Electric Vehicles* (FCEV). Neste caso, incorporam um motor elétrico que gera potência mecânica a partir de uma pilha de combustível, geralmente de hidrogênio, e assim, a bateria opera exclusivamente para dar a suporte ao processo de partida do veículo, como acontece no coreano *Hyundai ix35 Fuel Cell*, primeiro FCEV produzido em massa (HYUNDAI, 2017). Os VEs híbridos, ou *Hybrid Electric Vehicles* (HEV), são caracterizados por prover a maior parte de energia a partir de um MCI, utilizando o motor elétrico sobretudo para aumentar a potência do conjunto propulsor, diminuir o consumo de combustível e atuar como um gerador quando armazena energia a partir do Sistema de Recuperação de Energia Cinética (*Kinetic Energy Recovery System*). Como exemplo de um HEV, encontramos em comercialização no Brasil o americano *Ford Fusion Hybrid*, entretanto, tal tipo de VE não será abordado no trabalho pois não dispõe da tecnologia de conexão com a rede.

Dentre os veículos que dispõem da tecnologia de conexão com a rede, um forte candidato para as simulações seria o PHEV devido ao seu potencial para ser a tecnologia de transição, que pode servir como uma ponte entre a gasolina e a eletricidade, de acordo com Redelbach, et al. (2013). Entretanto, quando considerado individualmente, esse tipo de veículo pode exercer menor impacto no sistema de distribuição devido a sua capacidade de armazenamento energético reduzida. Em contrapartida, além de apresentar maior capacidade de bateria, os

BEVs lideram os registros de novas unidades de VEs em âmbito global desde 2013, de acordo com IEA (2017), conforme exposto na Figura 2.

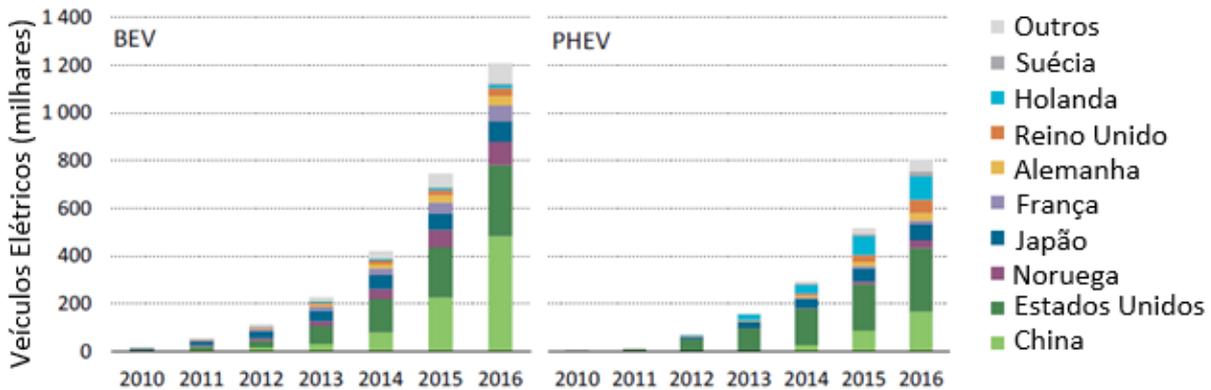


Figura 2: Estoque de BEVs e PHEVs 2010-2016.

Fonte: Adaptado de IEA (2017).

2.2 Armazenamento Energético

No que tange ao assunto de armazenamento energético, durante décadas as pesquisas foram direcionadas às tecnologias de acúmulo de grandes quantidades de energia, porém, devido à larga escala física e ao alto preço se tornaram cada vez menos populares. O armazenamento de energia em pequena escala ganhou mais atenção nos últimos dez anos, de acordo com Guo et al. (2015), pois se aprimoraram tecnologias como baterias avançadas, ultracapacitores, armazenamento magnético através de supercondutores, entre outras. Como consequência, destaca-se a maior eficiência desses dispositivos além da maior confiabilidade na aplicação em tecnologias que, por vários motivos, se tornaram inertes à evolução da época, tal como os BEVs.

Por ser seu único meio de armazenamento energético, a bateria determina a autonomia do veículo elétrico e devido ao custo, peso e volume elevados, se torna objeto de frequente estudo. De acordo com IEA (2017), o panorama composto por projetos de pesquisa e desenvolvimento em associação à produção em massa de baterias estão conduzindo à rápida redução de custos e aumento de densidade energética, indicando, portanto, constantes sinais de aperfeiçoamentos que confirmam a continuidade da tendência de estreitamento da lacuna de preço entre VEs e Veículos de Combustão Interna (VCIs).

Geralmente a recarga das células das baterias ocorre em duas etapas, conforme demonstra a Figura 3. A primeira etapa apresenta uma corrente constante e uma tensão com

característica de crescimento exponencial, correspondente a aproximadamente 75% do tempo de recarga. A segunda etapa compreende aproximadamente os 25% restantes do tempo de carregamento, apresentando uma tensão constante e uma corrente com características semelhantes a uma função logarítmica. No contexto da metodologia proposta, tais propriedades de recarga devem ser consideradas pois o modelamento da curva de demanda deve refletir condições próximas da realidade.

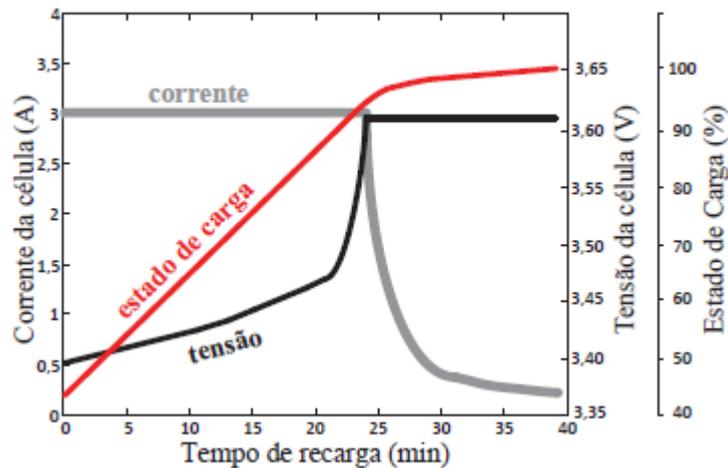


Figura 3: Recarga de célula de bateria.

Fonte: Rodrigues, et. al (2014).

O tempo total necessário para a recarga completa do veículo depende de diversos fatores, com destaque para o Estado de Carga (*State Of Charge* - SOC) da bateria, pois este é caracterizado por uma função que compreende a distância percorrida ao longo do dia, juntamente com o perfil de aceleração e frenagem do condutor, potência do conjunto propulsor do veículo, além de características topográficas do caminho percorrido (PAPADOPOULOS et al., 2010). Quando o SOC da bateria está acima de um certo nível, a recarga é evitada a fim de não comprometer sua vida útil utilizando um ciclo de carga desnecessariamente. O mesmo objetivo é alcançado quando um SOC mínimo é estabelecido para evitar que o processo de descarga de energia continue.

A taxa de recarga suportada e a capacidade de carga elétrica da bateria também influenciam nesse fator pois, quanto maior for a primeira menos tempo será requerido para a recarga completa, ao contrário da segunda. Portanto, o período em que o veículo permanecerá conectado à rede para recarga é dependente de diversas características de carregamento, conforme descrito a seguir.

2.3 Características de Carregamento de VEs

O processo de carregamento de um VE engloba diferentes características que variam desde a estratégia de execução escolhida até o tipo de carregador utilizado. Em termos gerais, existem duas classificações relacionadas à duração de recarga de um VE, são elas a recarga rápida e a recarga lenta, variando de acordo com a estratégia de execução e método de recarga escolhidos. A recarga rápida é realizada através de estações de abastecimento com alimentação em Corrente Contínua (CC), através de retificadores de alta potência conectados à rede trifásica de média tensão. Deste modo, o VE pode ser carregado em alguns minutos, diferentemente da recarga lenta em que o VE permanece conectado à rede de baixa tensão durante algumas horas. A recarga lenta geralmente está associada ao carregamento residencial, que utiliza Corrente Alternada (CA) em níveis de tensão mais baixos.

Estas classificações estão diretamente relacionadas aos níveis de tensão e corrente utilizados na recarga, pois os níveis de potência intrínsecos aos métodos de recarga variam de acordo com os padrões suportados pelos diferentes tipos de conectores disponíveis no mercado (ABNT, 2013).

2.3.1 Carregador

Para um melhor entendimento da operação de recarga das baterias de VEs, é necessário um breve conhecimento sobre os aspectos construtivos de um carregador empregado nas trocas energéticas entre veículo e rede. De acordo com Rodrigues et al. (2014), a conversão da energia proveniente do sistema elétrico de potência ao sistema de armazenamento de energia do veículo é realizada através da união entre um conversor estático CA-CC com outro CC-CC, ambos bidirecionais. Tal conjunção caracteriza o dispositivo como um carregador avançado, pois atua como um retificador quando o veículo está carregando e como um inversor quando o veículo está fornecendo energia à rede, quando possível (BECHERIF et al., 2011). O conversor CC-CA estabelece a conexão do veículo com a rede por meio do conector e, conseqüentemente, também dispõe da capacidade de realizar funções auxiliares através do conceito *Vehicle-to-Grid* (V2G) (BRENNAN et al., 2012; LIU et al., 2013). Dentre elas, destacam-se os serviços de regulação de tensão e frequência abordadas em Mojdehi (2015) e Rodrigues et al. (2014 apud JAYABALAN, 2004), além da compensação de energia reativa, exposto em Liu et al. (2013). Entretanto, apesar dos estudos apresentarem grande relevância neste aspecto, a maioria dos VEs

comercializados atualmente ainda não dispõem de suporte para fornecer serviços auxiliares, portanto o conceito V2G não será aprofundado.

No que tange a classificação, o carregador pode ser embarcado ou externo ao veículo, como mostra a Figura 4. A maioria dos modelos de VEs vem equipados com um carregador embarcado, ou *on-board*, que opera em níveis baixos de corrente, geralmente associados à recarga lenta. Neste caso, são subdivididos em dois grupos de carregadores: condutivos e indutivos. O primeiro é o mais comum, onde a energia elétrica é recebida por meio do contato elétrico entre o conector do veículo e os terminais do plugue da tomada. Importa ressaltar que o cabo de conexão com a rede requer o uso de dispositivos de proteção para garantir a segurança do sistema e do usuário, que geralmente estão assegurados pelo Sistema de Alimentação para Veículos Elétricos (SAVE). Segundo ABNT (2013), entende-se como SAVE todo o conjunto que tem como objetivo fornecer energia às baterias a partir da instalação elétrica de alimentação, compreendendo cabos, conectores, e demais acessórios que permitem a comunicação entre veículo e rede.

Os carregadores indutivos são menos comuns, pois realizam a transferência de energia magneticamente, fato que torna sua fabricação mais complexa e cara. Entretanto, existe a conveniência e facilidade para a recarga, pois não necessita da conexão manual do cabo com a rede elétrica. Os carregadores embarcados possuem circuitos dedicados para o controle de carga da bateria ou então são associados aos conversores do sistema de propulsão do veículo (RODRIGUES, et al. 2014). Estes dispositivos operam em potências reduzidas pois são desenvolvidos de forma compacta, uma vez que são instalados no próprio veículo e oportunamente devem apresentar o menor peso e volume possível.

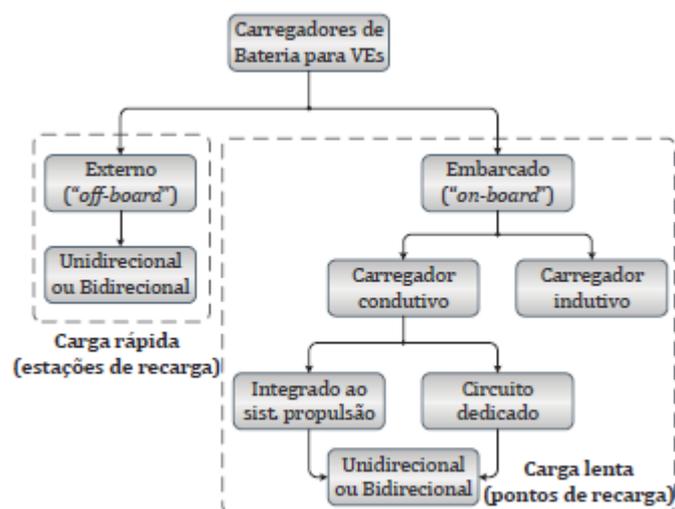


Figura 4: Classificação de carregadores para VEs.

Fonte: RODRIGUES, et al. (2014).

Os carregadores localizados externamente aos veículos, ou *off-board*, são preponderantemente encontrados em estações de recarga rápida, operando com níveis de corrente mais elevados e, conseqüentemente, maiores potências em comparação ao carregador embarcado.

2.3.2 Estratégias de Execução

O uso de diferentes tipos de baterias em VEs estabelece a necessidade de diferentes características aos carregadores, da mesma forma que as diferentes características de rede estabelecem diferentes padrões de recarga. Neste contexto, os métodos de carregamento são divididos em dois grandes grupos: carregamento controlado e carregamento não controlado (KARFOPOULOS e HATZIARGYRIOU, 2016). Ambos métodos se diferem no que tange ao horário de conexão à rede para recarga e na estratégia de controle deste processo. No carregamento controlado, também conhecido como carregamento inteligente ou *smart charging*, existe a gestão automática do processo de recarga a partir de uma entidade ou um agente controlador (HOOG et al., 2013). Este, por sua vez, é responsável por determinar quando um veículo ou um grupo de veículos devem recarregar, além de impor restrições em prol do uso mais eficiente dos recursos energéticos disponíveis, a fim de evitar a violação de limites operativos de equipamentos da rede. Geralmente este método está relacionado ao gerenciamento de carga, seja este centralizado ou distribuído, onde algum tipo de controle é efetuado para coordenar o carregamento de cada veículo de acordo com suas características e preferências dos usuários.

O carregamento não controlado consiste na prática manual e descentralizada do processo de recarga do VE, dividido em duas estratégias: econômico e *dumb charging*. No carregamento econômico os horários de pico são evitados, sendo assim, a conexão para recarga é realizada em períodos de tarifação energética menos custosos, quando disponível. Quando associada a redes com predomínio de consumidores residenciais, deve prevalecer o consumo em períodos de maior disponibilidade de carga, pois coincidem com o período de menor tarifação. De maneira oposta, o *dumb charging* ou carregamento burro, geralmente coincide com o pico de carga residencial, pois corresponde no caso em que o usuário pluga seu veículo à rede quando lhe convêm, independentemente do horário. Deste modo, não é utilizada nenhuma forma de incentivo econômico para regradar o comportamento do processo de recarga e seu início geralmente coincide com o retorno da viagem habitual do usuário a sua residência.

2.3.3 Métodos de Recarga

O planejamento e desenvolvimento de estações de carga própria para os VEs serão necessários ao longo de uma maior difusão futura, da mesma forma que os postos de combustíveis abastecem os VCIs atualmente, tornando possível o planejamento rápido de viagens. De forma análoga, os plugues dos conectores dos VEs devem seguir a padronização adotada no bico da bomba de combustível, que é compatível com todos os tipos de automóveis. Entretanto, atualmente existem diferentes padrões que podem gerar incompatibilidades (ABNT, 2013). Neste contexto, é possível encontrar veículos que incorporam mais de um padrão ao seu sistema de entrada de energia, como é o caso dos modelos *Nissan Leaf* e *Mithubishi i-MiEV*, que adotam os padrões norte-americanos da *Society of Automotive Engineers* (SAE) para a recarga lenta e o padrão japonês da *Associação CHAdeMO* para a recarga rápida. Portanto, ambos padrões não apresentam compatibilidade entre si, diferentemente dos padrões europeus provenientes da *International Eletrotechnic Comission* (IEC), que por sua vez, são compatíveis com ambos.

a) Padrões IEC 61851 e IEC 62196:

De acordo com ABNT (2013), os padrões denominados IEC 61851, “*Electric Vehicle Conductive Charging System*” e IEC 62196, “*Plugs, Sockets Outlets, Vehicle Coupler and Vehicles Inlets - Conductive Charging of Electric Vehicles*” foram adotados como referência normativa para os sistemas de recarga condutiva e conectores de VEs em âmbito nacional, através das normas “NBR/IEC 61851 - Sistema de Recarga Condutiva para Veículos Elétricos” e “NBR/IEC 62196 - Plugues, Tomadas, Tomadas Móveis para Veículo Elétrico e Plugues Fixos de Veículos Elétricos – Recarga Condutiva para Veículos Elétricos”. Enquanto o primeiro padrão aborda os requisitos gerais para a recarga condutiva de VEs, o segundo trata dos conectores utilizados nesta prática, ao exemplo do alemão *Mennekes* Tipo 2, apresentado na Figura 5. Adotado pela Associação dos Fabricantes Europeus de Automóveis, contempla a carga lenta e rápida em modelos como *BMW i3* e *BYD e6*, por exemplo.



Figura 5: Conector Mennekes Tipo 2.

Fonte: CPFL (2016).

De acordo com ABNT (2013), em âmbito nacional existem três modos de recarga em CA normatizados, resumidos na Tabela 1. O “Modo de recarga 1” se refere à conexão do VE à rede a partir de tomadas padronizadas com a presença de um Dispositivo a corrente Diferencial-Residual (DDR), a fim de garantir a proteção contra correntes residuais na instalação elétrica. Já o “Modo de recarga 2” pode contemplar o DDR junto ao cabo de conexão com o VE. O “Modo de recarga 3” atribui a conexão do VE à rede a partir do SAVE dedicado. E por fim, o “Modo de recarga 4”, se refere ao carregamento em CA a partir de um carregador externo, em associação a um SAVE dentro dos padrões estabelecidos por (IEC, 2010).

Tabela 1: Modos de recarga para VEs NBR/IEC 61851-1.

Modo de recarga	Característica/Aplicação	Tensão	Corrente
Modo 1	<ul style="list-style-type: none"> • Carga lenta (alimentação CA monofásica ou trifásica); • Recarga em tomada residencial de uso geral. 	$\leq 250 \text{ V (1}\phi\text{)}$ $\leq 480 \text{ V (3}\phi\text{)}$	16 A
Modo 2	<ul style="list-style-type: none"> • Carga lenta (alimentação CA monofásica ou trifásica); • Recarga em tomada residencial de uso específico (proteção e controle incorporados ao cabo ou ao conector do VE). 	$\leq 250 \text{ V (1}\phi\text{)}$ $\leq 480 \text{ V (3}\phi\text{)}$	32 A
Modo 3	<ul style="list-style-type: none"> • Carga lenta (alimentação CA monofásica ou trifásica) utilizando SAVE dedicado; • Ponto de recarga residencial ou público. 	$\leq 250 \text{ V (1}\phi\text{)}$ $\leq 480 \text{ V (3}\phi\text{)}$	32 A
Modo 4	<ul style="list-style-type: none"> • Carga rápida (alimentação CC); • Estações de recarga. 	-	-

Fonte: ABNT (2013).

Basicamente existem três métodos de recarga para VEs, segundo ABNT (2013). Enquanto o primeiro consiste na conexão de um carregador embarcado à rede de alimentação em CA, o segundo contempla a utilização de um carregador externo capaz de fornecer energia

em CC, ambos caracterizados como “recarga lenta”. Já o terceiro método é relacionado à “recarga rápida”, a partir de um dispositivo de recarga especial que opera com altos níveis de potência. Ainda, três casos de conexão para recarga são definidos. O “Caso A”, que corresponde à situação em que o cabo de conexão é fixado no VE e conectado na tomada ou SAVE. O “Caso B”, que contempla a situação na qual as conexões devem ser feitas tanto no VE quanto no ponto de recarga. Por fim, no “Caso C”, o cabo é fixo no ponto de recarga e deve ser conectado ao veículo.

b) Padrão SAE J1772:

O padrão denominado “SAE J1772 - *Electric Vehicle and Plug-in Hybrid Electric Vehicle Conductive Charge Coupler*” define métodos de recarga condutiva para VEs, tanto em CA quanto em CC, conforme exposto na Tabela 2.

Tabela 2: Métodos de recarga para VEs, SAE J1772.

Método	Tensão	Corrente
CA Nível 1	120 V	12-16 A
CA Nível 2	208-240 V	32-80 A
CC Nível 1	200-500 V	Até 80 A
CC Nível 2	200-500 V	Até 200 A

Fonte: RODRIGUES (2014).

As entradas de energia proveniente das redes de distribuição dos Estados Unidos geralmente são monofásicas (120-240 V) e, por este motivo, os métodos “CA Nível 1” e “CA Nível 2” não foram projetados para receber alimentação trifásica. O primeiro método não requer o auxílio de um carregador externo, pois é utilizado principalmente em instalações residenciais. Assim, através de uma tomada residencial comum que opera com características de tensão de 120 V e corrente máxima de 16 A é possível realizar uma recarga lenta com potência máxima de 1,9 kW. Os métodos restantes requerem carregadores externos, como é o caso do método “CA Nível 2” que geralmente é encontrado em unidades de recarga pública e é compatível com o “Modo de carregamento 3” exposto por ABNT (2013). Neste caso, é utilizada uma interface que estabelece a conexão entre o carregador embarcado no veículo e a rede elétrica, em associação a um SAVE dedicado. Este sistema de interface (conector) é denominado SAE J1772, apresentado na Figura 6.



Figura 6: Conector SAE J1772.

Fonte: CPFL (2016).

Os métodos de recarga em CC, denominados “CC Nível 1” e “CC Nível 2” são empregados em estações de recarga rápida de alta potência, através de carregadores externos que são conectados diretamente à bateria do veículo. Entretanto, o foco aqui proposto está na recarga residencial, que condiz com níveis mais baixos de CA.

2.4 Redes de Energia Elétrica no Brasil

O sistema elétrico de potência é composto, basicamente, pelos segmentos de geração, transmissão e distribuição. Conectados através das subestações de transformação, possuem a finalidade de operar em conjunto para entregar energia aos consumidores finais de forma segura e eficiente (GARCIA, 2012). O segmento da geração é composto por unidades geradoras que convertem diferentes fontes de energia primária em energia elétrica, provida em diferentes níveis de tensão de saída. A conexão entre os segmentos de geração e transmissão se dá por meio das subestações que elevam a tensão, reduzem a corrente e, por consequência, reduzem consideravelmente as perdas Joule que são intrínsecas ao transporte de energia. Desta forma, com o uso de transformadores e equipamentos de medição e controle, o segmento de transmissão engloba subestações elevadoras nos pontos de conexão com as unidades geradoras e subestações rebaixadoras nos pontos de conexão com consumidores e distribuidoras.

As linhas de transmissão transportam energia em alta e extra alta tensão e são compostas por cabos aéreos fixados em torres, segundo ABRADÉE (2017). Sua classificação ocorre de acordo com o nível de tensão de operação, subdividindo-se em três grupos: A1, A2 e A3. O primeiro abrange uma faixa de tensão de fornecimento igual ou superior a 230 kV e representa o Sistema Interligado Nacional (SIN), ou rede básica. As classes A2 e A3 operam com tensão de fornecimento entre 88 kV a 138 kV e 69 kV, respectivamente. Estas últimas podem ser de propriedade das transmissoras, então denominadas como Demais Instalações de Transmissão

(DIT) ou então são de propriedade de empresas de distribuição, denominadas como redes de subtransmissão (ABRADEE, 2017).

Os sistemas de subtransmissão são supridos pelas subestações de transmissão e suprem as subestações de distribuição em alta tensão. Por este motivo, faz-se necessário o rebaixamento do nível de tensão para a média tensão (entre 2,3 kV e 44 kV) ou tensão primária, através de estações transformadoras que suprem consumidores tais como hospitais, indústrias e demais instalações que dispõem de equipamento de transformação próprio, seguindo aspectos detalhados em ANEEL (2010). O restante dos usuários é alimentado na baixa tensão, ou tensão secundária, através dos ramais de ligação conectados aos transformadores de distribuição instalados ao longo da rede primária ou rede de distribuição.

2.4.1 Sistema de Distribuição

Os sistemas de distribuição são caracterizados por atuar mais próximo às cargas, desempenhando o papel de distribuir a energia gerada e transmitida nas demais partes do sistema até o consumidor final, que pode ser atendido tanto na média quanto na baixa tensão. A ANEEL estabelece normas e padrões para as atividades técnicas relativas à conexão, operação e ao planejamento da expansão do sistema no âmbito da distribuição de energia elétrica através dos Procedimentos de Distribuição (ANEEL, 2016a). Deste modo, um conjunto de regras garante a operacionalidade efetiva da rede com segurança, eficiência, qualidade e confiabilidade.

A ramificação deste sistema é bastante distinta da transmissão, pois opera em níveis de tensão mais seguros e compatíveis com os equipamentos presentes nas instalações consumidoras. Geralmente as redes de distribuição apresentam topologia radial, isto é, existe só um caminho entre a subestação de distribuição e o ponto de consumo. À vista disso, apresenta menor custo de implementação, porém, menor confiabilidade em relação a sistemas radiais redundantes ou em anel (GARCIA, 2012). O sistema físico de distribuição é caracterizado pelas redes de energia elétrica urbanas, compostas por estruturas geralmente afixadas em postes que podem sustentar as linhas de média e baixa tensão, transformadores de distribuição, iluminação pública e demais equipamentos de medição, controle e proteção. Apesar de menos comum em virtude do seu custo elevado, a configuração subterrânea também pode ocorrer, principalmente em grandes centros urbanos.

2.4.2 Transformadores de Distribuição

Os transformadores de distribuição reduzem a tensão primária à secundária, ou tensão de distribuição, fornecendo energia às cargas conectadas em 380/220 e 220/127 V para redes trifásicas ou 440/220 e 254/127 V para redes monofásicas, segundo Kagan, Oliveira e Robba (2010). O esquema mais usual consiste na utilização de transformadores trifásicos com sistema de resfriamento a óleo, com enrolamentos do primário ligados em triângulo e secundário em estrela com centro estrela aterrado. A partir destes equipamentos, derivam-se as conexões das redes de distribuição ao ponto de consumo em três diferentes tipos: monofásica, bifásica ou trifásica.

