KATIA GREGIO DI SANTO

**Gestão ativa da demanda de energia elétrica para consumidores
inseridos em redes inteligentes**

São Paulo
2018

KATIA GREGIO DI SANTO

**Gestão ativa da demanda de energia elétrica para consumidores
inseridos em redes inteligentes**

Tese apresentada à Escola Politécnica da
Universidade de São Paulo para obtenção
do título de Doutora em Ciências

São Paulo
2018

KATIA GREGIO DI SANTO

**Gestão ativa da demanda de energia elétrica para consumidores
inseridos em redes inteligentes**

Tese apresentada à Escola Politécnica da
Universidade de São Paulo para obtenção
do título de Doutora em Ciências

Área de concentração: Sistemas de
Potência

Orientador: Prof. Dr. Marco Antonio Saidel

São Paulo
2018

Este exemplar foi revisado e corrigido em relação à versão original, sob responsabilidade única do autor e com a anuência de seu orientador.

São Paulo, _____ de _____ de _____

Assinatura do autor: _____

Assinatura do orientador: _____

Catálogo-na-publicação

Di Santo, Katia Gregio

Gestão ativa da demanda de energia elétrica para consumidores inseridos em redes inteligentes / K. G. Di Santo – versão corr. – São Paulo, 2018.

137 p.

Tese (Doutorado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Energia e Automação Elétricas.

1. Energia elétrica (Gerenciamento) 2. Baterias elétricas 3. Energia solar 4. Sistemas fotovoltaicos 5. Sistemas elétricos de potência I. Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia de Energia e Automação Elétricas II. t.

Dedico este trabalho ao meu marido Silvio e aos meus pais
Vera e Francisco.

AGRADECIMENTOS

Ao meu orientador Prof. Dr. Marco Antonio Saidel, pela orientação, amizade, oportunidade e pelo conhecimento transmitido ao longo da realização deste trabalho e também ao longo de vários anos de convivência.

Aos Profs. Drs. Nelson Kagan e Sergio Luiz Pereira pelas sugestões e contribuições apresentadas no exame de qualificação.

Ao meu marido, o Prof. Silvio Giuseppe Di Santo, pelo apoio, disponibilidade, paciência e conhecimento transmitido ao longo da realização deste trabalho.

Às demais pessoas que contribuíram, direta ou indiretamente, para a realização deste trabalho.

RESUMO

Neste trabalho foi desenvolvida uma metodologia para realizar a gestão ativa da demanda de energia elétrica de consumidores, providos de armazenamento de energia elétrica e geração solar fotovoltaica, inseridos em redes inteligentes. Tal metodologia pode ser utilizada em instalações residenciais e comerciais. Utilizando estratégias de otimização e inteligência artificial, a metodologia configura um sistema de tomada de decisão para o gerenciador do conversor da bateria, que realiza a gestão da energia armazenada, visando reduzir o custo com energia elétrica para o consumidor final. Esta gestão propicia contribuição com a distribuidora em forma de aumento da reserva de capacidade da rede elétrica nos casos em que a tarifa de energia elétrica for mais cara no horário de pico. De qualquer forma, há potencial postergação da necessidade de expansão da rede elétrica e redução de impactos ambientais advindos da geração convencional de energia elétrica, uma vez que tal gestão de energia propicia redução de consumo de energia elétrica da rede. O mesmo sistema de tomada de decisão do gerenciador do conversor da bateria pode ser utilizado em vários consumidores com características semelhantes (mesmo tipo, localização e tarifação de energia elétrica, e perfil de consumo similar), uma vez que tal sistema é composto por uma rede neural treinada com dados locais. Estudo de caso foi conduzido considerando consumidor residencial na cidade de São Paulo. Foram construídos quinze perfis de consumo, que foram combinados com três perfis de geração solar. A metodologia apresentou desempenho satisfatório, tanto na avaliação da etapa de otimização quanto de treinamento da rede neural, uma vez que as curvas de armazenamento de energia apresentaram comportamentos próximos aos esperados. O sistema de tomada de decisão também respondeu de forma adequada, alterando a curva de carga do consumidor vista pela rede de forma a reduzir o custo diário com energia elétrica e o consumo de energia no horário de pico da residência em todos os casos estudados. A análise econômica apontou a necessidade de encontrar formas de tornar a iniciativa positiva do ponto de vista econômico no estudo de caso realizado.