O carregamento de um transformador pode ser definido como a solicitação realizada no seu circuito secundário, considerando condições máximas e mínimas, de modo que o máximo aproveitamento de sua potência disponível se dá através da aplicação de cargas que não ultrapassam os limites máximos de operação. Caso estes sejam superados, ou seja, em condições de operação acima da potência nominal, podem ocorrer elevações da temperatura que resultam no comprometimento da vida útil do equipamento ou, em casos mais extremos, danos permanentes. Simon (2013 apud JARDINI, 2000) aborda uma metodologia para estimativa da curva de carga de transformadores de distribuição com base em medições realizadas em grupos de consumidores. A partir dos dados das campanhas de medição são realizadas análises estatísticas a fim de se obter as curvas representativas de cada classe de consumo mensal. Da mesma maneira que foram obtidas curvas que representem o comportamento de um dado consumidor, é possível realizar a mesma medição para um transformador de distribuição e obter resultados equivalentes a partir da soma estatística dos parâmetros individuais de cada um dos usuários conectados.

O regime de funcionamento de transformadores de distribuição pode oscilar entre a operação a vazio (sem carga) até sua capacidade nominal ou até mesmo em sobrecarga. De acordo com ABNT (1997), tais equipamentos funcionam em um ciclo de carga que se repete a cada 24 horas, podendo ser constante ou apresentar um ou mais picos durante o período considerado. Em termos gerais, estes equipamentos operam com grande disponibilidade de carga na maior parte do tempo, principalmente quando associados a regiões com predominância de consumidores residenciais, onde seu dimensionamento é definido pelo horário de ponta. Para

Em relação à proteção, em termos gerais, contam com para-raios contra sobretensões e elos fusíveis contra sobrecorrentes, ambos instalados no enrolamento primário. Do secundário deriva-se a rede secundária radial ou em malha, sem proteção, logo, usualmente não conta com

recurso para contingências (KAGAN, OLIVEIRA E ROBBA, 2010). As cargas conectadas a este sistema são de natureza distinta, principalmente na baixa tensão. Quanto maior a carga conectada ao sistema maior a corrente que circula no mesmo, ocasionando maior queda de tensão nas extremidades da rede. Para este caso, existem mecanismos de controle de tensão na rede primária, como por exemplo transformadores equipados com TAP, mecanismo de regulação instalado na subestação de distribuição. Quando o mecanismo tem capacidade de atuar automaticamente, é denominado *Load TAP Changer*, encontrado em transformadores rebaixadores que realizam a regulação de tensão com carga conectada.

2.5 Método de Monte Carlo

A redução de vida útil em transformadores de distribuição pode ser motivada pela recarga de VEs, como investigado em Abdelsamad, Morsi e Sidhu (2015), estudo no qual é utilizado o Método de Monte Carlo (MMC) para estimar o impacto desta inserção. O MMC é o processo no qual é realizada a avaliação numérica de um modelo matemático descrevendo o fenômeno estudado de forma indireta ou artificial, de modo a respeitar todas as regras e condições reais a que o sistema é submetido (ZAPATA, 2010 e ANDRADE, 2011). Caracteriza-se por um processo de operação de modelos estatísticos que utiliza variáveis aleatórias descritas por funções probabilísticas em seus experimentos (ANDRADE, 2011).

As variáveis de interesse consideradas no método são probabilísticas, ou seja, variáveis aleatórias que podem assumir um conjunto de valores associados a uma frequência de ocorrência ou probabilidade na simulação. Esta prática é observada em Richardson et al. (2013), onde distribuições de probabilidade estatísticas são manipuladas para determinar a demanda requerida pela recarga de VEs com base no padrão de mobilidade urbana de motoristas ingleses. A partir de uma análise estatística deste padrão, é possível formular distribuições de probabilidade que posteriormente são associadas ao MMC, de modo a sortear números aleatórios que descrevem a variável de interesse de maneira probabilística.

2.6 Distribuições de Probabilidade

A maneira como os VEs irão impactar no sistema de distribuição de energia é dependente de fenômenos estocásticos, pois não se sabe onde e nem por quanto tempo será requisitada energia do sistema. Quando considerada exclusivamente a recarga residencial, a localização geográfica não necessita ser estimada, porém, a quantidade de energia extraída do

sistema de distribuição depende de diversos fatores. Na literatura são encontradas diferentes metodologias para determinar a energia demandada pelo processo de recarga de baterias de VEs, geralmente baseadas na análise estatística através da observação da média aritmética e desvio padrão da variável de interesse, que neste caso se refere a distância percorrida pelo motorista. Tal variável pode servir de base para o cálculo da demanda de recarga de VEs, conforme demonstrado por Gray e Morsi (2015), através da manipulação de distribuições de probabilidade pelo MMC. Tais distribuições são provenientes da análise estatística de um padrão de mobilidade americano, amplamente utilizado na literatura. Deste modo, a partir da união entre a distância percorrida e o horário de conexão à rede é possível estimar uma curva de consumo em função do tempo, retratando a recarga de VEs.

O mesmo padrão de mobilidade é abordado em Assolami e Morsi (2015), estudo no qual o MMC é empregado para avaliar a redução de vida útil de transformadores com a inserção de VEs, além de Shun et al. (2016), o qual se baseia no conceito de *Trip Chain* (sequência de viagens) para estimar a demanda de recarga de VEs. Para tanto, utilizam-se distribuições de probabilidade que associam variáveis de tempo e de espaço ao MMC, ao exemplo de uma distribuição Lognormal de probabilidades que determina a duração da viagem de cada motorista.

O conhecimento dos conceitos de probabilidade é importante para prever os resultados de um processo, pois na probabilidade, sabe-se como um processo funciona e o objetivo é prever quais serão os resultados. Em estatística, não se tem conhecimento de como o processo funciona, mas é possível observar os resultados e utilizar esta informação para conhecer a natureza do processo, tal como demonstrado por Turker et al. (2011), que utiliza as proporções de cada categoria da frota francesa de veículos e a probabilidade do número de veículos por habitação para estimar a demanda requerida pelo carregamento de VEs a partir de um algoritmo estatístico. Neste sentido, a possibilidade não implica total certeza sobre a existência ou ocorrência de um determinado evento, mas pode ser expressa através de um grau de probabilidade, termo que define matematicamente o nível de certeza sobre a ocorrência do evento, conforme ilustrado na Figura 7 (ZAPATA, 2010). A probabilidade, portanto, é definida como um número real entre 0 e 1, de modo que, ao se aproximar da unidade apresenta maior grau de certeza sobre a ocorrência do evento.

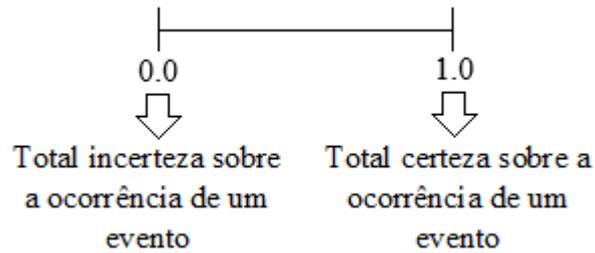


Figura 7: Probabilidade de ocorrência de um evento aleatório.

Fonte: Do autor.

O efeito não controlado do comportamento humano pode ser avaliado para estimar a diversidade da demanda em um alimentador de baixa tensão, conforme observado em Li e Crossley (2014), o qual estima a demanda de recarga de VEs com base em um padrão de mobilidade urbana do Reino Unido. Deste modo, a energia requisitada à rede por cada VE é modelada a partir de uma distribuição Beta de probabilidades com base na distância percorrida associada ao MMC. O horário de conexão à rede é estimado a partir de uma distribuição Normal de probabilidades, com média equivalente as 18:30. Entretanto, a utilização de uma distribuição discreta é mais condizente na estimativa do horário de conexão à rede para recarga em detrimento a distribuição Normal. Deste modo, a partir da distribuição de probabilidades referente à distância percorrida, é possível realizar o intermédio do SOC ao fim da última viagem, logo, tem-se o tempo que o VE permanece conectado à rede para recarga. Através da distribuição de probabilidades referente ao provável horário de conexão à rede, é possível estimar o horário de conexão à rede, isto é, o início da recarga.

A distância percorrida e o horário de conexão à rede para recarga correspondem a duas variáveis numéricas, de modo que a primeira representa uma variável contínua, pois surge a partir de um processo de medição e a última é caracterizada por ser uma variável discreta, uma vez que surge a partir de um processo de contagem. A distinção entre variáveis discretas e contínuas se faz necessária porque a utilização de diferentes modelos de distribuições de probabilidade no MMC depende do tipo de variável considerada.

2.6.1 Distribuição Normal

Geralmente esta distribuição de probabilidades aparece em processos em que há um grande número de fatores independentes influenciando no resultado final, como por exemplo, a quantidade de energia consumida por um VE ao percorrer um determinado percurso, conforme observado em Godina et al. (2016). Vários fatores mais ou menos importantes

interferem no cálculo, tais como estilo de condução do motorista, estado do pavimento, trânsito, utilização do ar condicionado do veículo, entre outros. Em alguns dias faz-se necessário o uso mais intenso do ar condicionado do veículo, elevando o consumo, do mesmo modo que em outros pode haver um acúmulo de fatores favoráveis que o reduzem. Portanto, na maior parte das vezes um fator favorável compensa outro que atrapalha e a quantidade de energia absorvida fica próxima a um valor médio.

Neste sentido, a utilização de uma distribuição Normal de probabilidades é considerada suficiente para a estimativa da distância média percorrida por motoristas de VEs através do MMC, tal como observado em Godina et al. (2016), pois depende apenas da observação da média aritmética e do desvio padrão das distâncias percorridas por um agregado de motoristas, que neste caso, provém de um padrão de mobilidade português. Tais distâncias podem ser obtidas através de uma análise estatística da variável de interesse, conforme observado em Gray e Morsi (2015), a qual é utilizada para compor uma Função Cumulativa de Probabilidades (FCP) que é associada ao MMC para estimar a demanda de recarga de VEs. Esses estudos indicam que, para estimar a demanda de recarga de VEs a partir de uma distribuição Normal de probabilidades, basta conhecer o padrão de mobilidade urbana dos motoristas, mais especificamente, a média aritmética e o desvio padrão das distâncias percorridas, associadas ao provável horário de conexão à rede para recarga.

2.6.2 Distribuição de Poisson

A distribuição de Poisson é apropriada para aplicações que envolvem a contagem do número de ocorrências de um evento aleatório em uma área de oportunidades (tempo, distância, área, etc.), sendo geralmente empregada em experimentos nos quais o interesse está no número de sucessos ocorridos durante um intervalo contínuo (ANDRADE, 2011). Neste contexto, tal distribuição de probabilidades é capaz de descrever fenômenos que ocorrem independentemente entre si e estão aleatoriamente espaçados em um intervalo contínuo, como demonstrado por Monteiro (2007), estudo no qual define que o processo de chegada de chamadas telefônicas a uma central condiz com a adoção de uma distribuição de Poisson por não apresentar dependência entre seus eventos aleatórios. Isto é, utiliza-se uma distribuição discreta de probabilidades pois verifica-se uma variação randômica nas chamadas telefônicas devido a fatores não previsíveis, de modo que os clientes tomam decisões de forma independente.

De forma similar, motivado pela variação aleatória, a análise da probabilidade de retorno da viagem habitual para motoristas de VEs pode ser representada por uma distribuição de Poisson, pois tais eventos não devem apresentar relação entre si, isto é, ocorrem de forma aleatória. Neste contexto, considera-se adequado a utilização de uma distribuição de Poisson para a estimativa do horário de conexão à rede para recarga de VEs com base no horário de retorno do motorista à sua residência, caracterizando a estratégia de carregamento *dumb charging*. Além da independência entre os eventos aleatórios, justifica-se essa escolha pois trata-se de uma distribuição de probabilidades discreta ao longo de intervalos contínuos de tempo, uma vez que a probabilidade só existe para valores inteiros da variável aleatória.

A estratégia de carregamento econômico de VEs pode ser simulada a partir da análise da tarifa horária aplicada pela distribuidora, pois basta conhecer o horário de início do período de tarifação mais vantajoso para calcular as probabilidades da distribuição de Poisson, já que esta utiliza apenas uma informação para calcular suas respectivas probabilidades, a média aritmética. Logo, se a distribuição adotar como média o horário de início da tarifa mais barata, tem-se uma distribuição de probabilidades que pode ser associada ao MMC para estimar o provável horário de execução da recarga.

2.7 Considerações Finais

A revisão bibliográfica apresentada neste capítulo é detalhada na Tabela 3, que expõe o levantamento dos principais temas e autores abordados. As características dos VEs são abordadas pois é importante considerar os diferentes tipos existentes no mercado atual a fim de determinar qual será considerado no modelo da metodologia proposta. Como o intuito é analisar os impactos da recarga em relação ao sistema de distribuição de energia, fica claro que os veículos analisados devem dispor da tecnologia *plug-in*, caso contrário, não poderiam requisitar energia da rede para recarga. Em relação às redes de energia elétrica no Brasil, o foco principal é o transformador de distribuição, pois trata-se do elemento responsável pela distribuição de potência às unidades consumidoras, logo, tem maior probabilidade de ser o primeiro equipamento afetado com a inserção de VEs. Neste sentido, a análise do seu carregamento pode servir de ferramenta para as distribuidoras de energia no que tange ao planejamento de expansão e operação do sistema. Para tornar possível tal análise, fez-se necessário o conhecimento de métodos e conceitos que visam estimar a energia demandada pelo processo de carregamento de baterias, que posteriormente são utilizados para o desenvolvimento da metodologia proposta. Mais especificamente, é abordado MMC a partir da utilização de distribuições de probabilidade.

Tabela 3: Principais temas e autores abordados na revisão bibliográfica.

Veículos Elétricos	<ul style="list-style-type: none"> • Definições: ANBT (2013); • Tipos: Valsera-naranjo et al. (2009).
Armazenamento Energético	<ul style="list-style-type: none"> • Recarga de células: Rodrigues, et. al (2014).
Características de Carregamento de VEs	<ul style="list-style-type: none"> • Carregador e métodos de recarga: ANBT (2013); • Estratégias de execução: Karfopoulos e Hatzirygiou (2016).
Redes de Energia Elétrica no Brasil	<ul style="list-style-type: none"> • Sistema de distribuição: Garcia (2012), Kagan, Oliveira e Robba (2010); • Transformadores de distribuição: ABNT (1997).
Método de Monte Carlo	<ul style="list-style-type: none"> • Definições e aplicações: Zapata (2010) e Andrade (2011).
Distribuições de Probabilidade	<ul style="list-style-type: none"> • Aplicações: Assolani e Morsi (2015), Gray e Morsi (2015), Li e Crossley (2014) e Shun et al. (2016).

Fonte: Do autor.

3 AVALIAÇÃO DO IMPACTO DO CARREGAMENTO DE VEÍCULOS ELÉTRICOS NO SISTEMA DE DISTRIBUIÇÃO – METODOLOGIA

Neste capítulo é apresentada a fundamentação teórica para a metodologia proposta, a qual é baseada no desenvolvimento de um modelo matemático que permite a análise do impacto da inserção de VEs no sistema de distribuição de energia. Mais especificamente, faz-se o uso de características de consumo de energia elétrica e informações que visam a representação da demanda para recarga de VEs na análise do carregamento do transformador de distribuição.

3.1 Contextualização da Inserção dos VEs

O planejamento do sistema de distribuição consiste em realizar estudos que destinam-se a mensurar necessidades elétricas e energéticas futuras, seguindo critérios que visam, principalmente, a segurança do suprimento e a minimização de custos de investimento e operação (BRASIL, 2015). O planejador deve estar atento a possíveis alterações de hábitos no padrão de consumo de energia e, também, na inserção de novas cargas, principalmente se estas apresentarem características de alto consumo de energia e com horário de conexão em períodos de pico do sistema. Em particular, problemas de infraestrutura de rede podem surgir caso o índice de penetração de VEs venha a se mostrar relevante nos próximos anos, pois representam uma carga considerável e de alta mobilidade (GODINA et al., 2016).

Os fenômenos associados tanto ao consumo de energia elétrica na ausência de veículos elétricos, denominado aqui Cenário Base, como ao consumo para recarga de baterias de veículos elétricos, denominado aqui Cenário VE, são caracterizados pela variação de resultados de uma circunstância para outra, dificultando, assim, a previsão da carga. Por exemplo, o impacto na capacidade de potência requerida em certos períodos e locais da rede depende dos padrões de utilização do veículo, isto é, maiores efeitos estão sujeitos ao horário, localização geográfica e quantidade de energia que é demandada da infraestrutura de carregamento. Neste sentido, adota-se um modelo probabilístico capaz de manipular todos os fenômenos estocásticos envolvidos.

O percentual de inserção de VEs que uma dada rede de distribuição suporta depende de diversos aspectos, pois não existe um valor absoluto válido para qualquer configuração de rede segundo Simon (2012). Por este motivo, o modelo proposto reconhece as características da região estudada em função de diferentes níveis de penetração tecnológica para avaliar os efeitos da sua inserção. Neste contexto, é proposta a modelagem da curva de carga do transformador

de distribuição sem e com a presença de VEs com base no MMC, o qual possibilita obter a resposta do sistema em função de curvas de distribuição de probabilidade. Para tanto, primeiramente é modelada a curva de carga do transformador sem a presença da tecnologia para uma base comparativa e, a seguir, estima-se a curva de demanda energética requerida pelo processo de recarga de baterias para um conjunto de veículos conectados ao transformador considerando exclusivamente a recarga residencial. Logo, verifica-se o nível de penetração suportado pelo atual sistema de distribuição no que tange ao carregamento de transformadores. A Figura 8 apresenta o fluxograma geral da metodologia proposta, que foi desenvolvida no Matlab® pois pode ser aplicada para qualquer distribuidora, desde que se obtenha o número médio de consumidores conectados por transformador, curvas típicas de consumo e a proporção de consumidores por classe de consumo.

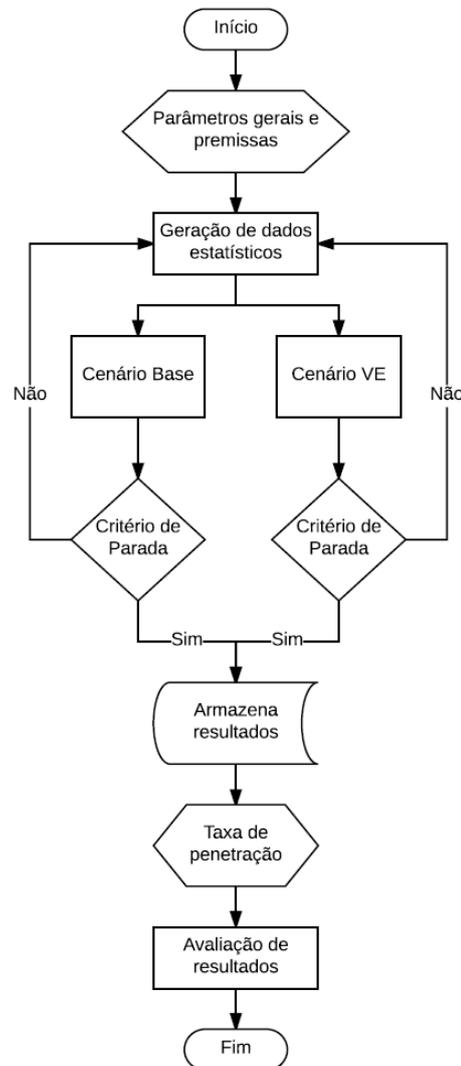


Figura 8: Fluxograma da metodologia proposta.

Fonte: Do autor.

Inicialmente o algoritmo realiza a leitura de todas as variáveis e constantes de entrada consideradas no modelo proposto, com destaque para: número médio de consumidores por transformador, curvas de carga típicas de consumo, características de carregamento dos VEs e curvas de distribuição de probabilidade necessárias para o funcionamento do método. Por conseguinte, tem-se a geração de dados estatísticos para compor o Cenário Base e o Cenário VE. Para o primeiro caso, realiza-se o cálculo da curva de carga do transformador de distribuição sem a presença de VEs através de uma distribuição de probabilidade. Tal distribuição associa curvas típicas de consumo à curva de carga do transformador com base na respectiva proporção de consumidores em cada classe de consumo. Para o segundo, estimam-se diferentes curvas de consumo energético para cada veículo conectado ao transformador a partir de duas distribuições de probabilidade. Tais distribuições representam a distância percorrida pelo usuário e o horário de conexão à rede, que em seguida são utilizadas para o cálculo da demanda requerida por cada veículo com base nas características de carregamento. Posteriormente, verifica-se a satisfação do critério de parada para ambos cenários e, caso este seja cumprido, o algoritmo armazena os resultados. Senão, retorna-se à geração de dados estatísticos e realizam-se os passos subsequentes novamente até que o critério seja satisfeito. Por fim, definem-se diferentes níveis de penetração de VEs e a curva de consumo de cada veículo é somada à curva de carga do Cenário Base para avaliação dos resultados.

3.2 Aplicação do Método de Monte Carlo

O método simula o comportamento da variável de interesse assumindo valores que respeitam uma determinada distribuição de frequência, de modo que nunca é conhecido qual será seu próximo valor atribuído devido à aleatoriedade (MOREIRA, 2010). Para tratar disso, o MMC baseia-se em um conceito estatístico simples: seja x uma variável com distribuição aleatória própria, representada pela Função de Distribuição de Probabilidades (FDP) $f(x)$ e pela Função Cumulativa de Probabilidades (FCP) $F(x)$; ao definir uma nova variável aleatória y , que tem uma distribuição uniforme sobre o intervalo $(0,1)$, determina-se uma relação entre a variável x e a variável y , representada por $y=F(x)$. Isto é, a partir da FCP $F(x)$, determina-se o valor da variável x que corresponde ao número aleatório y gerado, conforme exposto na Figura 9.

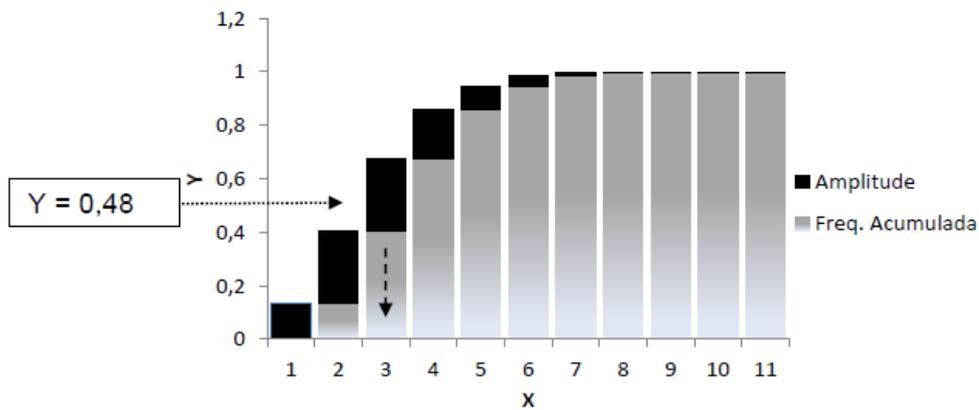


Figura 9: Exemplo de simulação de Monte Carlo.

Fonte: FIGUEIRÓ (2013).

A escolha do número aleatório y recebe o valor sorteado na simulação igual a 0,48, que neste caso corresponde ao valor 3 de x . Portanto, a expectativa de encontrar o número 3 é dada pela amplitude do segmento em preto, que corresponde a uma probabilidade de 0,2706 ou 27,06 % na simulação. A Simulação de Monte Carlo (SMC) consiste no experimento desenvolvido para gerar números aleatórios a partir de qualquer distribuição de probabilidade ou processo estocástico, estimando, portanto, o seu comportamento (ZAPATA, 2011). Sendo assim, na simulação, uma ou mais variáveis de interesse passam por experimentos a fim de avaliar seu efeito sobre outras variáveis de interesse.

Neste sentido, para avaliar o comportamento do sistema de distribuição de uma cidade piloto em relação à inserção de VEs, faz-se o uso de um modelo matemático que descreve o fenômeno estudado, respeitando todas as regras e condições reais a que o sistema é submetido (ZAPATA, 2011; ANDRADE, 2011). Para esse fim, o modelo relaciona variáveis aleatórias com distribuições de probabilidade, as quais representam a soma de frequências relativas para os resultados de um espaço amostral. Ou seja, a FCP da distribuição é quem estabelece a relação de associação entre a probabilidade e o valor ou intervalo de valores que a variável aleatória pode assumir na simulação.

A base do MMC é a geração de números aleatórios uniformes e independentes, isto é, os números sorteados para y pertencem a uma distribuição de probabilidade uniformemente definida entre 0 e 1, sem relação entre si. Para a geração destes números, utiliza-se o comando *random* presente no software MATLAB®, ambiente computacional no qual são realizados os procedimentos de simulação e implementação do algoritmo proposto (ZAPATA, 2011).

3.3 Cenário Base – Classificação dos Consumidores

A fim de quantificar o impacto do carregamento de baterias de VEs na rede de distribuição, é necessário dispor de um cenário sem a compreensão deste processo para uma base comparativa. Sendo assim, primeiramente se torna essencial a caracterização do comportamento típico dos consumidores, tendo em vista que cada classe de consumo utiliza a energia de forma distinta. Neste contexto, é analisada a estratificação de consumidores por classe de consumo de acordo com o Módulo 2 dos Procedimentos de Distribuição da ANEEL para modelar a curva de carga do transformador de distribuição (ANEEL, 2016b). Para as unidades consumidoras conectadas ao Sistema de Distribuição de Baixa Tensão (SDBT), a estratificação deve ser feita nas classes, como segue (ANEEL, 2016b):

- a) Residencial;
- b) Rural;
- c) Industrial;
- d) Comercial, Poder Público e Consumo Próprio;
- e) Serviço Público;
- f) Iluminação Pública;

Para as unidades consumidoras da classe residencial, atendidas pelo SDBT, a estratificação deve ser feita por faixa de consumo médio mensal dos últimos doze meses, como segue (ANEEL, 2016b):

- a) Até 100 kWh;
- b) Acima de 100 kWh até 220 kWh;
- c) Acima de 220 kWh até 500 kWh;
- d) Acima de 500 kWh até 1.000 kWh;
- e) Acima de 1.000 kWh.

Para as unidades consumidoras da classe rural, atendidas pelo SDBT, a estratificação deve ser feita por faixa de consumo médio mensal dos últimos doze meses, como segue (ANEEL, 2016b):

- a) Até 300 kWh;
- b) Acima de 300 até 1.000 kWh;
- c) Acima de 1.000 até 5.000 kWh;
- d) Acima de 5.000 kWh.

Para as unidades consumidoras da classe industrial, atendidas pelo SDBT, a estratificação deve ser feita por faixa de consumo médio mensal dos últimos doze meses, como segue (ANEEL, 2016b):

- a) Até 1.000 kWh;
- b) Acima de 1.000 kWh até 3.000 kWh;
- c) Acima de 3.000 kWh até 7.000 kWh;
- d) Acima de 7.000 kWh.

Para as unidades consumidoras da classe comercial, poder público e consumo próprio, atendidas pelo SDBT, a estratificação deve ser feita por faixa de consumo médio mensal dos últimos doze meses, como segue (ANEEL, 2016b):

- a) Até 500 kWh;
- b) Acima de 500 kWh até 2.000 kWh;
- c) Acima de 2.000 kWh até 5.000 kWh;
- d) Acima de 5.000 kWh.

Para as unidades consumidoras da classe serviço público, atendidas pelo SDBT, a estratificação deve ser feita por faixa de consumo médio mensal dos últimos doze meses, como segue (ANEEL, 2016b):

- a) Até 2.000 kWh;
- b) Acima de 2.000 kWh até 5.000 kWh;
- c) Acima de 5.000 kWh até 10.000 kWh;

d) Acima de 10.000 kWh.

A fim de refletir os padrões de uso e hábitos de consumo da energia elétrica dos consumidores, analisou-se um estudo de levantamento de curvas de carga típicas de consumo com base na tipologia de carga apresentada (DEMEI, 2016). Uma curva de carga típica deve representar uma parcela de sua classe de consumidores e faixa de consumo (ou ramo de atividade) com base na demanda média, que diz respeito a relação entre a quantidade de energia elétrica (kWh) consumida durante um certo período de tempo e o número de horas desse período, conforme descrito por (1).

$$D_{méd} = \frac{1}{24 \times 30} \int_0^{720} d_i dt = \frac{\mathcal{E}}{720} (kW) \quad (1)$$

onde:

$D_{méd}$ = Demanda média (kW);

\mathcal{E} = Consumo mensal (kWh).

Esta metodologia é bastante utilizada para o tratamento da carga pois oportuniza o conhecimento do formato da curva, fator de carga médio e os horários em que acontecem as demandas máximas em cada classe de consumo (KAGAN, OLIVEIRA e ROBBA, 2010).

3.3.1 Curva de Carga do Transformador de Distribuição

Como a maioria dos estudos em distribuição trata de agregados de consumidores, a representação do consumo por curvas típicas de carga é considerada suficiente neste caso, pois, segundo Kagan, Oliveira e Robba (2010), traz como vantagens o conhecimento do perfil de carga de cada consumidor e a consideração da diversidade da carga quando se analisa um conjunto de consumidores. Neste sentido, a agregação dessas curvas pode ser uma boa estratégia para a estimação da curva de carregamento dos diferentes transformadores presentes na rede estudada. Esta abordagem difere daquela proposta por Simon (2013), a qual faz a agregação de curvas médias à curva de carga do transformador. Tais curvas são baseadas em medições realizadas em grupos de consumidores, abordagem que exige um tratamento de dados mais trabalhoso.

Assim, a metodologia proposta faz uso da campanha de medidas da distribuidora de uma cidade piloto para relacionar o número médio de consumidores conectados ao transformador

com curvas típicas de consumo através de números aleatórios. A faixa de números aleatórios que representa cada curva típica é proveniente da proporção de consumidores por classe de consumo, uma vez que cada classe é representada por uma curva típica. Para tanto, essa estimativa é baseada no MMC, o qual associa números aleatórios descritos por uma distribuição de probabilidade, que neste caso diz respeito à proporção de clientes da distribuidora conforme estratificação descrita na seção 3.3. Por consequência, é possível encontrar a potência demandada em cada um dos transformadores e caracterizar a demanda dos consumidores para analisar seu nível de carregamento a partir da agregação de curvas típicas, conforme exposto em (2). Essa estratégia permite verificar o status da rede sem a presença da tecnologia VE.

$$\mu_T = \sum_{i=1}^{n_c} \text{Curvas típicas de consumo} \quad (2)$$

onde:

μ_T = Curva de carga média do transformador (kW);

n_c = Número médio de consumidores conectados.

Para levantamento do número médio de consumidores conectados por transformador, propõe-se a técnica de mineração de dados para os diferentes equipamentos instalados ao longo da rede em análise. Logo, os transformadores são classificados de acordo com sua potência nominal e o número de curvas típicas sorteadas na simulação diz respeito ao número médio de consumidores conectados à cada tipo. Neste contexto, tal metodologia pode ser aplicada em qualquer configuração de rede, desde que se obtenha as seguintes informações: número médio de consumidores conectados ao transformador, curvas típicas de consumo e proporção de consumidores por classe de consumo da distribuidora.

Entretanto, apenas a potência ativa das cargas é estimada, de modo que a parcela reativa ainda precisa ser determinada. De acordo com a Resolução Normativa 414 apresentada por ANEEL (2010a), a concessionária pode cobrar multa em decorrência do baixo fator de potência das unidades consumidoras, caso seja aferido valor inferior a 0,92. Este fator representa um índice que reflete como a energia está sendo utilizada, segundo ANEEL (2010b), pois estabelece a relação entre a energia realmente útil (Wh) e a energia total (VAr) verificada na instalação. Neste sentido, justificado pela simplificação de cálculos e sustentado pela resolução apresentada, será adotado um fator de potência equivalente a 0,92 como padrão para todas as instalações consideradas nas simulações, apesar da multa não ser aplicada aos consumidores residenciais.

3.4 Cenário VE

Os veículos elétricos representam uma extensão à carga existente na rede, entretanto, não se assemelham às atuais cargas devido a sua alta mobilidade e natureza imprevisível (GODINA et al., 2016). Esta peculiaridade condiz com um processo estocástico, fenômeno que sofre variação de forma imprevisível, pois não se sabe em que ponto e nem por quanto tempo o veículo irá permanecer conectado à rede de distribuição para recarga. Neste contexto, a localização geográfica e a quantidade de energia extraída do sistema são de fundamental importância para a caracterização deste cenário, que visa estimar a energia demandada pelo carregamento de baterias de VEs.

Devido à imaturidade desta tecnologia no Brasil, ainda não existe uma ampla infraestrutura pública de estações de recarga para VEs. Portanto, o modelo proposto considera exclusivamente a recarga residencial, pois esta deve prevalecer na ausência de estações específicas para esse fim. Desta forma, considera-se que a localização geográfica do ponto de recarga equivale ao local da unidade consumidora.

No que tange ao consumo energético, em termos gerais existem três fatores chave que podem afetar a decorrência da inserção de VEs na rede: características de carregamento, incentivos tarifários e padrão de mobilidade dos motoristas (GODINA et al., 2016). As características de carregamento estão relacionadas à quantidade de potência demandada pelo processo de recarga, pois consideram-se aspectos relacionados ao método de recarga utilizado, capacidade da bateria e especificações do carregador. Já os incentivos tarifários exercem forte influência no horário de execução da recarga, pois o estímulo econômico pode reger o comportamento do processo, refletindo em hábitos de consumo condizentes com horários de menor tarifação energética. Por fim, o conhecimento do padrão de mobilidade urbana da região em análise é fundamental para a estimativa tanto do horário de execução quanto da quantidade de energia demandada pelo processo em estudo, pois a primeira está atrelada ao horário da última viagem e a segunda é relacionada à distância percorrida pelo motorista.

Algumas localidades dispõem de estudos governamentais referentes ao padrão de mobilidade dos motoristas, pois estes fornecem diretrizes para o planejamento e desenvolvimento urbano, ao exemplo do censo de mobilidade americano National Household

Travel Survey (NHTS). Na literatura são encontradas diferentes metodologias baseadas em dados provenientes deste tipo de estudo para determinar a energia demandada pelo processo de recarga de baterias de VEs, ao exemplo de (ASSOLAMI e MORSI, 2015; GRAY e MORSI, 2015; LI e CROSSLEY, 2014; SHUN et al., 2016) que utilizam distribuições de probabilidade fundamentadas na NHTS. Neste mesmo contexto, porém baseado em um padrão de mobilidade da cidade de Lisboa, Portugal, Godina et al., (2016) se baseia no MMC para alcançar o mesmo propósito. O mesmo método é utilizado por Richardson et al. (2013), onde distribuições de probabilidade estatísticas são manipuladas para determinar a demanda requerida pela recarga de VEs com base no padrão de mobilidade de motoristas ingleses. E também por Abdelsamad, Morsi e Sidhu (2015), estudo no qual é verificada a redução de vida útil de transformadores de distribuição com a inserção de VEs através do MMC.

Em âmbito nacional, verifica-se uma escassez de estudos determinísticos referente à mobilidade urbana. Baseado no censo demográfico do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), Simon (2013 apud BORBA, 2008) propõe a análise regionalizada do mercado de combustíveis a partir da faixa de renda familiar, com o intuito de estimar a distância média percorrida diariamente com base nos proventos do recenseado. Entretanto, diferentemente do NHTS que foca exclusivamente na mobilidade urbana, o censo demográfico brasileiro avalia características socioeconômicas da população, como por exemplo, características dos domicílios e os perfis econômicos dos entrevistados (IBGE, 2017). Nesta circunstância, entende-se que a análise regionalizada do mercado de combustíveis não é uma abordagem trivial, pois envolve a agregação de uma série de aspectos socioeconômicos ligados a fatores variáveis, aos exemplos do ciclo de direção do condutor, estado do pavimento, temperatura ambiente, uso do ar condicionado do veículo, entre outros aspectos que são passíveis à redução de precisão a cada iteração de cálculo.

Algoritmos estatísticos baseados em dados socioeconômicos franceses são encontrados em Turker et al., (2011) onde a estimativa da demanda energética destinada à recarga de VEs é tratada de forma analítica. Todavia, como o pretexto deste trabalho é analisar a rede de distribuição de energia elétrica e não características socioeconômicas da região em estudo, propõe-se a estimativa estatística das variáveis necessárias para compor um padrão de mobilidade urbana. Portanto, busca-se na literatura uma estratégia de estimação com menor volume de cálculos analíticos, que são muito trabalhosos e pouco flexíveis, sem envolver uma mineração de dados socioeconômicos que fogem ao escopo proposto.

Para este fim, metodologias probabilísticas predominam na literatura, com destaque para o MMC, o qual é utilizado para determinar a distância média percorrida pelos motoristas com base no consumo energético do veículo aferido pela Agência de Proteção Ambiental dos Estados Unidos (EPA) em Assolami e Morsi, (2015). Neste contexto, propõe-se a estimativa da demanda energética referente à recarga de VEs a partir do MMC, com base em distribuições de probabilidade, conforme exposto por Godina et al., (2016), que utiliza uma distribuição Normal para estimar a distância percorrida pelos motoristas.

3.4.1 Estimativa do Padrão de Mobilidade dos Motoristas

No Brasil não existem dados disponíveis na literatura sobre padrões determinísticos de comportamento de recarga de veículos elétricos. À vista disso, entende-se que para este fim são necessárias duas informações básicas para uma estimação: horário de conexão à rede para recarga e distância média percorrida. A partir do horário de conexão à rede é possível estimar o momento inicial em que a energia é solicitada ao sistema de distribuição e através da variável relacionada à distância percorrida é possível estimar a quantidade de energia extraída da bateria do VE. Com essa análise, é possível estimar um cenário de demanda energética que representa uma curva de consumo em função do tempo retratando a recarga de VEs.

A metodologia proposta para este fim é a SMC, portanto, ambas variáveis são baseadas em distribuições de probabilidade que respeitam aspectos da cidade piloto. Deste modo, para a estimação da primeira é utilizada uma distribuição Poisson e para a segunda, uma distribuição Normal de probabilidades, conforme detalhado a seguir.

3.4.2 Horário Médio de Conexão à Rede

A partir do provável horário de conexão à rede para a recarga de VEs é possível estimar o momento em que a energia será drenada do sistema de distribuição. Para tanto, são analisadas duas estratégias de carregamento: *dumb charging* e carregamento econômico. A primeira corresponde ao caso em que o usuário pluga seu veículo à rede quando lhe convém, independentemente do horário. Sendo assim, não é utilizada nenhuma forma de incentivo econômico para regradar o comportamento do processo de recarga do VE, representando alto índice de consumo energético que geralmente ocorre logo após a última viagem do dia (KARFOPOULOS e HATZIARGYRIOU, 2016). Portanto, o início de carregamento desta

estratégia geralmente coincide com o horário de retorno da viagem habitual do motorista à sua residência, coincidindo também com o pico de carga residencial.

Vale ressaltar que a esta metodologia não retrata o comportamento de usuários que poderiam realizar a recarga em horários diferenciados, como o carregamento ao meio dia, por exemplo. No entanto, o padrão aqui assumido permite testar os limites de penetração considerando o horário mais crítico do sistema, que condiz com o horário de ponta para regiões com elevados índices de consumidores residenciais.

No carregamento econômico os horários de pico são evitados quando considerada a adesão da tarifa horária, portanto a recarga do VE é realizada nos horários em que a energia possui preços reduzidos e também há uma maior disponibilidade de carga no sistema. Neste sentido, a análise da tarifa horária é fundamental para a estimativa desta estratégia, a qual corresponde a valores diferenciados de consumo de energia elétrica de acordo com as horas de utilização do dia, denominada como Tarifa Branca (ANEEL, 2017b). Esta análise tarifária traz como benefício o incentivo do consumo consciente que motiva a redução de custos através da mudança de hábitos, resultando em uma recarga que condiz com o posto tarifário que garante a recarga das baterias do VE ao menor custo.

Ambas estratégias são baseadas na distribuição de Poisson, a qual depende de um único parâmetro para ser calculada, a média aritmética (μ) do conjunto de valores analisados, conforme descrito por (3), a qual retrata a Função Densidade de Probabilidade (FDP) de Poisson. Neste contexto, segundo a literatura estudada, na estratégia *dumb charging* tal valor médio corresponde ao período das 18h, aos exemplos de Richardson et al., (2013), Li e Crossley (2014), Abdelsamad, Morsi e Sidhu (2015) e Chen et al. (2016). Já para a estratégia de carregamento econômico, adota-se como valor médio o equivalente às 23 h, pois representa o início do período de menor tarifação aos consumidores que aderirem a Tarifa Branca, de acordo com (ANEEL, 2017a).

$$f(x) = \frac{\mu^x}{x!} e^{-\mu} \quad (3)$$

Segundo Levine, Stephan e Szabat (2005), a média aritmética (μ) de uma distribuição de probabilidade corresponde ao valor esperado de sua variável aleatória, obtida pela multiplicação de cada possível resultado da variável discreta de interesse, X_i , por sua correspondente probabilidade, $P(X_i)$, e somando-se os produtos resultantes, conforme é apresentado em (4).

$$\mu = \sum_{i=1}^N Xi \times P(Xi) \quad (4)$$

3.4.3 Distância Média Percorrida

Motivado pela escassez de estudos determinísticos referente à mobilidade urbana em âmbito nacional, é proposta uma análise estatística para a estimativa da distância média percorrida por usuários de VEs. A concepção de uma distribuição de probabilidades pode retratar a variável de interesse a partir de uma análise estatística capaz de aproximar informações de duas localidades diferentes. Tal distribuição é relacionada a variáveis aleatórias através da metodologia proposta, logo, fundamenta-se sua estimativa no Teorema Central do Limite, o qual estabelece que na medida em que cresce o tamanho da amostra de uma variável aleatória com uma distribuição qualquer, a média de todos os números pertencentes à amostra se aproxima da distribuição Normal. Portanto, as médias de amostras grandes e aleatórias são aproximadamente Normais, independentemente da forma da distribuição da população (ANDRADE, 2011).

A distribuição Normal é uma distribuição de variável aleatória comum em que valores extremos são menos prováveis do que valores intermediários, apresentando simetria em relação à média e com uma característica muito importante: dada uma variável x , normalmente distribuída, a probabilidade desta ser superior a um dado valor depende somente da distância deste em relação à média (μ), com o desvio padrão (σ) sendo usado como medida de desvio, conforme descrito por (5).

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2} \quad (5)$$

A análise estatística se baseia na observação da média e desvio padrão dos valores projetados para a região de interesse. Segundo Levine, Stephan e Szabat (2005), o desvio-padrão corresponde à medida do grau de dispersão dos valores em relação ao valor médio, ou a média aritmética do valor absoluto do desvio, descrito por (6).

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^N [Xi - E(X)]^2 \times P(Xi)} \quad (6)$$

onde:

Xi = Possíveis resultados da variável de interesse;

$E(X)$ = Média de valores da variável de interesse;

$P(Xi)$ = Probabilidade da variável de interesse;

A última equação considera a variância dos valores, ou seja, corresponde aos pesos que representam as probabilidades de cada um dos respectivos resultados. Tais probabilidades são posteriormente associadas ao MMC, o qual as relaciona com números aleatórios para estimar a distância percorrida pelos usuários de VEs.

3.5 Características de Consumo do VE

A partir da distância percorrida por cada veículo em associação ao horário de recarga, torna-se viável a estimativa da quantidade de energia requisitada ao sistema de distribuição, pois o modelo proposto considera o reestabelecimento do SOC da bateria ao fim do percurso diário. O cálculo da demanda, expresso por (7), realiza a multiplicação da distância percorrida pelo consumo energético do veículo baseado em um perfil de condução teórico. Ainda, consideram-se aspectos do carregador embarcado ao próprio veículo, isto é, sua potência e eficiência. Desta forma é possível configurar a parcela de demanda requisitada por cada veículo ao sistema de distribuição.

$$D_{VE} = DP \times CE \times EC \quad (7)$$

onde:

D_{VE} = Demanda VE (kWh);

DP = Distância Percorrida (km);

CE = Consumo Energético do veículo (kWh/km);

EC = Eficiência do Carregador (%).

Considera-se exclusivamente a abordagem de BEVs no modelo proposto, pois dessa forma é possível capturar de forma mais significativa o comportamento de usuários que tendem a demandar maiores parcelas de energia da rede devido à maior capacidade de armazenamento. Consequentemente, é verificado o impacto dessa inserção no pior caso. Ainda, o método de recarga adotado condiz com o “Modo de recarga 1” da norma nacional vigente e o padrão de recarga adotado é o SAE J1772, que condiz com aquele presente no modelo *Nissan Leaf*, BEV

adotado para as simulações (ABNT, 2013). Em relação às características de carregamento, será considerado o carregador embarcado ao próprio veículo, caracterizando uma recarga lenta através do carregamento condutivo com SAVE dedicado.

3.6 Critério de Parada da SMC

Utilizam-se critérios de parada pois a simulação em questão é do tipo *non terminating*, isto é, não existe um evento natural que especifica a duração da simulação (ZAPATA, 2010). Estes critérios podem se basear em número pré-especificado de iterações, coeficiente de variação estatístico de uma variável de interesse ou, então, na própria variação de uma variável de interesse. Existem métodos estatísticos baseados em hipóteses sobre os parâmetros que serão calculados na própria simulação, e que fornecem bons resultados, como por exemplo a média e o desvio padrão. Neste caso, a interrupção do processo ocorre quando a variação das médias dos resultados obtidos atingir um intervalo de precisão desejado, como mostra a Figura 10.

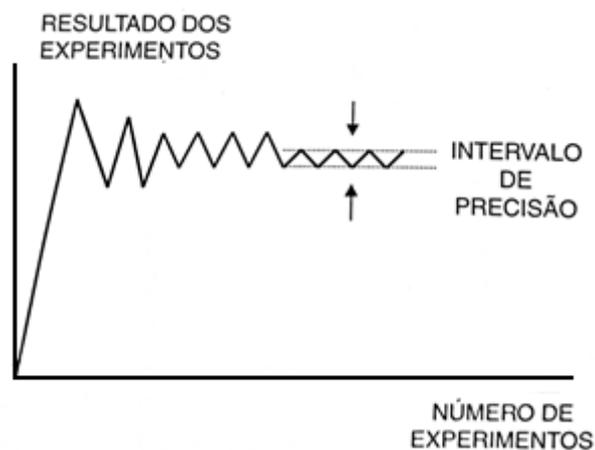


Figura 10: Representação do processo de convergência da simulação.

Fonte: ANDRADE (2011).

Neste contexto, não existe uma regra única para se determinar a duração da simulação ou o número de experimentos que devem ser realizados. Em simulações do tipo *non terminating* existem dois casos principais para analisar a estabilidade de uma simulação ou o número de experimentos segundo Zapata (2010), que consistem na observação de uma variável aleatória ou valor esperado. O critério de parada do primeiro consiste na interrupção da simulação quando o aumento do número de iterações não altera a forma gráfica do conjunto de saída, ou

seja, quando a saída se estabiliza, conforme ilustrado na Figura 11. Mesmo com o aumento do número de iterações, chega em um ponto que o conjunto de observações da saída se estabiliza sobre uma mesma distribuição, mas não necessariamente sobre um mesmo valor. Já o segundo critério de parada consiste na observação de um valor esperado, pois ao aumentar o número de iterações, o valor da variável de saída converge ao valor esperado pela Lei dos Grandes Números.

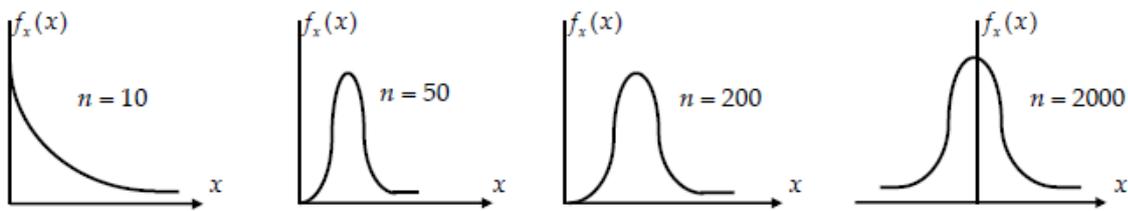


Figura 11: Estabilidade de um experimento.

Fonte: Zapata (2010).

O critério de parada adotado no Cenário Base foi tanto o número pré-definido de iterações quanto o coeficiente de variação (Cv) de uma variável de interesse. Tal coeficiente é baseado na demanda média ($D_{méd}$) da curva de carga estimada para o transformador de distribuição, admitindo um erro máximo de 5%, conforme exposto em (8). Justifica-se a escolha desta variável de interesse pois a utilização de curvas típicas de consumo fundamenta-se na média do consumo de um agregado de consumidores durante um intervalo de tempo especificado, logo, a utilização de um valor médio é suficiente neste caso.

$$D_{méd} - (5\% \times D_{méd}) < Cv < D_{méd} + (5\% \times D_{méd}) \quad (8)$$

Já o critério de parada adotado para o Cenário VE é o número pré-definido de iterações. Se define como uma iteração cada caminho do procedimento de simulação da sequência operativa do sistema. A cada iteração se obtém uma “realização” do fenômeno aleatório estudado, pelo qual, devem ser realizadas outras iterações para obter “realizações” diferentes (ZAPATA, 2010). Com isto, espera-se que o formato da curvatura se aproxime da Distribuição Normal, conforme descrito pela Lei dos Grandes Números. A Figura 12 ilustra essa situação, de modo que é observada uma redução na variância dos resultados da simulação.

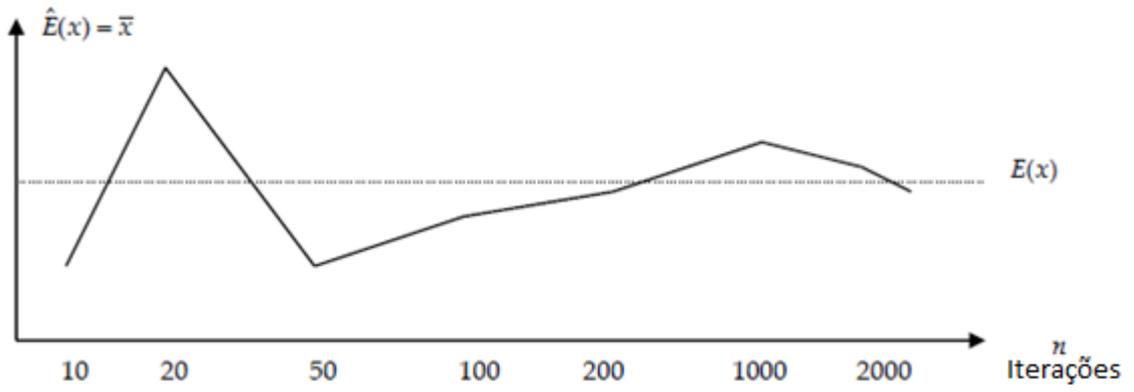


Figura 12: Experimento com grande número pré-definido de iterações.

Fonte: Zapata (2010).

4 APLICAÇÃO DA METODOLOGIA – ESTUDO DE CASO

Neste capítulo é apresentada a maneira como a metodologia proposta é aplicada para a modelagem das curvas de carga de transformadores e estimação da energia requerida pela recarga de VEs com base em um estudo de caso. O modelo proposto é capaz de reconhecer as características da região em análise frente à inserção de VEs à rede de distribuição por meio de uma abordagem probabilística. Neste sentido, define-se que a demanda de energia elétrica para cada consumidor se divide em duas frações, Cenário Base e Cenário VE, que em conjunto compõem a curva de carga do transformador de distribuição. Para o Cenário Base, faz-se uso de curvas típicas de carga para compor a curva de carregamento do transformador de acordo com a quantidade média de consumidores conectados. No âmbito do Cenário VE, desenvolve-se uma metodologia que é fundamentada na estimação do padrão de mobilidade urbana dos motoristas da cidade piloto com o objetivo de compor a curva de demanda energética destinada à recarga de VEs, com base na distância percorrida e no horário de conexão à rede. Desta forma, é possível obter a resposta do sistema em função de curvas de distribuição de probabilidade para manipular todos os fenômenos estocásticos envolvidos.