Palavras-chave: Gestão de energia. Redes Inteligentes. Baterias. Energia Solar Fotovoltaica. Gestão ativa da demanda.

ABSTRACT

This work presents a methodology developed to perform the active demand side management for consumers, provided with energy storage and solar photovoltaic power, inserted in smart grids. Such methodology can be used in residential and commercial installations. Using optimization and artificial intelligence strategies, the methodology sets up a decision-making system for the battery converter manager, which performs energy storage management, in order to reduce the cost with electricity for the final consumer. This management contributes with the utility increasing the grid reserve capacity when the electricity tariff is more expensive during peak hours. Anyway, there is potential postponement of the need to expand the grid, and environmental impacts reduction from conventional power generation, since such power management provides a reduction of the grid electricity consumption. The same decision-making system of the battery converter manager can be used in several consumers with similar characteristics (same type, location and electricity tariff, and similar consumption profile), since this system is composed by a neural network trained with local data. A case study was conducted considering household in the city of São Paulo. Fifteen consumption profiles were built, which were combined with three solar generation profiles. The methodology presented satisfactory performance both in the evaluation of the optimization stage and the neural network training stage, since the energy storage curves presented behaviors close to those expected. The decision-making system also responded adequately, changing the consumer load curve seen by the grid in order to reduce the daily electricity cost, and energy consumption at peak hours of the household in all cases studied. The economic analysis pointed to the need to find ways to make the initiative positive from an economic point of view in the case study carried out.

Keywords: Energy management. Smart Grids. Batteries. Photovoltaic Power. Active demand side management.

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 - Geração inteligente de energia elétrica.....	23
Figura 2.2 - Redirecionamento de energia na distribuição inteligente.....	27
Figura 2.3 - Modelo conceitual da casa inteligente.	29
Figura 2.4 - Fotografia de um carro elétrico - Nissan Leaf.	30
Figura 2.5 - Tarifas TOU para residências e pequenos comércios.	33
Figura 2.6 - Tarifa RTP.....	35
Figura 3.1 - Fluxograma do processo de despacho de armazenamento de energia.....	42
Figura 4.1 - Diagrama do sistema elétrico utilizado para desenvolvimento de metodologia de gestão ativa da demanda.....	64
Figura 4.2 - Diagrama esquemático do STDG.	65
Figura 4.3 - Esquema de treinamento para configuração do STDG.....	66
Figura 4.4 - Fluxograma do processo de otimização.....	72
Figura 4.5 - Rede Perceptron multicamadas.....	73
Figura 4.6 - Topologia da PMC com saídas recorrentes às entradas.	75
Figura 4.7 - Processo de treinamento da rede neural.	77
Figura 5.1 - Curvas de carga típicas residenciais para todas as faixas de consumo.	79
Figura 5.2 - Curvas de carga para os perfis Médio A, Médio B e Médio C.....	82
Figura 5.3 - Curvas de carga residenciais utilizadas para configurar o STDG.	82
Figura 5.4 - Fotografia do sistema de micro geração EXER.	85
Figura 5.5 - Perfis de geração solar fotovoltaica.	86
Figura 5.6 - Curva de tarifa dos dias úteis - Tarifa Branca.	90
Figura 5.7 - Erro Quadrático Médio das etapas de treinamento, validação e teste da RN 19.	94
Figura 5.8 - R2 das etapas de treinamento, validação e teste da RN 19.	94
Figura 5.9 - Energia da Bateria ótima gerada pelo processo de otimização.	95
Figura 5.10 - Potência da bateria ótima gerada pelo processo de otimização.	97
Figura 5.11 - Curvas de Pbateria ótimo e Pbateria RN para perfis Eco- A, Eco- B e Eco- C, considerando os perfis de geração Gmelhor, Gosc e Gpior em dias úteis....	98