4.1 Estudo de Caso – DEMEI Distribuição

O estudo de caso é baseado no Departamento Municipal de Energia de Ijuí (DEMEI), que tem a concessão para a distribuição de energia elétrica em uma área de 45 km², atendendo em torno de 33 mil clientes na cidade piloto, município de Ijuí, Rio Grande do Sul, Brasil. O mercado anual de energia da empresa é da ordem de 130 GWh, composto por clientes dos subgrupos tarifários A4 e baixa tensão (DEMEI, 2016). Ao longo da rede de distribuição existem 20 tipos diferentes de transformadores, os quais variam de 15 kVA até 2,56 MVA de potência nominal, totalizando 648 equipamentos, conforme exposto na Tabela 4.

Tabela 4: Transformadores da rede de distribuição da cidade piloto.

Potência (kVA)	Número de equipamentos	Proporção
15	3	0,46%
30	8	1,23%
35	1	0,15%

Potência (kVA)	Número de equipamentos	Proporção
45	27	4,17%
75	245	37,81%
112,5	174	26,85%
150	125	19,29%
187,5	1	0,15%
200	1	0,15%
225	21	3,24%
262,5	1	0,15%
300	24	3,70%
450	1	0,15%
500	8	1,23%
750	2	0,31%
800	1	0,15%
950	1	0,15%
1000	2	0,31%
2000	1	0,15%
2563	1	0,15%
Total	648	100,00%

Fonte: DEMEI (2016).

A partir dessas características, propõe-se a mineração de dados para determinar os valores médios de consumidores por transformador a fim de implementá-los como constante de entrada no algoritmo proposto. Isto é, a curva de consumo do transformador provém do somatório de n curvas típicas de consumo, de modo que n corresponde ao número médio de consumidores conectados ao equipamento.

De acordo com Kagan, Oliveira e Robba (2010), a demanda máxima é quem impõe as condições mais severas de queda de tensão e aquecimento em um sistema elétrico, logo, a mesma regra geral serve para o transformador de distribuição. Com o intuito de analisar a demanda máxima verificada nos diferentes transformadores instalados ao longo da rede analisada, no modelo proposto são consideradas como variáveis e constantes de entrada as características daqueles equipamentos de maior valor expressivo em termos de proporção. Isto

é, foram selecionados 6 dentre os 20 diferentes tipos de transformadores presentes na rede, abrangendo mais de 95% do total de equipamentos próprios da distribuidora, conforme exposto na Tabela 5. Foi realizada a mineração de dados a partir da base de dados da concessionária a fim de determinar o número médio de consumidores conectados em cada tipo de transformador, pois essa informação é inserida ao algoritmo proposto para as simulações na forma de constante.

Tabela 5: Transformadores analisados.

Potência (kVA)	Consumidores médios conectados
45	10,29
75	57,5
112,5	65
150	72,5
225	32,5
300	19,5

Fonte: Do autor.

A justificativa desta seleção de equipamentos é motivada pelas características peculiares das unidades menos comuns da rede, pois aqueles com baixo número de unidades semelhantes apresentam poucos consumidores conectados no geral, portanto, operam consideravelmente abaixo da sua capacidade nominal e, por esta razão, apresentam baixo risco frente a inserção de VEs. Ao exemplo disto, tem-se um transformador de 15 kVA de potência nominal com apenas um consumidor conectado, o qual consome mensalmente em torno de 117 kWh, logo, sua demanda máxima é relativamente baixa. Neste caso não é necessária a análise de carregamento desse equipamento para afirmar que a recarga de um VE não impactará de forma expressiva na sua curva de carga, pois opera com disponibilidade de carga considerável. O mesmo segue para os demais transformadores apresentados na Tabela 4 e não listados na Tabela 5.

4.2 Caracterização da Carga

A ANEEL exige estudos em relação à caracterização da carga e do sistema elétrico das distribuidoras brasileiras, que por sua vez, devem definir a carga de suas unidades consumidoras por meio de informações oriundas da campanha de medidas. Por definição, a referida campanha representa o conjunto de técnicas que abrangem desde métodos estatísticos até procedimentos organizacionais para a obtenção de um agrupamento de dados necessários à análise do

comportamento da carga (ANEEL, 2016b). A repercussão desta serve como base para a definição dos custos e, por consequência, da estrutura tarifária adequada à área de concessão da distribuidora.

Neste contexto, são analisados dados referentes à campanha de medição mais recente realizada pela distribuidora de energia da cidade piloto (DEMEI, 2016). A caracterização da carga é representada pela partição dos consumidores em classes e subclasses, estratificadas por atividade característica e faixa de consumo energético mensal, seguindo as diretrizes de (ANEEL, 2016b). As estratificações utilizadas na campanha de medidas foram adotadas na metodologia proposta, conforme descritas na Tabela 6.

Tabela 6: Caracterização da carga.

Classe e faixa de consumo mensal	Número de clientes	Participação por estrato	Consumo por estrato (MWh)
Residencial	29433	90,88%	65920
Até 100 kWh	6972	21,53%	5147
Acima de 100 até 220 kWh	13964	43,12%	25648
Acima de 220 até 500 kWh	7627	23,55%	27335
Acima de 500 até 1000 kWh	754	2,33%	5782
Acima de 1000 kWh	116	0,36%	2008
Rural	15	0,05%	33
Até 300 kWh	14	0,04%	29
Acima de 300 até 1000 kWh	1	0,00%	4
Acima de 1000 até 5000 kWh	-	0,00%	-
Acima de 5000 kWh	-	0,00%	-
Industrial	77	0,24%	1833
Até 1000 kWh	39	0,12%	157
Acima de 1000 até 3000 kWh	25	0,08%	507
Acima de 3000 até 7000 kWh	8	0,02%	478
Acima de 7000 kWh	5	0,02%	691

Classe e faixa de consumo mensal	Número de clientes	Participação por estrato	Consumo por estrato (MWh)
Comercial, Poder Público e Consumo Próprio	2852	8,81%	25049
Até 500 kWh	1806	5,58%	4199
Acima de 500 até 2000 kWh	804	2,48%	9229
Acima de 2000 até 5000 kWh	198	0,61%	7331
Acima de 5000 kWh	44	0,14%	4290
Serviço Público	8	0,02%	98
Até 2000 kWh	4	0,01%	24
Acima de 2000 até 5000 kWh	2	0,01%	14
Acima de 5000 até 10000 kWh	2	0,01%	60
Acima de 10000 kWh	-	0,00%	-

Fonte: DEMEI (2016).

Com base nisso, relacionaram-se as curvas típicas totais de cada classe de consumo pelo número de consumidores de sua respectiva classe, resultando em curvas típicas de consumo individuais estratificadas por classe de consumo mensal, apresentadas nas figuras abaixo.

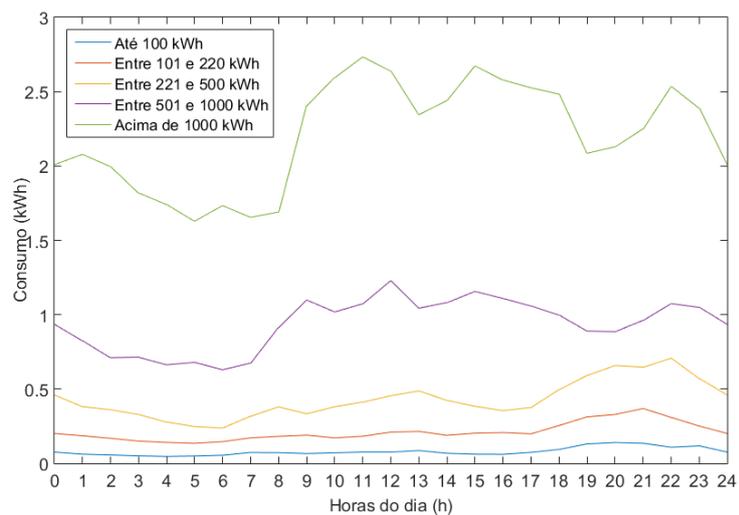


Figura 13: Curvas típicas residenciais.

Fonte: Do autor.

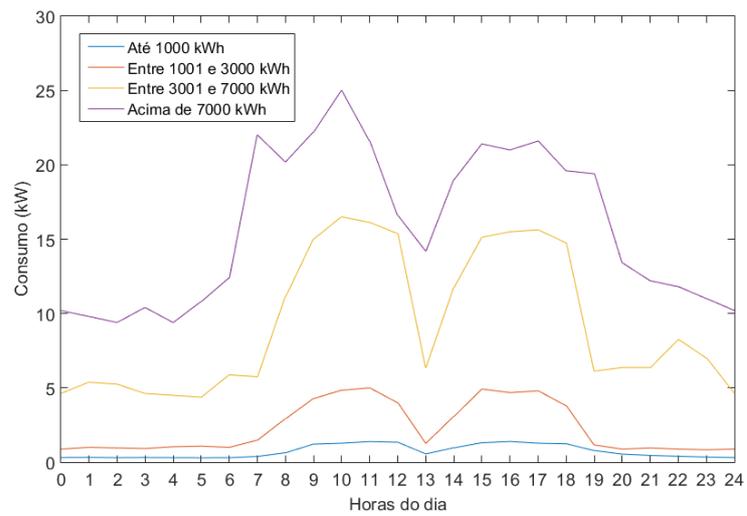


Figura 14: Curvas típicas industriais.

Fonte: Do autor.

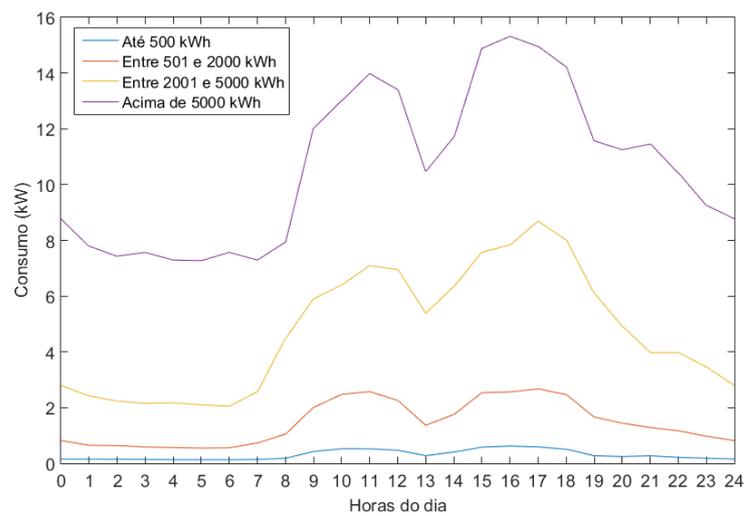


Figura 15: Curvas Típicas comerciais, poder público e consumo próprio.

Fonte: Do autor.

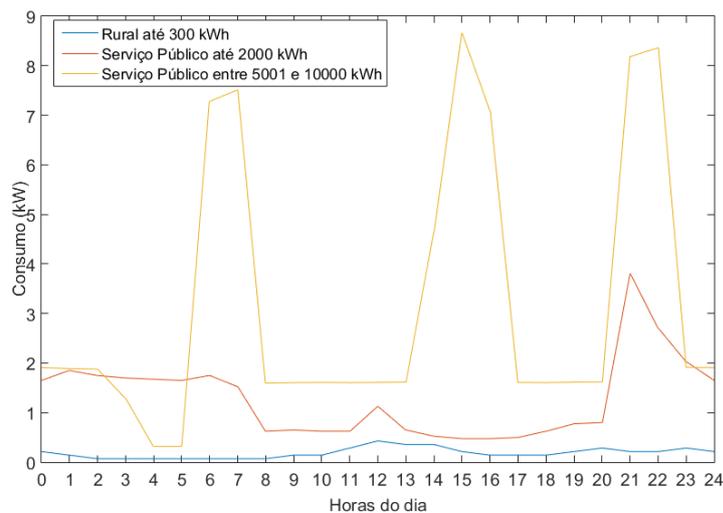


Figura 16: Curvas típicas rural e serviço público.

Fonte: Do autor.

A distribuidora em análise atende uma pequena quantidade de consumidores rurais pois existe outra concessionária destinada exclusivamente a esse fim. Por este motivo, foi apresentada uma única curva típica de consumo para todos os consumidores rurais. Deve-se notar também que a demanda máxima do consumidor residencial pertencente à classe de maior consumo mensal (*i.e.* acima de 1000 kWh) é menor que 3 kW. Ao ligar um chuveiro elétrico, por exemplo, sua demanda poderia facilmente ultrapassar os 5 kW, entretanto, isto não é perceptível na curva de carga típica pois ela representa uma média de valores de demanda em cada instante do dia, extraída de uma amostra de medição que compreende diversos consumidores ao longo de vários dias. Com base nisso, a curva média de um consumidor pode não coincidir com a curva real medida, porém um agregado de consumidores deve ter sua representação muito próxima da curva acumulada média.

4.3 Cenário Base

A fim de detalhar a aplicação da metodologia proposta, é detalhada a simulação de Monte Carlo para o Cenário Base, onde estimam-se curvas de carregamento de transformadores com base em uma distribuição de probabilidade. Neste caso, a distribuição relaciona a proporção de consumidores com suas respectivas curvas típicas de consumo através de números aleatórios. O número de ocorrências de cada curva típica respeita a proporção de clientes por estrato (FDP), conforme exposto na Tabela 7. Isto é, a partição de consumidores por classe de consumo serve

de base para o cálculo de uma Função Cumulativa de Probabilidades (FCP) através da soma das frequências relativas individuais de cada classe. Logo, uma faixa de valores aleatórios é relacionada à variável de interesse com base na FCP calculada.

Tabela 7: Análise probabilística do Cenário Base.

Consumo mensal (kWh)	FDP (%)	FCP (%)	Números Aleatórios
Residencial até 100	21,53	21,53	0 até 0,2153
Residencial 101-220	43,12	64,65	0,2154 até 0,6465
Residencial 221-500	23,55	88,2	0,6466 até 0,8820
Residencial 501-1000	2,33	90,53	0,8821 até 0,9053
Residencial acima de 1000	0,36	90,89	0,9054 até 0,9089
Rural até 300	0,03	90,92	0,9090 até 0,9092
Industrial até 1000	0,12	91,04	0,9093 até 0,9104
Industrial 1001-3000	0,08	91,12	0,9105 até 0,9112
Industrial 3001-7000	0,02	91,14	0,9113 até 0,9114
Industrial acima de 7000	0,02	91,16	0,9115 até 0,9116
Comercial até 500	5,58	96,74	0,9117 até 0,9674
Comercial 501-2000	2,48	99,22	0,9675 até 0,9922
Comercial 2001-5000	0,61	99,83	0,9923 até 0,9983
Comercial acima de 5000	0,14	99,97	0,9984 até 0,9997
Serviço Público até 2000	0,01	99,98	0,9998
S. Público acima de 2000	0,02	100	0,9999 até 1

Fonte: Do autor.

Quanto maior a proporção de consumidores por classe, maior a probabilidade de sorteio da curva típica que representa o seu consumo na simulação. A mesma lógica serve para as distribuições de probabilidade referentes ao horário de conexão à rede e para a distância percorrida pelos motoristas no Cenário VE. Portanto, a partir de um grupo de variáveis de entrada aplicadas ao modelo, pode-se obter a resposta do sistema em função de curvas de distribuição de probabilidade. Sendo assim, em termos classificatórios, trata-se de uma simulação dinâmica e contínua, pois representa um sistema que evolui com o tempo e resulta em uma unidade mensurada (energia elétrica). Ainda, é considerada estocástica e sequencial, pois contempla variáveis aleatórias que formam sequências que definem outras variáveis que estimam o comportamento do sistema analisado.

4.4 Cenário VE

Conforme descrito no segundo capítulo, a metodologia proposta contempla a inserção de VEs puros, ou BEVs, pois é possível capturar de forma mais significativa o comportamento de usuários que tendem a demandar maiores parcelas de energia da rede devido a sua maior capacidade de armazenamento, conforme demonstrado por Gray e Morsi (2015). Neste sentido, a estimativa do período em que o veículo permanecerá conectado à rede para recarga leva em conta algumas premissas:

- Considera-se exclusivamente a recarga residencial por meio do carregador embarcado no próprio veículo;
- Supõe-se o reestabelecimento do SOC da bateria do veículo independentemente da preservação de sua vida útil;
- A estratégia de carregamento não controlado é abordada para testar os limites da rede sem a intervenção de um controlador do sistema;

Tendo em vista que a rede de baixa tensão da distribuidora em análise opera com tensão de fornecimento equivalente a 220 V (fase-neutro), compreende-se o “Modo de recarga 1” normatizado por ABNT (2013), caracterizando a conexão entre veículo e rede a partir de tomadas padronizadas de até 16 A e 250 V em CA monofásica ou 480 V em CA trifásica de alimentação. Ainda, o uso do carregador embarcado ao próprio VE corresponde ao “Caso A” da norma NBR/IEC 62196, indicando que o cabo de conexão é fixado no veículo e conectado na tomada ou SAVE (ABNT, 2013).

As características de carregamento estão relacionadas à quantidade de potência demandada pelo processo de recarga, bem como o padrão de mobilidade dos motoristas exerce influência tanto na energia quanto no horário de execução do referido processo. Neste sentido, a construção deste cenário é baseada em três distribuições de probabilidade, uma para cada estratégia de execução de recarga e outra para a distância percorrida pelos usuários. Juntas, retratam o padrão de mobilidade urbana dos motoristas da cidade piloto, possibilitando o cálculo do consumo energético de cada veículo. Através dessa análise é possível estimar um cenário de demanda energética que representa uma curva de consumo em função do tempo retratando a recarga de um conjunto de VEs, que posteriormente é somada à curva de carga do transformador de distribuição proveniente do Cenário Base.

4.4.1 Horário de Conexão à Rede

O momento em que a energia destinada à recarga é solicitada ao sistema de distribuição baseia-se na análise de duas estratégias de carregamento de VEs: *dumb charging* e carregamento econômico. Enquanto a primeira corresponde a conexão à rede de acordo com o horário de retorno da viagem habitual do motorista, a segunda é baseada na análise da tarifa horária, motivando o carregamento em horários de menor tarifação. A partir disso, são assumidas variáveis aleatórias para descrever o comportamento dessas estratégias através do MMC, método que associa tais eventos com uma frequência de ocorrência ou probabilidade. Cada estratégia deve ser representada por uma distribuição de probabilidade, conforme apresentado a seguir.

a) *Dumb Charging*

De acordo com a literatura, o início do carregamento direto geralmente coincide com o horário de retorno da viagem habitual do usuário à sua residência, por volta das 18h. Adota-se este como o horário médio usado na distribuição de Poisson que representa a estratégia *dumb charging*, conforme apresenta a Figura 17.

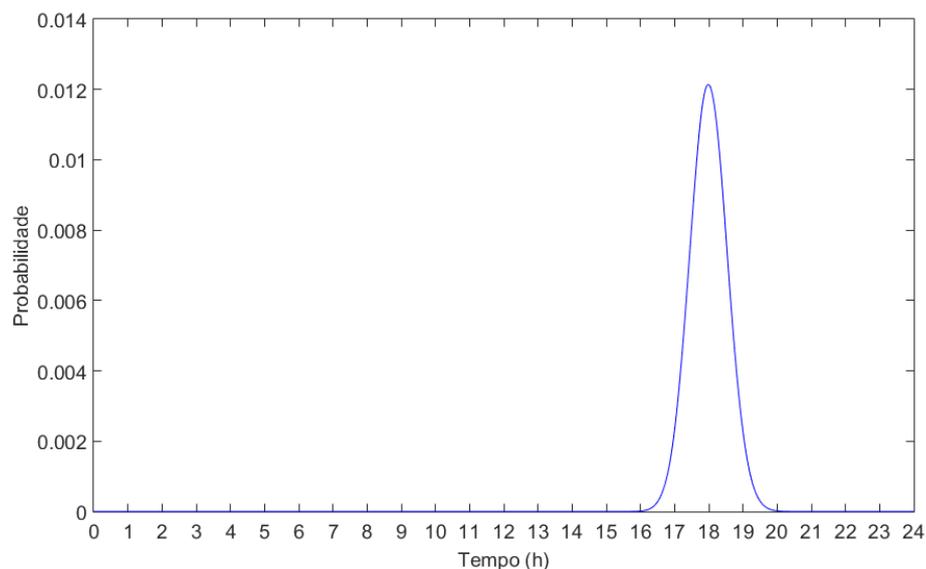


Figura 17: Distribuição de probabilidade (*dumb charging*).

Fonte: Do autor.

Com base nesta distribuição, calcula-se sua respectiva FCP a partir da soma das frequências relativas, observadas do eixo y da Figura 17, que posteriormente é usada em associação a variáveis aleatórias para descrever o comportamento da recarga de VEs. Desta forma, tem-se uma probabilidade de conexão à rede para cada minuto do dia, totalizando 1440 hipóteses a serem sorteadas de acordo com suas respectivas proporções.

b) Carregamento Econômico

Esta estratégia de recarga está diretamente relacionada à tarifa horária aplicada pela concessionária da cidade piloto, pois reflete um padrão de consumo que condiz com o período de menor tarifação energética. Na Tarifa Branca, o posto tarifário de ponta reflete o intervalo entre 19:00 h e 21:00 h, onde o valor da energia corresponde a 1,82 vezes o valor da tarifa no posto fora de ponta, que por sua vez, é compreendido entre as 23:00 h e 17:00 h do dia seguinte. Este último custa 78,5 % do valor da modalidade tarifária convencional aplicada à rede de baixa tensão (ANEEL, 2017a). Ainda, para o posto tarifário intermediário, que corresponde aos horários das 18:00 h e 22:00 h, a tarifa é 1,17 vezes mais cara que a tarifa no posto fora de ponta. A Figura 18 ilustra o comparativo entre as duas modalidades tarifárias, assumindo a tarifa convencional como base comparativa para a tarifa relativa.

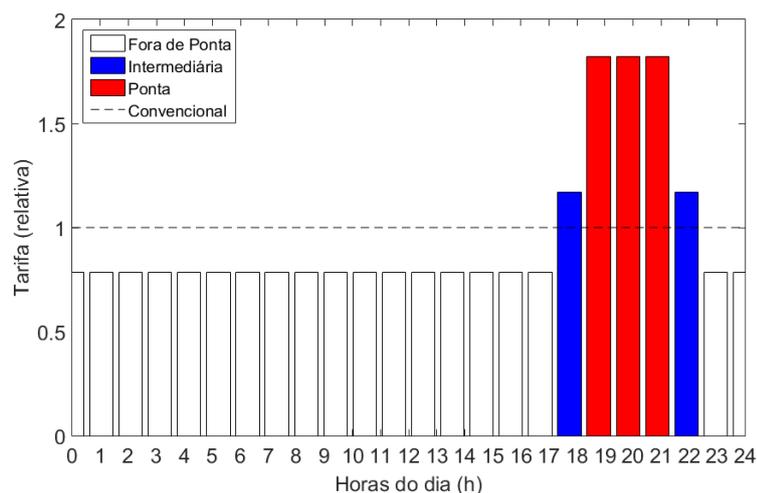


Figura 18: Comparativo entre as modalidades tarifárias.

Fonte: Do autor.

A análise tarifária traz como benefício o incentivo da redução de custos através da mudança de hábitos, tornando a execução da recarga desta estratégia condizente com o posto

tarifário fora de ponta, o qual garante o carregamento ao menor custo. Neste sentido, considera-se a tarifa horária através de uma distribuição de Poisson com valor médio equivalente às 23h, conforme exposto na Figura 19.

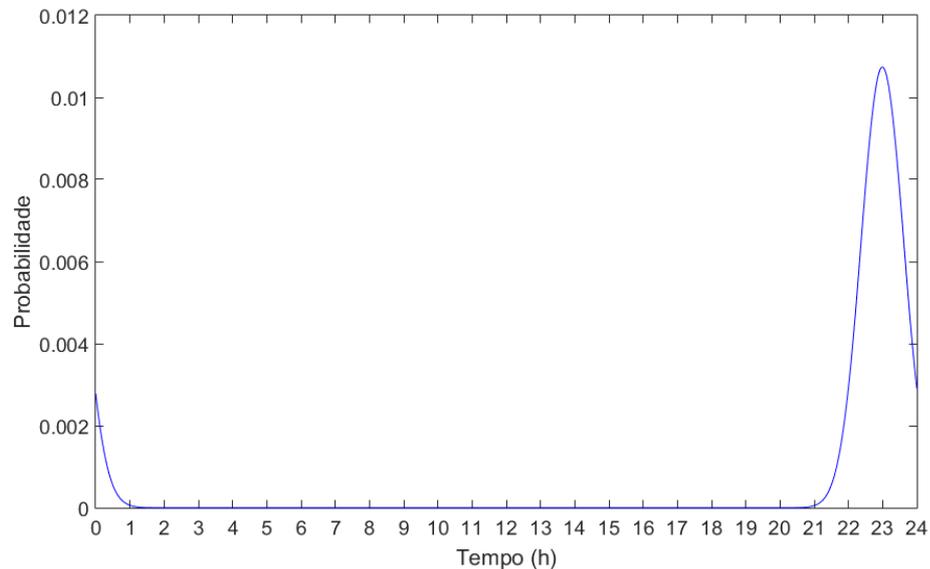


Figura 19: Distribuição de probabilidade (carregamento econômico).

Fonte: Do autor.

Com isto, tem-se uma a concentração de probabilidades de conexão à rede em torno de um valor médio, o qual é mais realista em detrimento a conexão de todos os VEs às 23h, pois afinal, o sistema não dispõe de um controlador. Sendo assim, observa-se uma probabilidade para cada minuto do dia que descreve o comportamento de usuários que podem aderir à nova modalidade tarifária, disponível a partir de 2018 para consumidores com consumo mensal maior que 500 kWh e a partir de 2020 para todos os consumidores do Grupo B, segundo ANEEL (2017).

4.4.2 Distância Percorrida

Na ausência de padrões de mobilidade urbana da cidade piloto, é proposta uma análise estatística para a estimativa da distância média percorrida pelos seus motoristas com base no Programa de Inspeção e Manutenção da Cidade de São Paulo (CETESB, 2011). Neste contexto, o estudo realizou o levantamento de dados de distância média percorrida com base na

observação do hodômetro dos veículos em dois exercícios consecutivos, referentes aos anos de 2010 e 2011, apresentados na Figura 20.

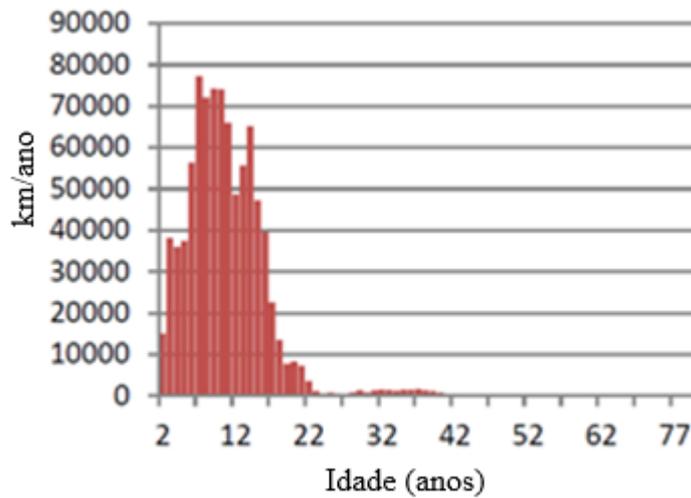


Figura 20: Curva de intensidade de uso de veículos automotores movidos à gasolina da cidade de São Paulo.

Fonte: CETESB (2011).

A partir da curva de intensidade de uso de veículos movidos à gasolina, assume-se uma variável aleatória para a distância média percorrida, a qual pode assumir um conjunto de valores relacionados a uma distribuição de probabilidade. Neste sentido, a formulação deste arranjo provém de um polinômio que representa a distribuição da distância média anual percorrida em função da idade dos veículos, conforme exposto na Figura 21 (CETESB, 2011).

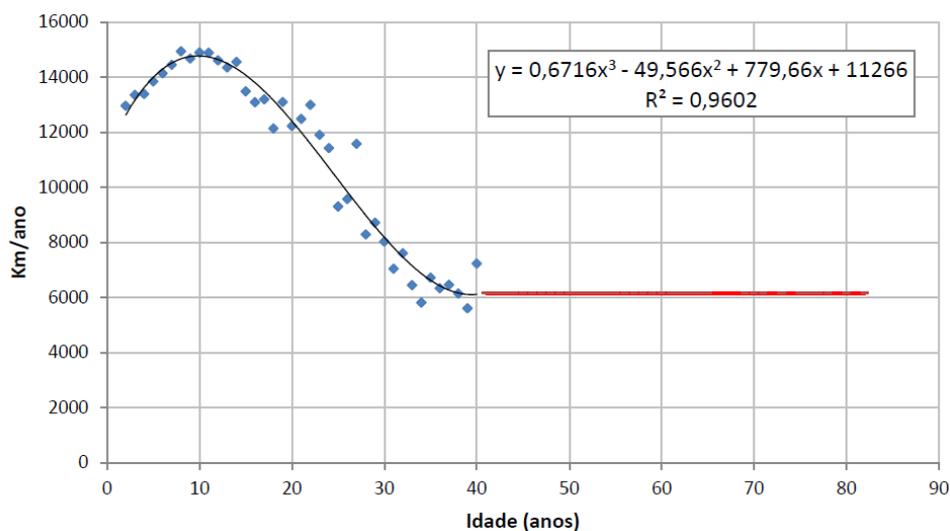


Figura 21: Distribuição da distância percorrida em função da idade dos veículos.

Fonte: CETESB (2011).

A distribuição obedece ao polinômio (y) de terceira ordem destacado na Figura 21 para veículos de até 40 anos, seguido por uma constante equivalente a 6174 km/ano para veículos acima de 40 anos. À vista disso, é proposta a transformação desses dados determinísticos em uma distribuição de probabilidades estatística capaz de relacionar o estudo de CETESB (2011) com a cidade piloto. Isto é, propõe-se uma relação de analogia entre a área do município de interesse com a área de São Paulo para uma análise estatística, a qual possibilita a estimação da variável de interesse através do MMC. De acordo com IBGE (2017), o município de Ijuí possui uma área equivalente a 689,387 km² enquanto São Paulo possui 1.521,11 km², informação suficiente para a análise estatística, conforme exposto na Tabela 8.

Tabela 8: Análise estatística da distância percorrida.

ANÁLISE ESTATÍSTICA	SP (km/dia)	Ijuí (km/dia)
Valor Mínimo	16,77	7,60
Valor Máximo	40,49	18,35
Média	32,87	14,90
Desvio-padrão	8,60	3,90

Fonte: Do autor.

Os dados inspecionados por CETESB (2011) são referentes a um ano, portanto, os valores provenientes da correlação foram divididos por uma constante equivalente a 365, retratando uma média diária de distância percorrida. Percebe-se que a estimativa para o município de interesse é equivalente a, aproximadamente, 15 km, com um desvio padrão de, aproximadamente, 4 km. A determinação da precisão desta estimativa é dificultada por muitos fatores, tais como aspectos relacionados a diferenças topográficas, densidade demográfica, trânsito, aspectos econômicos e entre outras razões que podem influenciar no rigor da conjectura.

A cidade piloto situa-se a 328m de altitude ante os 745m de São Paulo, fato que pode resultar em diferentes consumos energéticos para percorrer a mesma distância. Os 7.381,7 habitantes por quilometro quadrado da última evidencia um trânsito mais intenso em detrimento aos 114,5 habitantes por quilometro da primeira, segundo BRASIL (2017). Neste contexto, vários fatores mais ou menos importantes podem interferir na precisão da estimativa, sendo que na maior parte das vezes um fator favorável compensa outro que atrapalha e a variável de interesse fica próxima a um valor médio. Portanto, em uma localidade existe um fator favorável

que reduz a distância percorrida, do mesmo modo que na outra podem haver um acúmulo de fatores adversos que a aumentam.

Neste sentido, considera-se relevante a utilização de um valor médio de distância percorrida para a análise estatística proposta nesta metodologia e, por este motivo, é empregada uma maior amplitude da variável de interesse através da adoção das distâncias mínima de 1 km e máxima de 30 km, conforme exposto na Figura 22. Como a variável de interesse é a distância média percorrida, pois esta é utilizada para intermediar o consumo do veículo conforme descrito na seção 3.5 do capítulo anterior, formula-se uma Distribuição Normal de probabilidades com base nos valores apresentados na Tabela 8.

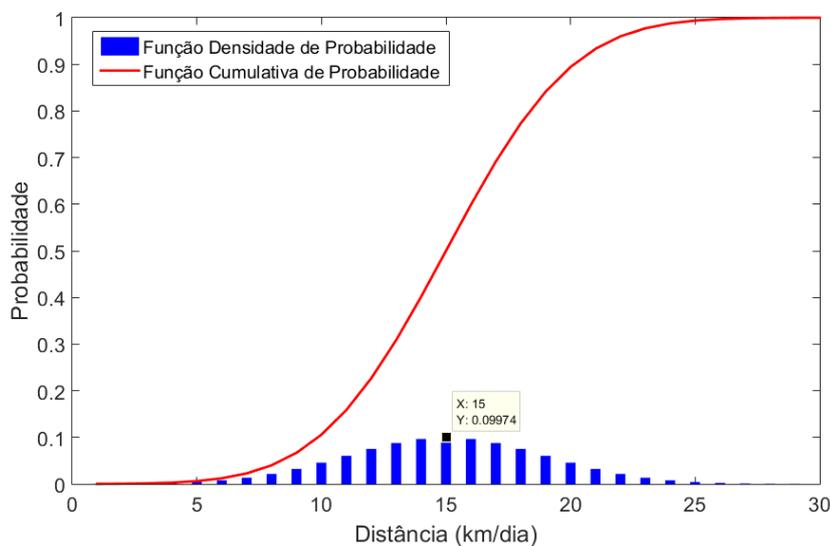


Figura 22: Distribuição de probabilidade da distância percorrida.

Fonte: Do autor.

Como pode ser observado pelo valor destacado na Figura 22, a probabilidade de sorteio da distância de 15 km na simulação é equivalente a, aproximadamente 9,97%, valor localizado no pico da distribuição pois representa a média considerada na aproximação. Essa e as demais frequências relativas são somadas para a elaboração da FCP que posteriormente é associada ao MMC, o qual as relaciona com números aleatórios para estimar a distância percorrida pelos usuários de VEs, conforme descrito na metodologia proposta.

4.5 Características de Consumo do VE

O cálculo da demanda requerida pela recarga de VEs, expresso por (7), realiza a multiplicação da distância percorrida pelo consumo energético do veículo baseado em um perfil

de condução teórico, apresentado na Figura 23. Ainda, consideram-se aspectos do carregador embarcado ao próprio veículo, isto é, potência de 3,6 kW e eficiência equivalente a 86%, baseado em múltiplos testes realizados com um *Nissan Leaf* por INL (2016).

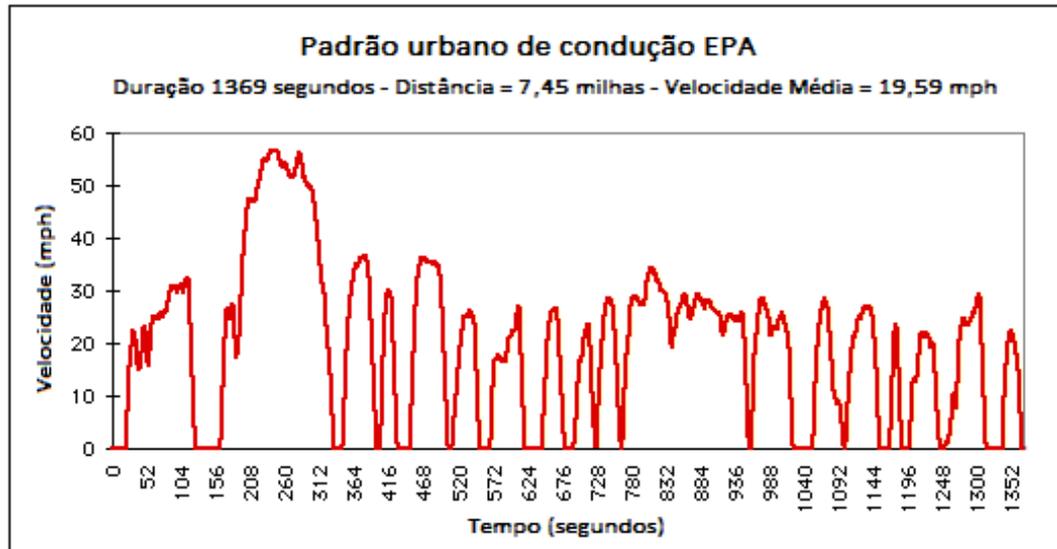


Figura 23: Perfil de condução teórico LA4 ou The City Test

Fonte: Adaptado de EPA (2017).

O padrão teórico formulado por EPA (2017) representa condições urbanas de condução de veículos leves, denominado como LA4, ou *The City Test*. Neste contexto, um *Nissan Leaf* consome 0,17 kWh/km e possui autonomia de 178 km, segundo INL (2016), estudo baseado na análise média de múltiplos testes com um veículo modelo S, dotado de menos de 8 mil quilômetros rodados e ano de fabricação 2013. Durante os testes, o veículo foi submetido ao padrão de condução teórico no modo “Normal” e foi sujeito à exposição de iluminação equivalente a 850 W/m² a 22 °C (72° F) com o intuito de simular a ação direta do sol, através de cinco ciclos de direção levando em consideração três situações diferentes:

- Temperatura ambiente de 22 °C (72° F) com o ar condicionado desligado;
- Temperatura ambiente de -6 °C (20° F) com o ar condicionado ajustado em 22°C (72° F) ligado em modo automático;
- Temperatura ambiente de 35 °C (90° F) com o ar condicionado ajustado em 22°C (72° F) ligado em modo automático;

Para a estimativa do consumo da recarga de VEs, primeiramente o algoritmo realiza o sorteio da distância percorrida pelo usuário, com base em uma distribuição Normal de probabilidades proveniente da análise estatística da distância média percorrida pelos motoristas da cidade piloto, conforme descrito na seção 4.4.2. Seguindo aspectos de EPA (2017), o consumo do veículo é multiplicado pela distância percorrida, de modo a resultar na demanda energética de recarga em (kWh). A partir desta informação, é possível obter o período de tempo em que o veículo permanece conectado ao sistema de distribuição requisitando 3,6 kW de demanda, que representa a potência nominal do seu carregador embarcado.

Entretanto, segundo INL (2016), como a eficiência deste carregador é igual a 86%, somente 3,096 kW são entregues ao VE, logo, este valor é utilizado como base para calcular o tempo em que o VE leva para reestabelecer 100% do SOC da bateria. A partir dessas características, juntamente o horário de conexão à rede, é possível estimar um cenário de demanda energética que representa uma curva de consumo em função do tempo retratando a recarga de cada VE conectado ao transformador de distribuição.

4.6 Critério de Parada da SMC

Primeiramente foram definidas 1000 iterações tanto para o Cenário Base quanto para o Cenário VE, pois a partir disto tornou-se visível a estabilização da distribuição da variável de saída em ambos os casos. Para o primeiro cenário, é adotado um segundo critério, que diz respeito a um coeficiente de variação baseado na demanda máxima da curva de carga estimada para o transformador de distribuição conforme expresso por (8), admitindo um erro máximo de 5%.

A estimativa da demanda máxima provém da associação entre curvas típicas de consumo e sua respectiva proporção de consumidores por classe, considerando a média de consumidores conectados ao equipamento de transformação. Isto é, são geradas curvas de carga de forma análoga à metodologia proposta, entretanto, neste caso não é utilizado o MMC e sim os valores exatos das proporções. Portanto, não são utilizados números aleatórios para intermediar as curvas típicas, estratégia que não seria possível na simulação, pois consideram-se valores inteiros para o número de consumidores e cada curva típica é relacionada a valores aleatórios que seguem uma distribuição de probabilidades.

Por exemplo, se a classe residencial de até 100 kWh de consumo mensal representa 16,8% dos consumidores conectados a um determinado transformador, em detrimento ao MMC

considera-se exatamente 16,8 curvas típicas dessa classe para compor sua curva de carga. Sendo assim, estima-se uma curva para cada transformador com base na proporção exata de consumidores por classe de consumo. Este método também será utilizado para avaliar o erro do modelo proposto posteriormente.

5 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

Este capítulo tem por objetivo apresentar os resultados alcançados na aplicação da metodologia proposta, analisando o impacto da inserção de VEs no sistema de distribuição em estudo. Para tanto, avalia-se a norma nacional vigente referente à aplicação de carga em transformadores de distribuição em função de diferentes níveis de penetração da tecnologia.

5.1 Curva de carga do Transformador de Distribuição – Cenário Base

Conforme descrito na seção 4.3, é possível encontrar a potência total demandada por cada um dos transformadores em função de curvas de distribuição de probabilidade por meio da metodologia proposta. Isto é, o algoritmo concebido realiza o sorteio de curvas típicas de acordo com a proporção de consumidores por classe de consumo através de números aleatórios, conforme apresentado na Tabela 7. Deste modo, é possível caracterizar a demanda dos consumidores para analisar o nível de carregamento dos equipamentos de transformação da rede analisada através da agregação de curvas típicas, conforme apresentado na Figura 24.

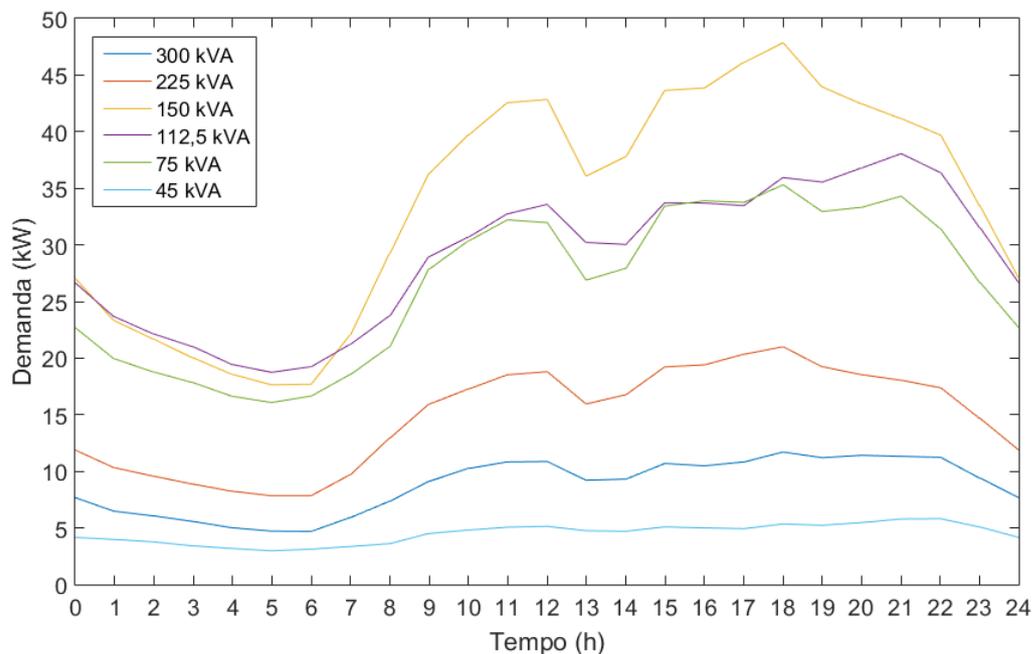


Figura 24: Carregamento dos transformadores de distribuição (Cenário Base).

Fonte: Do autor.

Deve-se notar que a distribuição das curvas estimadas são semelhantes, porém não são iguais, pois em um experimento aleatório a saída nunca será a mesma, mesmo que se repitam a entrada e as condições do experimento (ZAPATA, 2010). Para cada tipo de transformador foram calculadas as demandas máximas com base na proporção exata de consumidores por classe de consumo, conforme descrito na seção 4.6 do capítulo anterior, de modo que seu resultado foi tomado como base para o cálculo do erro da estimativa. Ainda, importa ressaltar que o nível de carregamento dos equipamentos é calculado levando em consideração sua potência nominal e o fator de potência adotado (0,92). Os resultados são resumidos, na Tabela 9.

Tabela 9: Resultados do Cenário Base.

Potência (kVA)	Demanda Máxima Calculada (kW)	Demanda Máxima Estimada (kW)	Erro (%)	Nível de Carregamento (%)
45	4,51	4,56	1,11	11,01
75	26,17	25,13	-3,97	36,42
112,5	29,33	29,80	1,60	28,79
150	32,93	33,84	2,76	24,52
225	14,89	14,61	-1,88	7,06
300	9,02	9,09	0,78	3,29

Fonte: Do autor.

Observa-se que os equipamentos que atendem maiores índices de consumidores encontram-se naturalmente mais carregados, aos exemplos dos transformadores de 75, 112,5 e 150 kVA de potência nominal. À vista disso, mesmo sem estimar o Cenário VE, percebe-se a maior suscetibilidade destes equipamentos serem impactados com a inserção de VEs em relação àqueles que dispõem de maior capacidade de carga disponível. Ainda que este fenômeno seja esperado, os referidos equipamentos encontram-se em níveis normais de operação, assim como os demais transformadores examinados.

Devido ao baixo número de consumidores conectados, a demanda máxima de alguns equipamentos mostrou-se relativamente baixa, como observado na curva de carga do equipamento de 300 kVA por exemplo, evidenciando uma disponibilidade de carga considerável. A abordagem para estimar seu carregamento por meio de curvas típicas pode não ser a mais assertiva, pois as características intrínsecas a equipamentos de elevada potência, por exemplo, condizem com um menor número de consumidores conectados mas com maior carga instalada, logo, com maiores valores de demanda máxima. No âmbito da rede estudada,

geralmente são atrelados ao atendimento de clientes industriais que somam, juntos, apenas 0,24% do total de clientes atendidos pela distribuidora. Como o MMC se baseia nessa proporção para sortear as curvas típicas de consumo que são somadas à curva de carga do transformador analisado, verifica-se uma maior probabilidade de sorteio de clientes residenciais na simulação, que somam 90,88% do total, em detrimento aos consumidores industriais que deveriam predominar neste tipo de equipamento.

A adoção de curvas médias através da metodologia proposta não é capaz de captar este fenômeno em particular, entretanto, representa o sistema no âmbito geral com baixo erro, conforme descrito na Tabela 9. Isto é, para os equipamentos menos comuns e com características peculiares a abordagem exposta pode não representar da forma mais realista o comportamento da carga. Entretanto, para os equipamentos mais comuns a metodologia é condizente com a realidade pois estes apresentam características semelhantes, tal como o predomínio de consumidores residenciais conectados. Sendo assim, o algoritmo proposto abrange os equipamentos mais expressivos (150 kVA, 112,5 kVA e 75 kVA) com boa assertividade.

Se fossem analisadas curvas de carga de consumidores individuais ao invés de um agregado, certamente os resultados dos equipamentos com características distintas da maioria seriam mais precisos e mais condizentes com a realidade, entretanto, seria necessária uma abordagem analítica, que é mais lenta, trabalhosa e pouco flexível. A execução do algoritmo probabilístico levou apenas 0,127 segundos de acordo com o *software* utilizado, oferecendo uma boa flexibilidade na representação da demanda máxima de transformadores com base em características típicas de consumo. Segundo Kagan, Oliveira e Robba (2010), a curva média de um consumidor pode não coincidir com a curva real medida, porém um agregado de consumidores deve ter sua representação muito próxima da curva acumulada média. Portanto, a partir da metodologia proposta tem-se uma boa visão geral do sistema de distribuição pois a curva de carga típica representa a média de valores de demanda de um grupo de consumidores.

Buscou-se, portanto, semelhança em características tais como formato da curva, valores médio e máximo de demanda e nível de carregamento do equipamento. Neste sentido, com base no erro entre a estimativa e o cálculo da demanda máxima, o modelo relatado demonstrou boa assertividade para o propósito deste estudo, que é testar a rede frente à recarga residencial de VEs. Portanto, para os transformadores com predomínio de consumidores residenciais, que somam aproximadamente 84% do total, o modelo proposto é considerado suficiente.

5.2 Impacto de VEs na Curva de Carga do Transformador de Distribuição

A associação entre a distância percorrida e o horário de conexão à rede retrata o processo de carregamento de VEs através da SMC. Inicialmente, o algoritmo proposto realiza o sorteio da distância percorrida, a qual é utilizada em (7) para calcular a quantidade de energia extraída da rede, com base nas características de carregamento do veículo. Posteriormente, é realizado o sorteio do horário de conexão à rede e armazenam-se os resultados que servem de base para a subsequente formulação da curva de consumo de energia para recarga.

A curva de potência da recarga representa o período de tempo que o veículo permanece requisitando 3,6 kW de potência do sistema de distribuição, pois a duração da recarga é relacionada a distância percorrida pelo motorista considerando a potência do carregador embarcado ao próprio veículo. Isto é, quanto maior a distância percorrida, maior é o tempo de recarga. Ainda, o número de veículos executando a recarga é igual ao número médio de consumidores conectados ao transformador. Neste sentido, tem-se como exemplo o transformador de 75 kVA de potência nominal, que possui em torno de 58 consumidores médios conectados, logo, o algoritmo desenvolvido sorteia 58 curvas de potência que retratam a recarga de VEs através do MMC, conforme ilustrado na Figura 25.

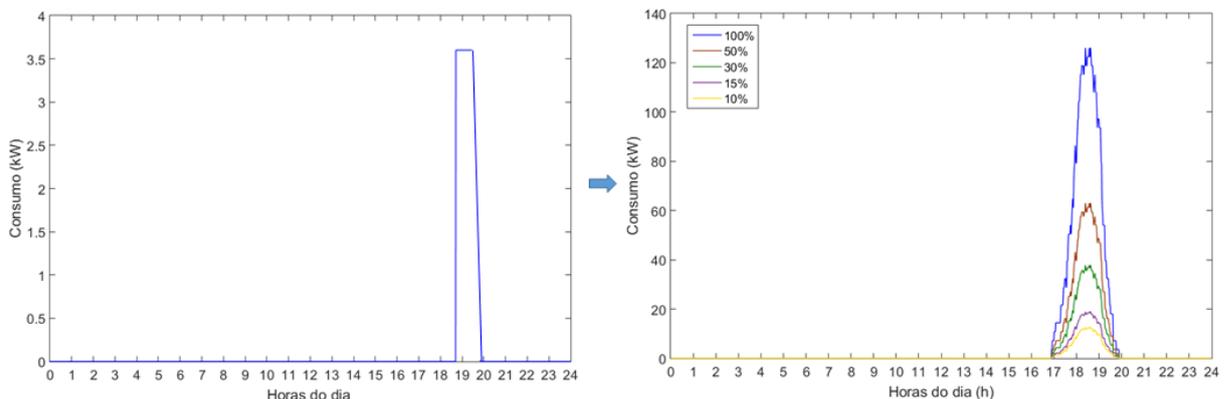


Figura 25: Curva de potência da recarga.

Fonte: Do autor.

Neste exemplo, o sorteio da distância percorrida para um VE é igual a 20 km e o sorteio do horário de conexão teve como resultado um início equivalente às 18:43 (*dumb charging*). Isso representa 3,4 kWh de energia requisitada à rede para reestabelecer o SOC da bateria do VE, que por sua vez, demora 1 hora 6 minutos e 53 segundos, conforme exposto no gráfico à esquerda da Figura 25. Então, é realizado o somatório entre as curvas dos veículos restantes

que caracterizam o Cenário VE, conforme exposto à direita da Figura 25, que neste caso é referente a estratégia *dumb charging* a título de exemplo. Importa ressaltar a diferença de escala entre o eixo y (consumo) de ambos gráficos apresentados na Figura 25, de modo que o primeiro retrata a recarga de um único VE e o segundo retrata a recarga de 58 VEs. Isso significa que quanto maior o número de veículos carregando, maior é o pico de demanda de consumo, pois assim tem-se vários veículos executando a recarga em momentos similares de tempo.

Posteriormente, a curva do Cenário VE é somada às curvas típicas de consumo de cada um dos consumidores conectados ao transformador (Cenário Base) para a avaliação do seu carregamento através de diferentes índices de inserção de VEs. Tais níveis de penetração variam entre 100%, 50%, 30%, 15%, 10% e 0%, de modo que 100% de inserção representa um veículo por unidade consumidora e o índice de 0% de inserção representa o Cenário Base. Os resultados são ilustrados graficamente nas Figuras 26 a 31 e divididos em duas parcelas, uma para a estratégia de carregamento econômico e outra para o *dumb charging*, apresentados por tipo de transformador. Importa ressaltar que a capacidade nominal de cada equipamento é calculada levando em conta o fator de potência de 0,92.