Figura 5.12 - Curvas de Pbateria ótimo e Pbateria RN para perfis Médio A, Médio B e Médio C, considerando os perfis de geração Gmelhor, Gosc e Gpior em dias úteis.	99
Figura 5.13 - Curvas diárias de Psolar, Pconsumo, Pbateria, Tenergia e Prede para perfil Médio B Gmelhor em dias úteis.	101
Figura 5.14 - Curvas diárias de Psolar, Pconsumo, Pbateria, Tenergia e Prede para perfil Médio B Gosc em dias úteis.	102
Figura 5.15 - Curvas diárias de Psolar, Pconsumo, Pbateria, Tenergia e Prede para perfil Médio B Gpior em dias úteis.	103
Figura 5.16 - Curvas diárias de Psolar, Pconsumo, Pbateria, Tenergia e Prede para perfil Médio A Gmelhor em dias úteis.	104
Figura 5.17 - Curvas diárias de Psolar, Pconsumo, Pbateria, Tenergia e Prede para perfil Médio B Gmelhor em fins de semana e feriados.	105
Figura 5.18 - Curvas diárias de Psolar, Pconsumo, Pbateria, Tenergia e Prede para perfil Médio B Gosc em fins de semana e feriados.	106
Figura 5.19 - Curvas diárias de Psolar, Pconsumo, Pbateria, Tenergia e Prede para perfil Médio B Gpior em fins de semana e feriados.	107
Figura 5.20 - Evolução do custo do sistema de geração solar fotovoltaico residencial nos Estados Unidos.	114
Figura A.1 - Curvas de Pbateria ótimo e Pbateria RN para perfis Eco A, Eco B e Eco C, considerando os perfis de geração Gmelhor, Gosc e Gpior em dias úteis.	127
Figura B.1 - Curvas diárias de Psolar, Pconsumo, Pbateria, Tenergia e Prede para perfil Médio A Gosc em dias úteis.	131
Figura B.2 - Curvas diárias de Psolar, Pconsumo, Pbateria, Tenergia e Prede para perfil Médio A Gpior em dias úteis.	132
Figura B.3 - Curvas diárias de Psolar, Pconsumo, Pbateria, Tenergia e Prede para perfil Médio C Gmelhor em dias úteis.	132
Figura B.4 - Curvas diárias de Psolar, Pconsumo, Pbateria, Tenergia e Prede para perfil Médio C Gosc em dias úteis.	133
Figura B.5 - Curvas diárias de Psolar, Pconsumo, Pbateria, Tenergia e Prede para perfil Médio C Gpior em dias úteis.	133
Figura B.6 - Curvas diárias de Psolar, Pconsumo, Pbateria, Tenergia e Prede para perfil Médio A Gmelhor em fins de semana e feriados.	134

Figura B.7 - Curvas diárias de Psolar, Pconsumo, Pbateria, Tenergia e Prede para perfil Médio A Gosc em fins de semana e feriados.	134
Figura B.8 - Curvas diárias de Psolar, Pconsumo, Pbateria, Tenergia e Prede para perfil Médio A Gpior em fins de semana e feriados.	135
Figura B.9 - Curvas diárias de Psolar, Pconsumo, Pbateria, Tenergia e Prede para perfil Médio C Gmelhor em fins de semana e feriados.	135
Figura B.10 - Curvas diárias de Psolar, Pconsumo, Pbateria, Tenergia e Prede para perfil Médio C Gosc em fins de semana e feriados.	136
Figura B.11 - Curvas diárias de Psolar, Pconsumo, Pbateria, Tenergia e Prede para perfil Médio C Gpior em fins de semana e feriados.	136