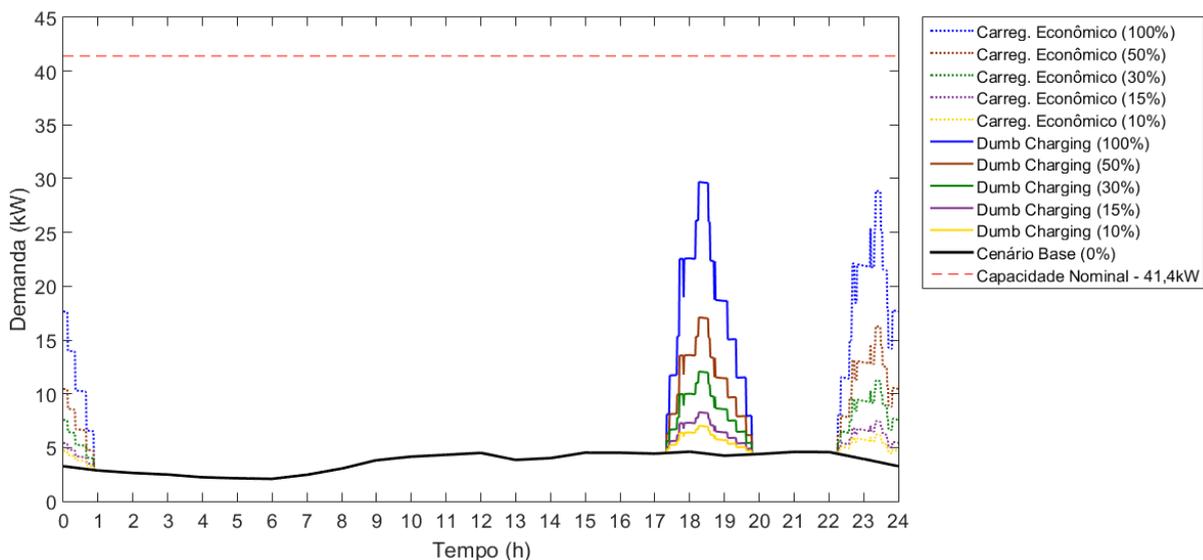


Figura 26: Transformador de 45 kVA de potência nominal

Fonte: Do autor.

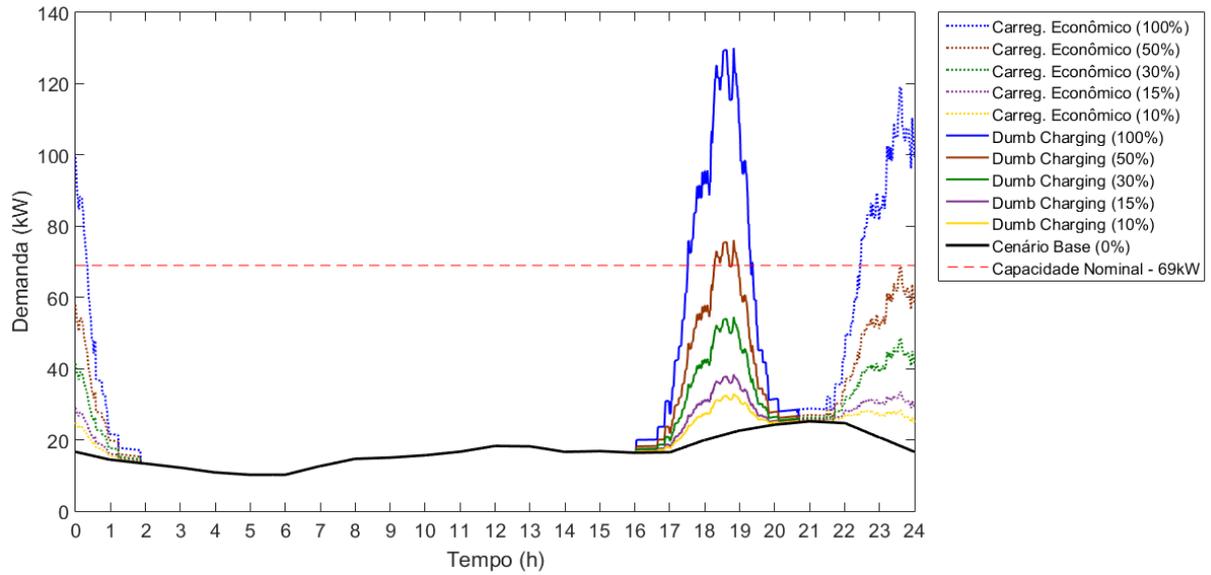


Figura 27: Transformador de 75 kVA de potência nominal

Fonte: Do autor.

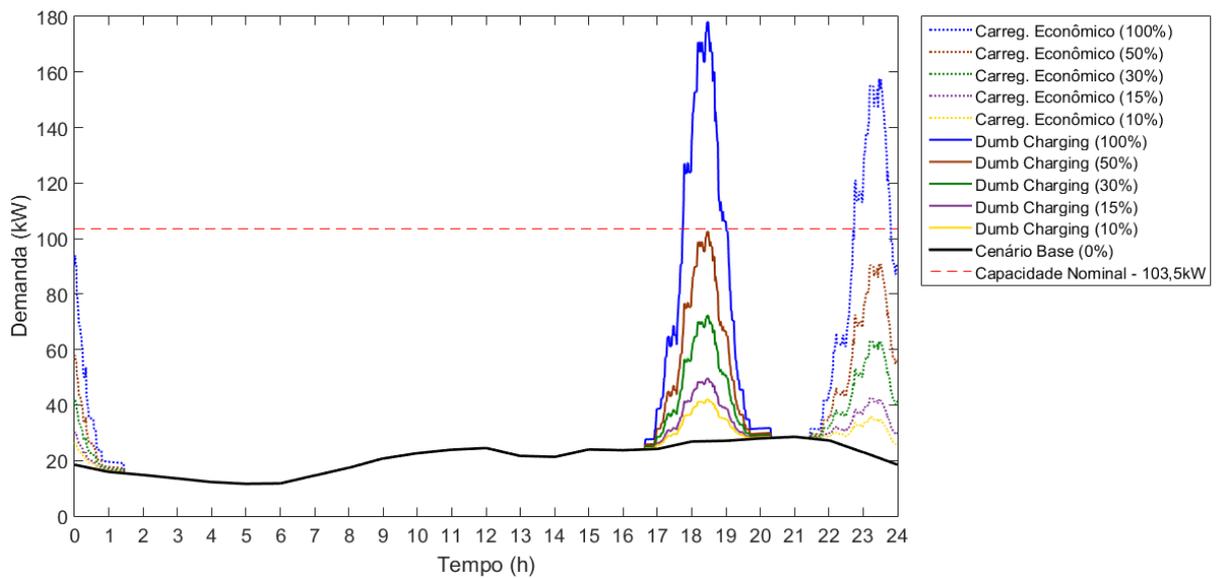


Figura 28: Transformador de 112,5 kVA de potência nominal

Fonte: Do autor.

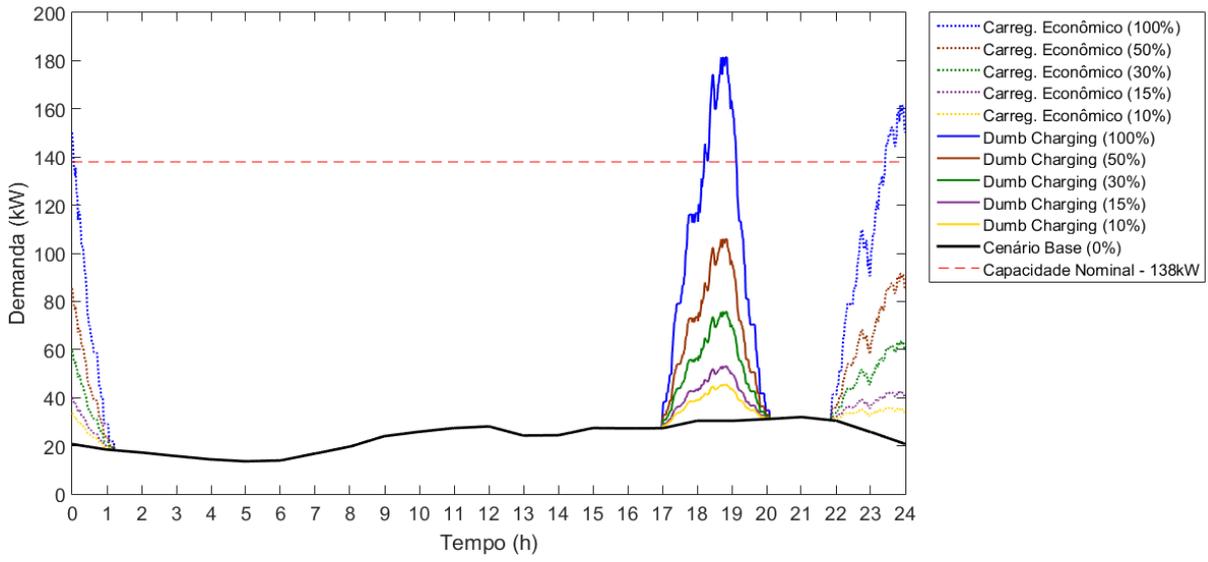


Figura 29: Transformador de 150 kVA de potência nominal

Fonte: Do autor.

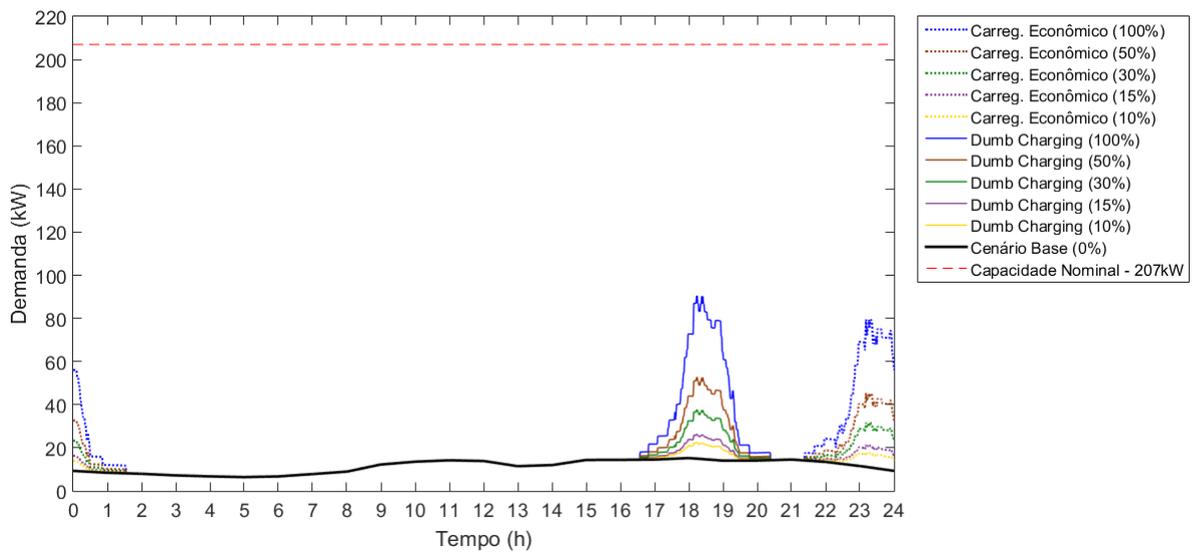


Figura 30: Transformador de 225 kVA de potência nominal

Fonte: Do autor.

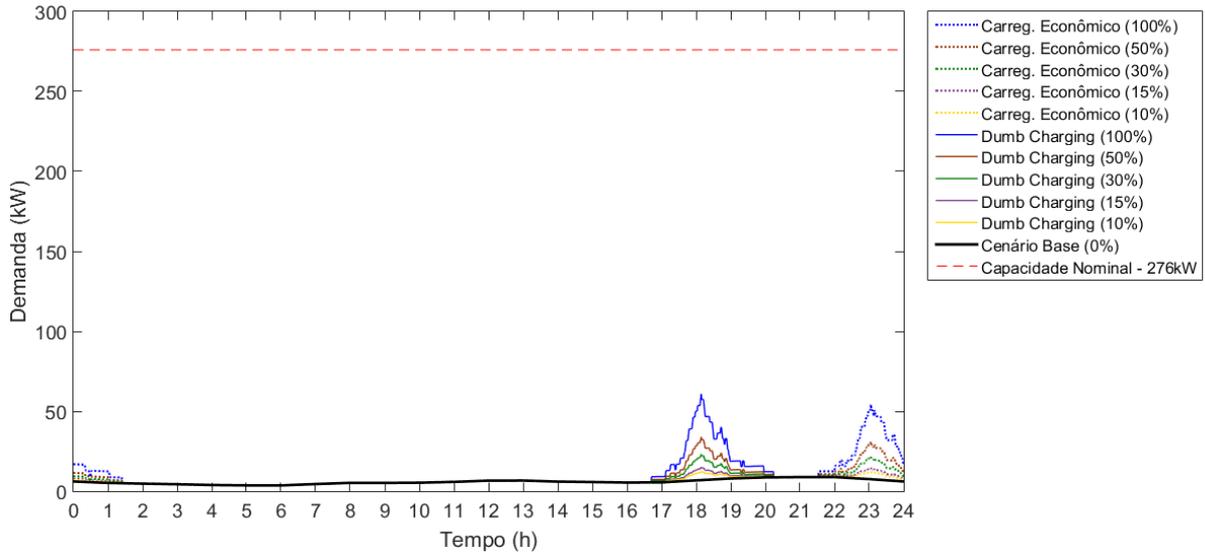


Figura 31: Transformador de 300 kVA de potência nominal

Fonte: Do autor.

Observa-se que para o equipamento de 45 kVA de potência, mesmo com a adesão da tecnologia de VEs por todos os usuários, sua capacidade nominal não é atingida em nenhuma das estratégias de carregamento consideradas. No que concerne o transformador de 75 kVA de potência, quando considerada a adesão de VEs por metade dos consumidores, a estratégia de carregamento econômico não ultrapassou a capacidade nominal do transformador, entretanto, se todos os consumidores aderirem à tecnologia constata-se a superação do limite. Em relação à estratégia *dumb charging*, a capacidade nominal considerada é atingida tanto para o cenário de 100% quanto para o cenário de 50% de inserção de VEs. No âmbito dos transformadores de 112,5 e 150 kVA, constata-se a superação da capacidade nominal calculada somente para o índice de 100% de inclusão de VEs em ambas estratégias de recarga. Por fim, os equipamentos de 225 e 300 kVA de potência nominal não apresentam risco de sobrecarga frente à inserção de VEs para nenhuma estratégia de carregamento. Os resultados para a estratégia de carregamento *dumb charging* são resumidos na Tabela 10, de modo que a demanda máxima é apresentada conforme o índice de penetração de VEs por equipamento de transformação.

Tabela 10: Resultados para o *dumb charging*.

Potência (kVA)	Demanda Máxima 100% (kW)	Demanda Máxima 50% (kW)	Demanda Máxima 30% (kW)	Demanda Máxima 15% (kW)	Demanda Máxima 10% (kW)	Demanda Máxima 0% (kW)
45	29,69	17,10	12,07	8,29	7,03	4,56
75	130,10	76,13	54,55	38,37	32,97	25,13
112,5	178,00	103,50	72,31	49,65	42,10	29,80
150	181,40	105,90	75,70	53,04	45,49	33,84
225	90,51	52,75	37,64	26,31	22,54	14,61
300	60,87	33,90	23,11	15,02	12,32	9,09

Fonte: Do autor.

No âmbito da estratégia *dumb charging*, a capacidade total só é ultrapassada pelos transformadores de 75, 112,5 e 150 kVA de potência nominal sob a perspectiva de 100% de inserção de VEs. Quando a adoção da tecnologia cai pela metade, somente o equipamento de 75 kVA atinge a capacidade nominal. Seguindo a mesma linha da tabela anterior, os resultados para a estratégia de carregamento econômico são resumidos na Tabela 11.

Tabela 11: Resultados para o carregamento econômico.

Potência (kVA)	Demanda Máxima 100% (kW)	Demanda Máxima 50% (kW)	Demanda Máxima 30% (kW)	Demanda Máxima 15% (kW)	Demanda Máxima 10% (kW)	Demanda Máxima 0% (kW)
45	28,88	16,29	11,26	7,48	6,22	4,56
75	119,10	68,70	48,56	33,46	28,42	25,13
112,5	157,60	91,06	63,14	42,64	35,80	29,80
150	161,80	91,63	63,58	42,54	35,80	33,84
225	79,50	45,34	31,67	21,42	18,00	14,61
300	54,25	30,87	21,52	14,51	12,17	9,09

Fonte: Do autor.

Neste caso, os equipamentos com 75, 112,5 e 150 kVA de potência nominal ultrapassam a capacidade total quando considerada a adoção de 100% de VEs. Para os demais índices de inserção nenhum limite foi atingido.

5.3 Análise de Carregamento de Transformadores

A norma NBR 5416/1997 – Aplicação de Carga em Transformadores de Potência – apresenta procedimentos que estipulam os carregamentos admissíveis de transformadores de potência, com base na norma IEEE C57.91-2011, denominada *IEEE Guide for Loading Mineral-Oil-Immersed Transformers and Step-Voltage Regulators* (IEEE, 2012). A norma nacional abrange as classes de 55°C e 65°C, de modo que a primeira representa aqueles equipamentos cuja elevação da temperatura média dos enrolamentos, acima da ambiente, não excede 55°C e cuja elevação de temperatura do ponto mais quente do enrolamento, acima da ambiente, não excede 65°C. Já a segunda classe compreende aqueles transformadores cuja elevação da temperatura média dos enrolamentos, acima da ambiente, não excede 65°C e cuja elevação de temperatura do ponto mais quente do enrolamento, acima da ambiente, não excede 80°C.

No âmbito da metodologia proposta, serão avaliados os carregamentos máximos admissíveis para os transformadores de distribuição com base em ABNT (1997) no sentido de detectar quais equipamentos apresentam risco de carregamento superior às cargas limites

consideradas. De acordo com Simon (2013 apud BARBOSA 2005), os valores das cargas máximas admissíveis dependem de fatores como: características de projeto, construção e operação, a curva diária de carregamento, o histórico de carregamento, o programa de manutenção, o período de carregamento acima da potência nominal, as perdas envolvidas, entre outros.

Segundo ABNT (1997), o carregamento limite para transformadores de potência restringe-se em 150% de sua carga nominal, independente da classe do transformador e do regime de funcionamento, conforme exposto na Tabela 12. Isto indica que é possível ter transformadores operando nos sistemas de distribuição com algum grau de sobrecarga, entretanto, importa ressaltar que esta prática pode trazer uma série de riscos na operação do equipamento se a carga for mantida durante longos períodos (IEEE, 2012).

Tabela 12: Carregamento máximo admissível de transformadores.

Carregamento	55°C	65°C
Em condição normal de operação	150%	150%
Em emergência	150%	150%

Fonte: ABNT (1997).

Neste contexto, adotando-se o limite de operação dos transformadores de distribuição em 150% de sua carga nominal, é possível avaliar quais equipamentos apresentam risco de transgressão desses limites com a inserção de VEs. Observa-se que para o Cenário Base nenhum transformador apresentou risco, pois todos os equipamentos analisados apresentaram boa disponibilidade de carga. Por outro lado, à medida que a penetração de veículos elétricos na rede é aumentada, começam a aparecer equipamentos com sobrecarga, principalmente quando associados a elevada penetração de VEs. Como exemplo disso, tem-se os equipamentos de 75 e 112,5 kVA de potência nominal, que ultrapassam os limites estabelecidos pela ABNT (1997) para o cenário de 100% de adoção de VEs para ambas estratégias de recarga consideradas. Isto é, independentemente da estratégia de recarga escolhida, quando considerada a adoção da tecnologia VE por todos os consumidores conectados aos referido equipamentos, ocorre a transgressão do carregamento máximo admissível por norma. Neste sentido, o equipamento mais afetado foi o de 75 kVA, atingindo o índice de 188,55% de carregamento.

Os carregamentos de transformadores são considerados em termos de ciclo de carga e, nessa conformidade, em nenhum momento é excedida a temperatura do topo do óleo ou a do ponto mais quente do enrolamento em condição normal de operação mesmo que, em parte do

ciclo, seja ultrapassada sua potência nominal. Entretanto, quando o equipamento opera em níveis de sobrecarga acima de 150% da carga nominal, tem-se queda de tensão e geração de calor excessivo no seu circuito interno, podendo resultar no seu envelhecimento precoce, principalmente se a carga for mantida por longos períodos. Portanto, dada a ultrapassagem da temperatura do topo do óleo ou a do ponto mais quente do enrolamento, tem-se a consequente perda de vida útil do equipamento.

Em contrapartida, com exceção dos equipamentos de 75 e 112,5 kVA, os transformadores restantes não se mostraram um entrave frente à inserção de VEs na rede estudada, uma vez que, mesmo no cenário de maior inserção não transgrediram os limites examinados. Observa-se que, quando considerado o cenário de 100% de adoção da tecnologia, o equipamento de 150 kVA de potência ultrapassa o limite de carregamento nominal para ambas estratégias de recarga, porém, ainda encontra-se abaixo do limite imposto por ABNT (1997), logo, está de acordo com a norma vigente. O mesmo acontece com o transformador de 75 kVA, único equipamento que ultrapassa sua capacidade nominal no cenário de 50% de inserção de VEs sob a perspectiva da estratégia *dumb charging*, porém, também encontra-se dentro do limite normatizado.

De acordo com IEEE (2012), a capacidade máxima de carga admissível para um transformador depende de diversas características do equipamento, das quais a mais importante é a análise térmica. Este diagnóstico envolve o cálculo da temperatura em múltiplos pontos, tais como condutores, enrolamentos, óleo do topo, óleo inferior e entre outras. Entretanto, a literatura especializada destaca que a expectativa de vida de transformadores de distribuição em qualquer temperatura de operação não é conhecida com precisão (IEEE 2012). A informação referente à redução de vida útil em elevados níveis de temperatura é considerada conservativa e, devido aos efeitos cumulativos na deterioração do isolamento do equipamento, não é minuciosamente estabelecida. Portanto, não é possível prever com exatidão a vida útil de um transformador até mesmo sob condições controladas, tampouco sob condições altamente voláteis de serviço. Com base nisso, a análise de temperatura em múltiplos pontos não será abordada no presente estudo, que por sua vez, foca nos limites máximos admissíveis de carregamento do transformador de distribuição.

Neste sentido, a norma IEEE C57.91-2011 recomenda que carregamentos de curta duração não devem exceder 300% da capacidade nominal do equipamento durante um período não maior que 30 minutos. Caso o limite de carga ou de tempo especificado seja excedido, a operação do equipamento envolve potencial de danos permanentes devido ao fato de que o carregamento deste tipo de equipamento acima de sua capacidade nominal implica em algumas

limitações. Entre elas, destacam-se expansão do óleo de resfriamento, aumento de pressão em unidades seladas e alterações nas capacidades térmicas de buchas, condutores, comutadores de TAP ou outros equipamentos associados, tais como cabos, reatores, disjuntores e fusíveis. Qualquer um desses itens podem limitar o carregamento abaixo da capacidade de isolamento do enrolamento (IEEE, 2012). Neste contexto, fica claro que o cenário de recarga de veículos elétricos em níveis significativos de penetração poderá demandar investimentos relevantes em termos de infraestrutura de rede no que tange a transformadores de distribuição.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este capítulo tem por finalidade apresentar as conclusões alcançadas através do estudo realizado, além de apresentar propostas de trabalhos futuros e também o artigo publicado durante a pesquisa.

6.1 Conclusões

Os sistemas de distribuição de energia foram projetados há décadas e assim conservados, pois consideram-se taxas de crescimento vegetativo e reforços para expansões quando necessário. Entretanto, a introdução de novas cargas caracterizadas por padrões de consumo diferentes das atuais podem resultar em maiores parcelas de energia requisitadas em horários de pico do sistema. Neste sentido, a adoção de veículos elétricos pode configurar uma ameaça aos sistemas de distribuição, que não foram planejados para fornecer parte da demanda de energia exigida pelo setor de transportes.

Levando em consideração características de consumo energético e padrão de mobilidade da cidade piloto, neste trabalho foram apresentados conceitos teóricos, modelos e aplicações a fim de investigar o comportamento da recarga de baterias de VEs no transformador de distribuição. Através de uma ferramenta concebida no software Matlab®, foi implementado um algoritmo com base no método de Monte Carlo que permite avaliar tal procedimento considerando aspectos de capacidade de carregamento do equipamento.

A caracterização da carga se dá pela operação de modelos estatísticos descritos por funções de distribuição de probabilidade. Define-se, portanto, a demanda de cada unidade consumidora conectada ao transformador por duas partes: Cenário Base e Cenário VE. Para o primeiro, faz-se uso da agregação de curvas típicas de carga para estimar o carregamento dos transformadores presentes na rede através do MMC. Para o segundo, o mesmo método é utilizado para reunir informações que visam a representação da demanda para recarga de VEs, com base na distância percorrida e horário de conexão à rede para recarga.

A metodologia proposta pode ser utilizada como ferramenta de apoio a decisão da priorização de investimentos das distribuidoras no planejamento da expansão, pois traz a vantagem de não ser necessária a análise individual de cada equipamento de transformação, ao exemplo de Simon (2013), onde foi realizada a análise de carregamento de todos os transformadores da rede frente a inserção de VEs. Neste sentido, o modelo apresentou boa flexibilidade na representação da demanda máxima de transformadores com base em

características típicas de consumo em associação ao número médio de consumidores conectados, resultando em curvas de carga médias para os diferentes tipos de transformadores analisados. No Cenário Base, os equipamentos que atendem maior número de consumidores mostraram-se naturalmente mais carregados. Ainda que este fenômeno seja esperado, os referidos equipamentos encontram-se em níveis normais de operação com disponibilidade de carga considerável, assim como os demais transformadores examinados.

O cálculo do consumo energético dos veículos é baseado na estimativa do padrão de mobilidade urbana da cidade piloto. A distância média percorrida por um veículo durante um determinado intervalo de tempo tem impacto direto na energia elétrica requerida para a recarga. Através da aproximação do Programa de Inspeção e Manutenção da Cidade de São Paulo com a cidade piloto foi obtida uma função de distribuição de probabilidade que representa a distância percorrida pelos seus motoristas. Assume-se a execução da recarga independentemente da preservação de vida útil da bateria, pois o SOC é reestabelecido ao fim da última viagem. Com isto, a baixa distância percorrida resulta em um menor intervalo de tempo conectado à rede, reduzindo as chances de um efeito cumulativo. Tal característica é um fator irrefutável para suportar um maior índice de penetração tecnológica.

A estimativa do horário de recarga de VEs deve refletir as preferências dos usuários no sentido de retratar o percentual de veículos com potencial de conexão à rede da distribuidora. Neste contexto, definem-se duas estratégias de carregamento: *dumb charging* e carregamento econômico. A aproximação deste item por Distribuições de Poisson parece ser razoável para o cálculo onde se deseja testar a capacidade da rede frente a diferentes níveis de penetração tecnológica, mas não captura o comportamento de usuários que sejam capazes de realizar a recarga em horário fora de pico. Entretanto, devido aos transformadores analisados trabalharem com grande disponibilidade de carga, os períodos fora de pico não se mostram um obstáculo para a recarga de VEs.

Os resultados obtidos a partir da aplicação da metodologia indicam que os transformadores que apresentam maior número de consumidores conectados precisarão de algum tipo de sistema de controle para altos índices de penetração de VEs. Este fato ganha relevância principalmente quando a recarga é associada a regiões com predominância de consumidores residenciais, pois devido à imaturidade desta tecnologia no Brasil até então não existe uma ampla infraestrutura pública para o carregamento de VEs, logo, a recarga residencial deve prevalecer.

A situação de risco aos equipamentos de transformação se agrava ainda mais na ausência de um sistema de tarifas diferenciadas para horários de pico, como observado na estratégia

Dumb Charging. À vista disso, a conexão direta para recarga pode ser inadequada e demandar maiores investimentos em reforços na rede, pois as limitações impostas por norma foram excedidas para altos índices de inserção. Quando considerada a tarifa horária, verificou-se menor impacto ao sistema de distribuição, uma vez que o horário de execução desta estratégia condiz com a redução do consumo na curva de carga do transformador.

Verificou-se que enquanto o período de tempo em que o VE permanece conectado à rede é relacionado a distribuição de probabilidades que retrata a distância percorrida, a demanda máxima do sistema é diretamente proporcional ao horário de conexão à rede para recarga. Isto é, quanto maior a probabilidade de sorteio de valores médios referentes ao horário de conexão, maior o pico de demanda observado, pois concentram-se mais veículos executando a recarga nos mesmos intervalos de tempo. Caso contrário, quanto mais dispersa a distribuição, menor o impacto observado. Ou seja, quanto maior a diversidade no que tange ao horário de conexão, menor é o impacto na curva de carga do transformador de distribuição.

O cenário de recarga de veículos elétricos em níveis significativos de penetração poderá demandar investimentos relevantes em termos de infraestrutura de rede no que tange a transformadores de distribuição, pois independentemente da estratégia de recarga escolhida, quando considerada a adoção da tecnologia VE por todos os consumidores ocorre a transgressão do carregamento máximo admissível por norma em determinados equipamentos. Por outro lado, quando considerados índices menos significativos, ao exemplo da Noruega, país que lidera a proporção de mercado na atualidade com 29% de penetração da tecnologia, os demais equipamentos não se mostraram um entrave à adoção de veículos elétricos para a rede analisada. Isso é perceptível para o índice de inserção de 30%, o qual não apresentou sobrecarga em nenhum transformador de distribuição da cidade piloto.

Neste contexto, é importante adequar o planejamento energético frente à disseminação destes veículos, pois representam alto consumo de energia e com horário de conexão que pode coincidir com períodos de pico do sistema sem o controle do processo de recarga. Sistemas inteligentes de recarga e tecnologias intrínsecas a *smart grids*, tais como a troca bidirecional de energia entre veículo e rede e a resposta à demanda podem auxiliar no sentido de atenuar os impactos na infraestrutura de distribuição de energia elétrica.

6.2 Sugestões de Continuidade

Seguindo a linha de pesquisa desenvolvida nesse trabalho, outros tópicos precisam ser explorados com a finalidade de auxiliar o planejamento de distribuidoras de energia. A seguir, lista-se uma série de tópicos que foram considerados promissores para futuros trabalhos.

- Considerar a evolução de crescimento de carga do sistema para elevados índices de inserção de VEs;
- Considerar a preservação de vida útil das baterias, efetuando a recarga somente quando necessário, pois isso remete ao aumento do período em que o veículo permanece requisitando energia da rede;
- Desenvolver pesquisas referentes ao padrão de mobilidade dos motoristas para aumentar a assertividade do modelo, bem como padrões de uso e comportamento de usuários de veículos elétricos;
- Analisar o fluxo de potência da rede, a fim de verificar variações de tensão e carregamento de condutores com a inserção de VEs;
- Aplicação da metodologia proposta incluindo sistemas de geração distribuída;
- Utilização de tecnologias intrínsecas a *smart grid*, tais como trocas bidirecionais de energia entre VE e rede e a resposta à demanda para atenuar os impactos verificados.

6.3 Trabalho Publicado

Este trabalho de dissertação permitiu a publicação e apresentação de um artigo científico em um congresso internacional, encontrado no Apêndice A, conforme segue:

- UPEC 2017 – 52nd INTERNATIONAL UNIVERSITIES’ POWER ENGINEERING CONFERENCE
Título do trabalho: “Probabilistic Analysis of Electric Vehicle Insertion on Distribution Transformer Load Curve”.
Data/Local: 28 a 31 de agosto de 2017. Heraclião, Grécia.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABDELSAMAD, S. F.; MORSI, W. G.; SIDHU, T. S.; **Probabilistic Impact of Transportation Electrification on the Loss-of-Life of Distribution Transformers in the Presence of Rooftop Solar Photovoltaic**. IEEE Transactions on Sustainable Energy, vol. 6, no. 4, Oct. 2015.

ABNT, Associação Brasileira de Normas Técnicas; **ABNT NBR IEC 61851-1:2013. Sistema de recarga condutiva para veículos elétricos**. Brasil, 47 p.

ABNT, Associação Brasileira de Normas Técnicas; **NBR-5416 – Aplicação de Cargas em transformadores de potência - Procedimento**. Rio de Janeiro. Brasil, 1997.

ABRADEE, Associação Brasileira de Distribuidores de Energia Elétrica.; **Redes de Energia Elétrica**. Brasil, 2017.

ABVE, Associação Brasileira de Veículo Elétrico; **Carro Elétrico: o futuro já está entre nós**. Disponível em: <<http://abve.org.br/noticias/carro-eletrico-o-futuro-ja-esta-entre-nos>>

ANDRADE, E. L. D. **Introdução à Pesquisa Operacional**, 4ª ed., vol. 1, Rio de Janeiro: LTC, 2011, pp. 123-195.

ANEEL, Agência Nacional de Energia Elétrica, 2017a. **RESOLUÇÃO HOMOLOGATÓRIA nº 2108**. Brasil, 2017.

ANEEL, Agência Nacional de Energia Elétrica, 2017b; **Tarifa Branca**. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/tarifa-branca>>

ANEEL, Agência Nacional de Energia Elétrica; **Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – PRODIST. Módulo 1**. Brasília, 2016a. Disponível em: <http://www.aneel.gov.br/documents/656827/14866914/M%C3%B3dulo1_Revisao_9/1b78da82-6503-4965-abc1-a2266eb5f4d7>

ANEEL, Agência Nacional de Energia Elétrica; **Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – PRODIST. Módulo 2**. Brasília, 2016b. Disponível em: <http://www.aneel.gov.br/documents/656827/14866914/M%C3%B3dulo2_Revis%C3%A3o7.pdf/c1cf5bd8-b2bc-4d57-9b42-285a7fd8c2a5>

ANEEL, Agência Nacional de Energia Elétrica; **Resolução Normativa 414/2010**. Brasília: 2010a. Disponível em: <<http://www2.aneel.gov.br/cedoc/ren2010414.pdf>>

ANEEL, Agência Nacional de Energia Elétrica; **Resolução Normativa 418/2010**. Brasília: 2010b. Disponível em: <<http://www2.aneel.gov.br/cedoc/ren2010418.pdf>>

ASSOLAMI, Y. O. e MORSI W. G.; **Impact of Second-Generation Plug-In Battery Electric Vehicles on the Aging of Distribution Transformers Considering TOU Prices.** IEEE Trans. on Sustainable Energy, vol. 6, pp. 1606-1614, 2015.

BARBOSA, S. R.; **Estudo dos Efeitos da Sobretensão em Transformadores de Potência Aliada a Carregamentos acima da Potência Nominal.** Tese de M.Sc., CPDEE/UFGM. Brasil, 2005.

BECHERIF, M., AYAD, M. Y., HISSEL, D. and MKAHL, R. **Design and sizing of a stand-alone recharging point for battery electrical vehicles using photovoltaic energy.** 2011 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference, Sep. 2011.

BORBA, B. S. M. C.; **Metodologia de Regionalização do Mercado de Combustíveis Automotivos no Brasil.** Tese de M.Sc., PPE/COPPE/UFRJ. Rio de Janeiro, Brasil, 2008.

BRASIL, Cidades e municípios brasileiros, 2017. Disponível em: <<http://www.cidade-brasil.com.br/>>

BRASIL. Empresa de Pesquisa Energética. **Estudos de Planejamento da Expansão da Geração: Identificação e Classificação de Potenciais Reservatórios de Regularização.** Brasília, Abril 2015.

BRASIL. Ministério de Minas e Energia (MME). **Manual de Tarifação da Energia Elétrica.** Rio de Janeiro: Agosto, 2011.

BRENNA, M., FOIADELLI, F., ROSCIA, M. and ZANINELLI, D. **Synergy between Renewable Sources and Electric Vehicles for Energy Integration in Distribution Systems.** Harmonics and Quality of Power (ICHQP), IEEE 15th International Conference, p. 865 – 869, 2012.

CETESB, Companhia Ambiental do Estado de São Paulo. **Curvas de intensidade de uso por tipo de veículo automotor da frota da cidade de São Paulo.** São Paulo, 2011. Disponível em: <www.ambiente.sp.gov.br>

CGEE, Centro de Gestão e Estudos Estratégicos; **Redes elétricas inteligentes: contexto nacional.** Brasília: 2012.

CHEN, W.; YAN, H.; PEI, X.; WU, B.; **A Quasi Monte Carlo Probabilistic Load Flow Method of Distribution System Containing Distributed Generation and Electric Vehicle Charging Load Based on Sobol Sequence.** China International Conference on Electricity Distribution (CICED 2016), Xi'an, China, 2016.

CPFL, CPFL Energia; **Mobilidade Elétrica.** Disponível em: <<https://www.cpfl.com.br/sites/mobilidade-eletrica/mobilidade-e/Paginas/default.aspx>>

DEMEI, Departamento Municipal de Energia de Ijuí. **Relatório campanha de medidas e caracterização da carga - 4CRTP.** Ijuí, RS, Brasil, 2016.

DENATRAN, Departamento Nacional de Trânsito; **Frota de veículos – 2016.** Disponível em: <<http://www.denatran.gov.br/estatistica/261-frota-2016>>

EPA, Environmental Protection Agency, 2017. **Urban Dynamometer Driving Schedule (UDDS)**. USA, 2017. Disponível em: <<https://www.epa.gov/vehicle-and-fuel-emissions-testing/dynamometer-drive-schedules>>

EV NORWAY, Norwegian EV policy. Página da Internet. Disponível em: <<https://elbil.no/english/norwegian-ev-policy/>>.

FIGUEIRÓ, I. d. C. **A Tarifa Horária Para os Consumidores Residenciais sob o Foco das Redes Elétricas Inteligentes – REI**. Dissertação de Mestrado, UFSM-RS, Santa Maria, 2013.

FINEP, Financiadora de Estudos e Projetos; **Inova Energia**. Disponível em: <<http://www.finep.gov.br/apoio-e-financiamento-externa/programas-e-linhas/programas-inova/inova-energia>>

GARCIA, D. A. A.; DUZZI Jr., F. E.; **Tópicos de sistemas de transmissão e de distribuição de energia elétrica**. 2012. Revista O Setor Elétrico. São Paulo.

GODINA, R.; RODRIGUES, E. M. G.; PATERAKIS, N. G.; ERDNIC, O.; CATALÃO, J. P. S.; **Innovative impact assessment of electric vehicles charging loads on distribution transformers using real data**. Energy Conversion and Management Journal, ed. 120, pp. 206-216, 2016.

GRAY, M. K. e MORSI, W. G.; **Power Quality Assessment in Distribution Systems Embedded With Plug-In Hybrid and Battery Electric Vehicles**. IEEE Transactions on Power Systems, vol. 30, no. 2, pp. 663-371, 2015.

GUO, D., YI, P., ZHOU, C., WANG, J. **Optimal electric vehicle scheduling in smart home with V2H/V2G regulation**. Smart Grid Technologies - Asia (ISGT ASIA), 2015 IEEE Innovative, Nov. 2015.

HEIDI, A.; SAMPSA, R.; JUHA, O.; ANU, T.; TONI, A. **Process to support strategic decision-making: Transition to electromobility**. Electric Vehicle Symposium and Exhibition (EVS27), Barcelona, Espanha: 2013.

HOOG, J. d., HANDBERG, K., JEGATHEESAN, R. **Demonstrating Demand Management: How Intelligent EV Charging Can Benefit Everyone**. Electric Vehicle Symposium and Exhibition (EVS27), 2013 World, Nov. 2013.

HYUNDAI, 2017. **ix35 Fuel Vell: realizing the dream of a clean environment**. Disponível em: <<http://www.hyundai.com/eu/en/Showroom/Eco/ix35-Fuel-Cell/PIP/index.html>>

IBGE, Instituto Brasileiro de geografia e Estatística, 2017. **Cidades**. Brasil. Disponível em: <<https://cidades.ibge.gov.br/xtras/home.php>>

IEA, International Energy Agency; **Global EV outlook 2017: two million and counting**. Paris, França: 2017.

IEC, International Electrotechnical Commission; **International Standard IEC 61851-1: Electric vehicle conductive charging system**. Suíça, 2010.

IEEE, Institute of Electrical and Electronics Engineers. **Guide for Loading Mineral Oil-Immersed Transformers and Step-Voltage Regulators, IEEE Std. C57.91-2011.** Março, 2012.

INL, Idaho National Laboratory. **Advanced vehicle testing activity - Battery Pack Laboratory Testing Results, 2013 Nissan Leaf S - VIN 7885.** Idaho, USA, 2016. Disponível em: <http://avt.inl.gov>

JARDINI, J. A.; TAHAN, C. M. V.; GOUVEA, M. R.; Figueiredo, F. M., 2000. **Dailyload profiles for residential, commercial and industrial low voltage consumers.** IEEE Transactions on Power Delivery, New York, v. 15, n. 1, p. 375 – 380.

JAYABALAN, R.; FAHIMI, B.; KOENIG, A. e PEKAREK, S. Applications of power electronics-based systems in vehicular technology: state-of-the-art and future trends. IEEE 35th Annual Power Electronics Specialists Conference (PESC), vol. 3, pp. 1887–1894, Jun. 2004.

KAGAN, N.; ROBBA, E. J.; DE OLIVEIRA, C. C. B. **Introdução aos Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica.** São Paulo: Editora Blucher, 2010.

KARFOPOULOS, E. L. and HATZIARGYRIOU, N. D. **Distributed Coordination of Electric Vehicles Providing V2G Services.** IEEE Transactions on Power Systems, vol. 31, no. 1, p. 329 – 338, Jan. 2016.

LEVINE, D. M.; STEPHAN, D. F.; SZABAT, K. A.; **Estatística –Teoria e Aplicações Usando o Microsoft Excel em Português.** 3ª ed, Rio de Janeiro: Editora LTC. 2005.

LI, Y. e CROSSLEY, P. A.; **Monte Carlo study on impact of electric vehicles and heat pumps on LV feeder voltages.** 12th IET International Conference on Developments in Power System Protection (DPSP 2014), Copenhagen, Dinamarca, 2014.

LIU, C., CHAU, K. T., WU, D., GAO, S. **Opportunities and Challenges of Vehicle-to-Home, Vehicle-to-Vehicle, and Vehicle-to-Grid Technologies.** Proceedings of the IEEE, vol. 101, no. 11, p. 2409 – 2427, Jul. 2013.

MOJDEHI, M. N.; GHOSH, P. **An approach to engage EVs for frequency regulation: Aggregator perspective.** IEEE Technologies for Sustainability (SusTech), Ogden, USA: 2015.

MONTEIRO, S. J. **Estudo do problema da comunicação em tempo real com o consumidor na situação de interrupção de fornecimento de energia elétrica em dias críticos.** Tese de Doutorado, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. São Paulo, 2007.

MOREIRA, D. A. **Pesquisa Operacional: curso introdutório,** 2ª ed., vol. 1, São Paulo: Cengage Learning, 2010, pp. 159-296.

PAPADOPOULOS, P., SKARVELIS-KAZAKOS, S., GRAU, I., CIPCIGAN, L. M., JENKINS, N. **Predicting Electric Vehicle Impacts on Residential Distribution Networks with Distributed Generation.** 2010 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference, Sep. 2010.

REDELBACH, M., SPARKA, M., SCHMID, S., FRIEDRICH, H. E. **Modelling customer choice and market development for future automotive powertrain technologies.** World Electric Vehicle Symposium and Exhibition (EVS27), Barcelona, Espanha: 2013.

RICHARDSON, P.; MORAN, M.; TAYLOR, J.; MAITRA, A.; KEANE, A.; **Impact of electric vehicle charging on residential distribution networks: An irish demonstration initiative.** 22nd International Conference and Exhibition on Electricity Distribution (CIRED 2013), Stockholm, Suécia, Jun. 2013.

RODRIGUES, M. d. B.; OLIVEIRA, P. J. G.; FERREIRA, A. A.; BARBOSA, P. G.; BRAGA, H. A. C.; **Conexão de Veículos Elétricos à Rede de Energia Elétrica para Recarga de Baterias: Uma Visão Geral.** Eletrônica de Potência –SOBRAEP, vol. 19, n° 2, pp. 193-207, Março 2014.

SHUN, T.; KUNYU, L.; XIANGNING, X.; JIANFENG, W.; YANG, Y.; JIAN, Z.; **Charging demand for electric vehicle based on stochastic analysis of trip chain.** IET Generation, Transmission & Distribution, 2016, vol. 10, no. 11, pp. 2689–2698, May. 2016.

SIMON, E. C.; **Avaliação de impactos da recarga de veículos elétricos em sistemas de distribuição.** Dissertação de Mestrado, COPPE – UFRJ, Rio de Janeiro, 2012.

TURKER, H.; FLORESCU, A.; BACHA, S.; CHATROUX, D.; **Load Rates of Low Voltage Transformers and Medium Voltage Profile Assessments on a Real Distribution Electric Grid based on Average Daily Load Profile (DLP) of a Housing for a High Penetration of Plug-in Hybrid Electric Vehicles (PHEVs).** 2011 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), Chicago, USA, Sept. 2011.

VALSERA-NARANJO, E., SUMPER, A., LLORET-GALLEGO, P., VILLAFÁFILA-ROBLES, R., SUDRIA-ANDREU, A. **Electrical vehicles: State of art and issues for their connection to the network.** 10th International Conference on Electrical Power Quality and Utilisation, Lodz, Polônia: 2009.

VELLOSO, 2010. Instituto Nacional de Altos Estudos, INAE. **Estratégia de Implantação do Carro Elétrico no Brasil.** Brasil.

WALLBOX, 2017. **Electric vehicle connector types.** Disponível em: <<https://www.wallbox.com/blog/5/electric-vehicle-connector-types.html>>

ZAPATA, C. J.; **Análisis Probabilístico y Simulación.** Universidad Tecnológica de Pereira, Colômbia, 2010.

APÊNDICE A – TRABALHO PUBLICADO

Probabilistic Analysis of Electric Vehicle Insertion on Distribution Transformer Load Curve

Sausen, J. P.
Federal University of
Santa Maria, Brazil
jordansausen@hotmail.com

Abaide, A. D. R.
Federal University of
Santa Maria, Brazil
alzenira@ufsm.br

Brondani, G. B.
Federal University of
Santa Maria, Brazil
giovanagbb@yahoo.com.br

Fuhrmann, M. W.
Federal University of
Santa Maria, Brazil
herr.fuhrmann@gmail.com

Silva, L. N.
Federal University of
Santa Maria, Brazil
leo.nogueirafs@gmail.com

Abstract— The Electric Vehicles (EVs) introduction into the current electric power system means a transition that must be sustained by strategic support processes beyond planning policies. On this basis, in order to qualify and quantify the impact of EV battery charging on a distribution system, is proposed a probabilistic analysis through Monte Carlo method to formulate a transformer load curve. The basis scenario, without comprising EV charging, is estimated based on grid characteristics. The estimation of consumer's average daily distance driven and average grid connection time are used to formulate the EV charging scenario through two charging strategies: economic and dumb charging. While the first is based on time of use tariff, motivating the charging at low tariff charges, the second is based on driver's usual trip recurrence time. Nevertheless, the penetration level supported by the current system regarding to distribution transformer loading is analyzed.

Index Terms-- Charging Scenarios, Distribution Transformer, Electric Vehicle, Monte Carlo Method.

I. INTRODUCTION

The large scale introduction of Electric Vehicles (EVs) at the transport system means a transition that requires systematic changes in technical and social scope, mostly on electric power system sphere. Climate changes and air quality concerns recently emerged as two of the most challenges issues of transportation system, motivating this transition and, therefore, characterizes the sustainable mobility emergency phase [1]. Owing to environmental consciousness associated with technological advancements, the diffusion of EVs is being perceived, which are increasingly efficiency. This technology progress and diffusion can be supported through research funding and other political measures necessary to solve well known problems, such as issues relating to the battery capacity and the EV charging impact on current electric grid.

In any systemic transition, it's necessary to obtain strategic decision making support and a planning policy for the correct application of decisions. This support must be sustained in studies aimed to qualify and quantify the possible changes caused by eco-mobility transition [1]. Owing to the immaturity of this technology in Brazil, added to the absence of a wide public charging infrastructure, the consumers tends to charge their vehicles at home. On this basis, the present work aims to analyze the EV battery charging impacts on an energy distribution system based on Brazilian Southern characteristics. More specifically, the pilot city is Ijuí, which is

characterized by 690 km² of area, 30542 gasoline powered vehicles and 83089 inhabitants [2]. The city Distribution System Operator (DSO), called Ijuí Energy Department (DEMEI), is composed predominantly by residential consumers, totaling 71% of the over 32 thousand consumer units [3].

Owing to high mobility and unpredictable nature, EV charging it's an addition to existing load. Generally, there are three key factors that could affect the EV insertion on distribution networks: charging characteristics, drivers mobility pattern and energy tariff incentives [4]. In order to analyze the EV charging impacts on a distribution system, it is necessary to know the energy demand required by this process. However, since this technology is very recent, there is still no deterministic data of this nature on the region under study, nevertheless, it becomes necessary to estimate the energy demand based on its characteristics.

A. Related works

The driver's urban mobility pattern is fundamental to estimate the start time and the amount of energy demanded by EVs charging process, however, it can be hard to find studies of this nature to the specific region under analysis. The demand estimation for EV charging can be found in many ways, mainly in probabilistic methodologies, like algorithms based on socioeconomic data found in [5] and [6].

In this same context, the Monte Carlo Method (MCM) is utilized to determine the average distance driven based on EV consumption provided by US Environmental Protection Agency (EPA) in [7]. Another approach, which also involves MCM, manipulates statistical probability functions to determine the required demand based on a Great Britain mobility pattern study in [8]. Different probability distributions based on this same statistical methodology is focused on mobility patterns from Lisbon, Portugal in [4] and the United States National Household Travel Survey (NHTS) in [9]-[11].

Since there is no urban mobility census in Brazil, like NHTS, the evaluation of charging power demand is based on the regionalized analysis of fuel market, through Brazilian demographic census in [12] and [13]. Nevertheless, it is verified the lack of deterministic data about urban mobility pattern regarding to the region under study.

B. Contribution

In this context, is proposed a probabilistic analysis from MCM to estimate the EVs battery charging power demand, based on two variables of interest: average daily distance driven and average grid connection time. The first one is based on deterministic data from a mobility pattern of São Paulo, Brazil, in which, the charging power demand is achieved through a statistical estimation for the region under study. In order to estimate the average grid connection time, two charging strategies are considered: dumb and economic charging. This way, through the association of start time with the amount of energy from each EV is modeled the EV scenario. For the basis scenario, a distribution transformer load curve without EV penetration is estimated based on grid characteristics. From the union of both scenarios, the analysis of EVs insertion impact is performed by the penetration level supported by the current system regarding to distribution transformer loading.

II. BASIS SCENARIO

In order to quantify the EV charging impact at the distribution level, it is necessary to know the transformer load curve without its insertion. In this context, is proposed a probabilistic analysis through MCM for a basis scenario estimation, based on DSO grid characteristics [3]. The National Electric Energy Agency (ANEEL) requires a measurement campaign destined for DSO load and system characterization, including consumer units and transformers loads [14]. On this basis, the DSO of the city under study performed a research regarding to the usage and consumption habits of their low voltage consumers, resulting in typical load curves stratified by monthly energy consumption classes [3]. The load curves represented by the green, purple, brown, blue and red colors correspond to consumption ranges up to 100 kWh, between 101 and 220 kWh, between 221 and 500 kWh, between 501 and 1000 kWh and above 1000 kWh, respectively shown in Fig. 1.

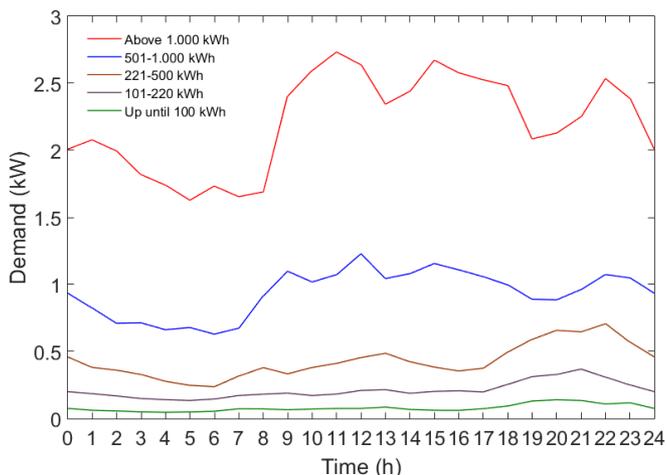


Fig. 1. Typical load curves stratified by monthly energy consumption classes from DEMEI [3].

In front of the above, a methodology based on MCM is proposed to compose the transformer load curve, considering residential consumers only. The statistical analysis is prevented from the DSO residential consumers partition, as shown in Table I [3].

TABLE I
RESIDENTIAL CONSUMER'S PARTITION [3]

Consumer classes stratification	Number of consumers	Proportion per class
Up to 100 kWh	6972	23,7%
101-220 kWh	13964	47,4%
221-500 kWh	7627	25,9%
501-1000 kWh	754	2,6%
Above 1000 kWh	116	0,4%

The grid observed has 648 distribution transformers, which the most common is the mineral-oil-immersed transformer with rated power equivalent to 75 kVA, which in this case, the average units connected is 63 consumers [3]. Therefore, these characteristics will be adopted in the simulations, beside some other premises. The grid distribution connection is single-phase, 220 V with a power factor equivalent to 0.92, based on Brazilian characteristics [15]. In this way, it is possible to characterize the consumers demand in the worst scenario, because lower the power factor, lower the transformer charge delivery to connected loads. Therefore, the equivalent transformer nameplate load considered is equal to 69 kW.

III. EV SCENARIO

This scenario is composed by a demand curve representing the EV charging process based on two variables, specifically the distance driven and the grid connection time. The first one represents a continuous variable, because arises from a measurement process. The second describes a discrete variable, since emerges from a counting process. The distinction between discrete and continuous variables is necessary because the utilization of different probability distribution models associated with MCM depends on the type of considered variable.

On this basis, the amount of energy required from the grid is estimated by the average daily distance driven, which is prevented from a probability distribution function associated with charging characteristics. The grid connection time is obtained from a probabilistic analysis of two charging strategies: economic and dumb charging. While the first is based on Time of Use (TOU) tariff, motivating the charging at low tariff charges, the second is based on driver's usual trip recurrence time.

A. Distance driven

In the absence of studies regarding to city pilot's urban mobility pattern, a statistical analysis from São Paulo's

Inspection and Maintenance Program is proposed [16]. This study collected deterministic data about the distance traveled through the vehicles odometer observation in two consecutive years, 2010 and 2011 [16]. Therefore, is obtained a distance traveled function (y) according to the vehicles age (x), as described in (1).

$$y = 0,6716x^3 + 779,66x + 11266 \quad (1)$$

The distribution can be measured by (1) for vehicles up to 40 years, followed by a constant equivalent to 6174 kilometers per year for vehicles over 40 years [16]. From this, a statistical analysis is made possible from the observation of maximum, minimum, mean and standard deviation values. Therefore, in order to estimate the average distance traveled for the pilot city, is proposed an analogy relationship between both city areas [2]. As a result, the mean value and the standard deviation prevent from the approximation are used to design a Normal Distribution function related to the daily distance driven, as shown in Fig. 2. The distribution presents an average of, approximately, 15km with a standard deviation of 4km, distributed in a range varying between 1 and 30km.

In this context, a random variable is assumed for the distance driven, that is, a variable that can assume a set of values associated with a probability or frequency of occurrence. Thus, the variable of interest behavior is estimated through the MCM. From the distance driven, the energy consumption calculation is based on EV's fuel economy characteristics [17]. Besides this premise, it is assumed that the drivers will re-establish the battery State of Charge (SOC) at the end of the trip. Each consumer unit dispose of one 2013 Nissan Leaf, model S, equipped with a 24 kWh battery [18]. The on-board EV charger, which operates with a 16A maximum current and 3,6 kW of nameplate power, is considered with efficiency equivalent to 86%, according to the average of multiple deterministic tests prevent from Idaho National Laboratory (INL) [19]. Lastly, the fuel energy consumption is equivalent to 0,17 kWh/km, based on the LA4 urban driving conditions pattern, which represents a maximum range of 178 km for the analyzed vehicle [20].

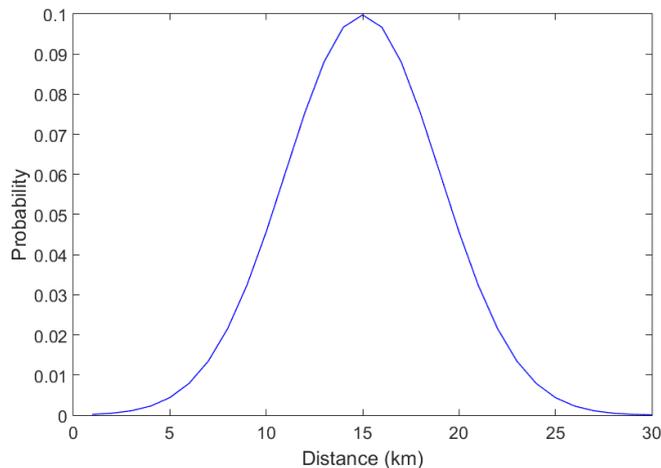


Fig. 2. Distance travelled probability distribution.

B. Grid connection time

For EVs grid connection time estimation, two different strategies will be approached, both based on Poisson Distribution. This distribution is appropriate for applications that involve occurrence number counting of a random event in an opportunity area (time, distance, area, etc.), generally employed in experiments which the interest is in the number of successes occurred during a continuous interval. The present study approaches the uncontrolled charging method, which consists of manual and decentralized charging practice [21]. Therefore, two different strategies are comprehended: dumb charging and economic charging. While the first is prevent from the estimation of driver's usual trip recurrence time, the second is based on TOU tariff, motivating the charging at low tariff charges.

The dumb charging strategy corresponds to the case where the user plugs their vehicle to grid when suit, generally after the last trip of each day [21]. Thus, any economic incentive is used to rule the charging process behavior. On this basis, is adopted a Poisson Distribution with an average equivalent of 6 pm, as shown in Fig. 3. This initial time is based on [6], [8], [10] and [22]. Therefore, in Fig. 3 is perceived a grid connection probability for every 5 minutes of the day, through a 288 points discretization. It is worth noting that the proposed curve does not represent the behavior of users who could perform the charging process at different times, such as midday, for example. However, this methodology allows testing the technology penetration limits considering the most critical time of the distribution system, which in most cases coincide with peak hours for regions with high residential consumer index, like the one under study.

In economic charging strategy, peak times are avoided, so the grid connection time is carried out manually during less costly energy tariff periods, as shown in Fig. 4. The Brazilian conventional tariff applied to low voltage consumers is composed by a single rate that does not vary with the consumption schedule, unlike the TOU tariff that will take effect from 2018 [23]. In this case, the peak tariff corresponds to the interval between 7 pm and 9 pm and costs 1.82 times more than the off-peak station tariff.

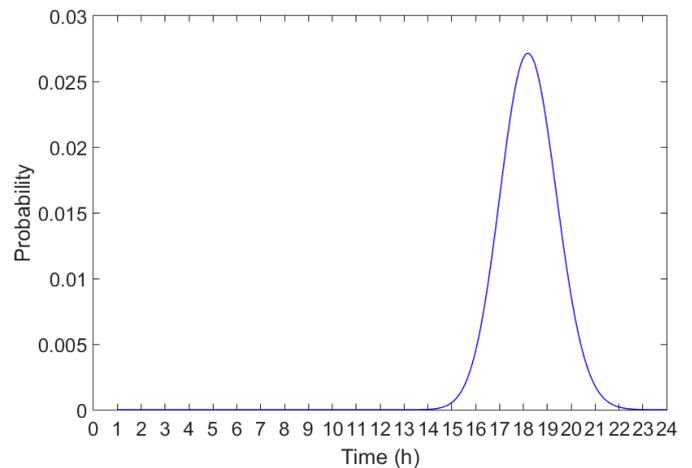


Fig. 3. Initial charging time probability distribution for dumb charging.

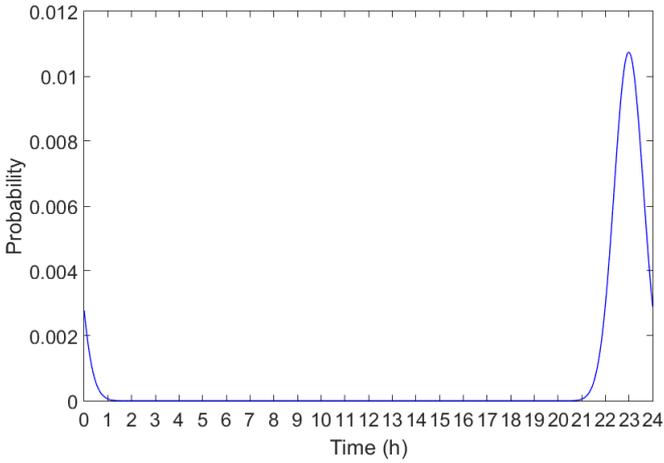


Fig. 4. Initial charging time probability distribution for economic charging.

The off-peak station tariff costs 78,5% of the conventional tariff and is comprised between 11 pm and 5 pm of the next day. Also, for the intermediate tariff station, at 6 pm and 10 pm, the fare costs 1.17 times more expensive than the fare in the off-peak station [24]. This TOU prices brings the conscious consumption incentive through consume habit changing. With this, there is a greater probability that EVs grid connection start time coincide with the low tariff station, after 11 pm. Thus, this is the average time considered in the probability distribution, as determined in Fig. 4.

In this approach, it was decided to discretize the distribution with 1440 points, one for each minute of the day, because this way there is a more pronounced probability around the average value, unlike the approach referring to the dumb charging that presents greater dispersion. This approach is considered more realistic over the connection of all EVs at 11 pm because, despite the tariff incentive, without a system controller it is very unlikely that all users will connect their vehicles at the same time.

IV. MONTE CARLO SIMULATIONS RESULTS AND DISCUSSION

The MCM corresponds to a statistical model operation process, based on a simple concept: the variable x is represented by the probability distribution function $f(x)$ and a cumulative probability function $F(x)$; when defining a new random variable y , which has a uniform distribution over the interval $(0,1)$, the relation between both variables is represented by $y=F(x)$. This way, from the cumulative probability function $F(x)$, is determined the value of x which corresponds to the random number y generated through the Monte Carlo Simulation (MCS) [25]. This simulation consists in the experiment developed to generate random numbers of any probability distribution or stochastic process, in order to numerically evaluate a mathematical model that describes the phenomenon studied, estimating, thus, its behavior [26]. These estimates take into account different EVs penetration levels, starting from the Basis Scenario (0%), as shown in Fig. 5,

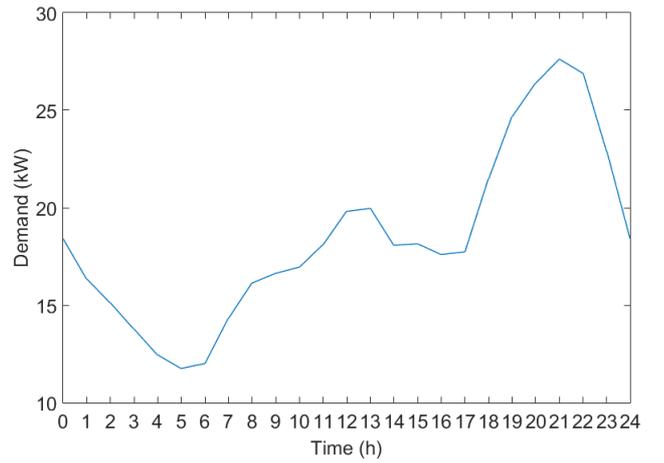


Fig. 5. Basis scenario transformer load curve.

through the EV scenarios encompassing 15%, 30% and 50% of technology insertion, as shown in Fig. 6 and Fig. 7, respectively. It should be noted that, for all cases, the simulations demonstrate the consumption as a function of time, that is, 24 hours a day with one-minute resolution.

The basis scenario does not include EVs insertion. Therefore, from the MCS, the average demand curve for the analyzed transformer was estimated from the sum of the connected consumer demands based on the data presented in Fig. 1 and the consumers partition presented in Table I. The transformer maximum load estimated is approximately 27,6 kW near 9 pm, as shown in Fig. 5, which is equivalent to approximately 40% of the nameplate load considering the adopted power factor. This result will be used as a comparative basis for the subsequent simulations.

The EV Scenarios encompassing 15%, 30% and 50% of technology insertion are estimated through dumb and economic charging strategies. The dumb charging strategy is composed by the sum between the basis scenario transformer load curve with the charging power demand curve estimated with average grid connection time at 6 pm, as shown in Fig. 6.

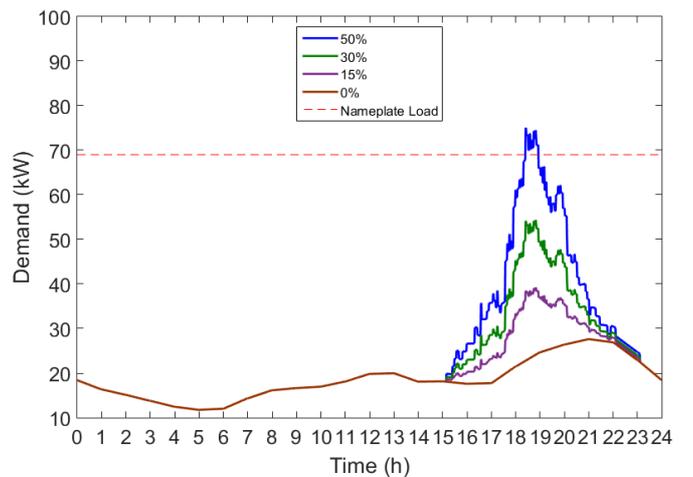


Fig. 6. Dumb charging strategy transformer load curve.

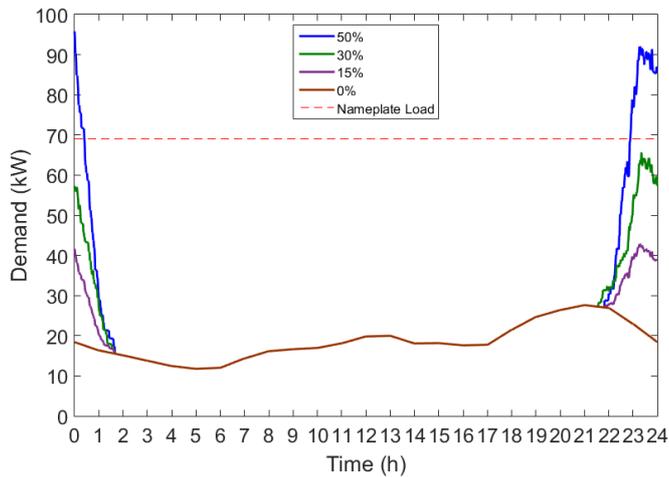


Fig. 7. Economic charging strategy transformer load curve.

In this case, the estimated transformer load reaches approximately 75 kW near 7 pm to 50% EV insertion scenario of dumb charging strategy. For the economic charging strategy with average grid connection time at 11 pm, the transformer load estimated reaches approximately 96 kW near midnight to 50% EV insertion scenario, as shown in Fig. 7. The simulation results are summarized in Table II, which shows the maximum demand reached for different technology penetration levels.

TABLE II
RESULTS RESUME

Penetration Level	Dumb Charging	Economic Charging
50%	75 kW	95,8 kW
30%	54,4 kW	65,7 kW
15%	39,3 kW	42,8 kW
0%	27,6 kW	27,6 kW

It is evident that for penetration levels of up to 30% in both charging strategies the distribution transformer nameplate load is not exceeded. However, the same does not happen for the 50% penetration level, where both charging strategies surpasses the nameplate load (*i.e.*, 69 kW), with the economic charging strategy presenting higher peak demand. It is not uncommon to have distribution transformers operating with some overload degree, but this practice can accelerate the equipment aging process if the load is maintained for long periods. However, some additional load beyond nameplate rating is possible within normal life expectations [27].

On this basis, the distribution transformer load analysis is intended, based on the IEEE Standard C57.91-2011, which states that application of loads in excess of nameplate rating involve some degree of risk [27]. Several factors may influence the values of the maximum permissible loads for distribution transformers, such as the daily load curve, load history, maintenance program, losses, among others [12].

Therefore, the load capability depends on several transformer characteristics which involves a multiple point

temperature calculation, based on top-oil, bottom-oil, conductor, winding, among others temperature analysis that is beyond the present work scope. Focusing on distribution transformer loading limitations, is recommended that short-time loading do not exceed 300% of nameplate rating during a period of half an hour or less [27]. On this basis, is observed that the dumb charging strategy presents 108,7% of nameplate load during a period of half an hour for the higher EV penetration level analyzed, which is within the stipulated limits. On the other hand, the economic charging strategy exceeds the time period specified by the standard, keeping 138,8% of nameplate load during a period of over an hour. Therefore, the equipment operation involves permanent damages potential under these conditions, due to the fact that loading above the nameplate implies thermal aging which it is a cumulative process [27].

Owing to the lack of deterministic data about the distance traveled and grid connection time, both variables was estimated for the pilot city. While the first variable affects the charging duration, the second is related to the system's consumption peak. It should be noted that the transformer loading analysis was based on the premise that, despite EV battery SOC, the charging is performed at the end of user's last trip, regardless of battery life cycles. However, when the vehicle's SOC is above a certain level the charging process can be avoided in order to not compromise the battery life, avoiding an unnecessarily use of a load cycle [28]. The same goal is achieved when a minimum SOC is established to prevent the unloading process from continuing. Both strategies reduce the charge and discharge cycle, thus, reducing the battery degradation. Therefore, assuming the battery life preservation, the charging duration time could be longer due to the greater distance driven before charging, affecting the impacts observed. However, assuming the battery life preservation, maybe less vehicles would be executing the charging process at the same day or the same time.

Regarding to the grid connection time, it was identified that the probability distribution amplitude directly influences the system's peak demand. In another words, the greater the amplitude, lower the impact observed. This is because, with smaller amplitudes there is a higher concentration of probabilities around the mean value, as can be observed in Fig. 4 in detriment to Fig. 3. Reflecting, thus, a larger number of EVs charging at similar moments of time at economic charging strategy. As a consequence, lower load availability and greater propensity to exceed the transformer nameplate load can be observed.

V. CONCLUSIONS

This paper presented the modeling of a distribution transformer load curve comprising EVs insertion through a probabilistic analysis based on MCM. While the basis scenario described the distribution transformer load curve without EVs charging process, the EV scenario comprises the charging

process through two charging strategies: dumb and economic charging.

The results presented a high load availability for the basis scenario, representing approximately 40% of the transformer nameplate rated capacity with the considered power factor according to [15]. However, at penetration levels of 50%, the transformer nameplate loading is exceeded for both EV charging strategies. Thus, as EVs reach significant penetration levels in the private car market, power distributors will need to adapt to a new type of load that features high energy consumption during peak periods. Therefore, significant investments in terms of grid infrastructure for distribution transformers may be required without the aid of demand management technologies. Nevertheless, this scenario is more associated to regions with residential consumer predominance, because given the lack of a public charging infrastructure users tends to home charge.

Among the research next stages, stands out the impact of commercial and small industrial loads associated with residential loads on distribution transformer, as well as the EV participation as a demand response tool through the vehicle-to-grid concept.

ACKNOWLEDGEMENTS

The authors would like to thank DEMEI for making the typical load curves and grid specifications available, in addition to Coordination for the Improvement of Higher Education Personnel (CAPES) and National Council of Scientific Researches (CNPQ) for the financial support.

REFERENCES

- [1] A. Heidi, R. Sampsa, O. Juha, T. Anu, A. Toni, "Process to support strategic decision-making: Transition to electromobility," in *Electric Vehicle Symposium and Exhibition (EVS27)*, Barcelona, Spain, Nov. 2013.
- [2] Brazilian Institute of Geography and Statistics (IBGE), "Cidades," Ijuí, Rio Grande do Sul. [Online]. Available: <http://www.cidades.ibge.gov.br>
- [3] Municipal Energy Department of Ijuí (DEMEI), "Relatório campanha de medidas e caracterização da carga - 4CRTP," Ijuí, RS, Brasil.
- [4] R. Godina, O. Erdiñç, E. M. G. Rodrigues, J. P. S. Catalão, "Innovative impact assessment of electric vehicles charging loads on distribution transformers using real data," *Energy Conversion and Management*, vol. 120, pp. 206-216, Jul. 2016.
- [5] H. Turker, A. Florescu, S. Bacha, D. Chatroux, "Load Rates of Low Voltage Transformers and Medium Voltage Profile Assessments on a Real Distribution Electric Grid based on Average Daily Load Profile (DLP) of a Housing for a High Penetration of Plug-in Hybrid Electric Vehicles (PHEVs)," in *2011 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*, Chicago, United States, Sept. 2011.
- [6] P. Richardson, M. Moran, J. Taylor, A. Maitra, A. Keane, "Impact of electric vehicle charging on residential distribution networks: An Irish demonstration initiative," in *22nd International Conference and Exhibition on Electricity Distribution (CIRED 2013)*, Stockholm, Sweden, Jun. 2013.
- [7] Y. O. Assolani and W. G. Morsi, "Impact of Second-Generation Plug-In Battery Electric Vehicles on the Aging of Distribution Transformers Considering TOU Prices," *IEEE Trans. on Sustainable Energy*, vol. 6, pp. 1606-1614, Aug. 2015.
- [8] Y. Li and P. A. Crossley, "Monte Carlo study on impact of electric vehicles and heat pumps on LV feeder voltages," in *12th IET International Conference on Developments in Power System Protection (DPSP 2014)*, Copenhagen, Denmark, Apr. 2014.
- [9] M. K. Gray and W. G. Morsi, "Power Quality Assessment in Distribution Systems Embedded With Plug-In Hybrid and Battery Electric Vehicles," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 30, no. 2, pp. 663-371, Mar. 2015.
- [10] S. F. Abdelsamad and W. G. Morsi, "Probabilistic Impact of Transportation Electrification on the Loss-of-Life of Distribution Transformers in the Presence of Rooftop Solar Photovoltaic," *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 6, no. 4, Oct. 2015.
- [11] T. Shun, L. Kunyu, X. Xiangning, W. Jianfeng, Y. Yang, Z. Jian, "Charging demand for electric vehicle based on stochastic analysis of trip chain," *IET Generation, Transmission & Distribution*, 2016, vol. 10, no. 11, pp. 2689-2698, May. 2016.
- [12] E. C. Simon, "Impact assessment of electric vehicle charging on distribution systems," M.Sc. dissertation, Dept. Energy Planning, Univ. COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, 2013.
- [13] B. S. M. C. Borba, "Regionalization methodology of motor fuels in Brazilian market," M.Sc. dissertation, Dept. Energy Planning, Univ. COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, 2008.
- [14] National Electric Energy Agency (ANEEL), "Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – PRODIST, Módulo 2 – Planejamento da Expansão do Sistema de Distribuição", Brasil, 2017. [Online]. Available: <http://www.aneel.gov.br/modulo-2>
- [15] National Electric Energy Agency (ANEEL), "Resolução Normativa nº 414, de 9 de Setembro de 2010," Brasil. [Online]. Available: <http://www.aneel.gov.br>
- [16] A. D. C. Bruni, M. P. Bales, "Curvas de intensidade de uso por tipo de veículo automotor da frota da cidade de São Paulo" Environmental State Company of São Paulo (CETESB), São Paulo. [Online]. Available: <http://www.ambiente.sp.gov.br>
- [17] United States Environmental Protection Agency, "Dynamometer Drive Schedules," US. [online]. Available: <https://www.epa.gov/vehicle-and-fuel-emissions-testing/dynamometer-drive-schedules>
- [18] Nissan Motor Company, "Leaf". [online]. Available: <https://www.nissan.pt/veiculos/novos-veiculos/leaf.html>
- [19] Idaho National Laboratory (INL), "Advanced vehicle testing activity - Battery Pack Laboratory Testing Results, 2013 Nissan Leaf S - VIN 7885," Idaho, US, 2016. [online]. Available: <http://avt.inl.gov/>
- [20] United States Department of Energy, "Vehicle Technologies Program – 2013 Nissan Leaf" Idaho National Laboratory (INL), US. [online]. Available: <http://avt.inl.gov/>
- [21] E. L. Karfopoulos and N. D. Hatzigrygiou, "Distributed Coordination of Electric Vehicles Providing V2G Services", *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 31, no. 1, p. 329 – 338, Jan. 2016.
- [22] W. Chen, H. Yan, X. Pei, B. Wu, "A Quasi Monte Carlo Probabilistic Load Flow Method of Distribution System Containing Distributed Generation and Electric Vehicle Charging Load Based on Sobol Sequence," in *China International Conference on Electricity Distribution (CICED 2016)*, Xi'an, China, 2016.
- [23] National Electric Energy Agency (ANEEL), "ANEEL approves white tariff, new option for consumers from 2018," Brasil. [Online]. Available: <http://www.aneel.gov.br>
- [24] National Electric Energy Agency (ANEEL), "Resolução Homologatória nº 2.108," Brasil. [Online]. Available: <http://www.aneel.gov.br>
- [25] E. L. D. Andrade, *Introdução à Pesquisa Operacional*, 4th ed., vol. 1, Rio de Janeiro: LTC, 2011, pp. 123-195.
- [26] D. A. Moreira, *Pesquisa Operacional: curso introdutório*, 2nd ed., vol. 1, São Paulo: Cengage Learning, 2010, pp. 159-296.
- [27] *IEEE Guide for Loading Mineral-Oil-Immersed Transformers and Step-Voltage Regulators*, IEEE Std. C57.91-2011, Mar. 2012.
- [28] L. Zhao and V. Aravinthan, "Strategies of residential peak shaving with integration of demand response and V2H," in: *2013 IEEE PES Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference (APPEEC)*, Kowloon, Hong Kong, Dec. 2013.