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 - Tarifas TOU da distribuidora Hydro One (Ontário/Canadá).	33
Tabela 3.1 - Comparação dos estudos sobre gestão ativa da demanda.	62
Tabela 5.1 - Equipamentos, consumo mensal e demanda média para construção de curva de carga para os perfis Eco-, Eco, Médio, Sbanja e Sbanja+.	80
Tabela 5.2 - Correspondência entre o perfil de consumo e a curva de carga típica residencial.	81
Tabela 5.3 - Potência máxima da curva de carga para cada perfil de consumo.	83
Tabela 5.4 - Ebateria máx para cada perfil de consumo.	84
Tabela 5.5 - Potência instalada do gerador solar fotovoltaico dimensionado para cada perfil de consumo.	88
Tabela 5.6 - Tarifa branca.	89
Tabela 5.7 - Pconv máx para todos os perfis de consumidor.	91
Tabela 5.8 - Resultados para diversas topologias de RN treinadas.	93
Tabela 5.9 - Custo diário com energia elétrica ao utilizar ou não a gestão ativa da demanda para os diferentes perfis de consumo e geração solar nos dias úteis e FDS.	108
Tabela 5.10 - Consumo diário de energia elétrica da rede ao utilizar ou não a gestão ativa da demanda para os diferentes perfis de consumo e geração solar nos dias úteis.	109
Tabela 5.11 - Custo anual com energia elétrica para Médio A, Médio B e Médio C ao utilizar ou não a gestão ativa da demanda.	111
Tabela 5.12 - Custo dos equipamentos do estudo de caso.	112
Tabela 5.13 - CVAs calculados com e sem utilizar gestão ativa da demanda.	112
Tabela 5.14 - Subsídios necessários para viabilidade econômica da implantação do sistema de gestão ativa da demanda no estudo de caso.	113
Tabela C.1 - Levantamento de custo - painel solar fotovoltaico.	137
Tabela C.2 - Levantamento de preços – baterias de chumbo-ácido estacionárias Freedom.	137
Tabela C.3 - Composição do banco de baterias.	137

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AMI	<i>Advanced Metering Infrastructure</i> (Infraestrutura de medição avançada)
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
BPSO	<i>Binary Particle Swarm Optimization</i> (Otimização por enxame de partículas binárias)
CELPE	Companhia Energética de Pernambuco
COPEL	Companhia Paraense de Energia
CPP	<i>Critical Peak Pricing</i> (Tarifa de precificação com pico crítico)
CVA	Custo do ciclo de vida anualizado
DEC	Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora
Eco A	Perfil de consumo de energia elétrica Eco A
Eco- A	Perfil de consumo de energia elétrica Eco- A
Eco B	Perfil de consumo de energia elétrica Eco B
Eco- B	Perfil de consumo de energia elétrica Eco- B
Eco C	Perfil de consumo de energia elétrica Eco C
Eco- C	Perfil de consumo de energia elétrica Eco- C
EQM	Erro Quadrático Médio
FDS	Fins de semana/feriados
FO	Função objetivo
Gmelhor	Perfil de geração solar de curva mais próxima à ideal
Gosc	Perfil de geração solar de curva com considerável oscilação de potência de geração ao longo do dia
Gpior	Perfil de geração solar de curva de geração consideravelmente prejudicada
ITC	<i>Investment Tax Credit</i> (Crédito fiscal de investimento)
MACRS	<i>Modified Accelerated Cost Recovery System</i> (Sistema de Recuperação de Custos Acelerado Modificado)
ME	Medidor de energia elétrica
Médio A	Perfil de consumo de energia elétrica Médio A
Médio B	Perfil de consumo de energia elétrica Médio B

Médio C	Perfil de consumo de energia elétrica Médio C
MIP	<i>Mixed-Integer Programming</i> (Programação Misto-Inteira)
MPC	<i>Model Predictive Controller</i> (Controlador preditivo multivariável)
NARX	<i>Nonlinear Auto-Regressive with eXogenous inputs</i> (Rede neural PMC de saída recorrente à entrada)
OCDE	Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico
ONS	Operador Nacional do Sistema
ONU	Organização das Nações Unidas
PL	Projeto de Lei
PLS	Projeto de Lei do Senado
PMC	Perceptron Multicamadas
PSO	<i>Particle Swarm Optimization</i> (Otimização por enxame de partículas)
RN	Rede Neural
RNorm	Resolução Normativa
RTP	<i>Real Time Pricing</i> (Tarifa de precificação em tempo real)
Sbanja A	Perfil de consumo de energia elétrica Sbanja A
Sbanja B	Perfil de consumo de energia elétrica Sbanja B
Sbanja C	Perfil de consumo de energia elétrica Sbanja C
Sbanja+ A	Perfil de consumo de energia elétrica Sbanja+ A
Sbanja+ B	Perfil de consumo de energia elétrica Sbanja+ B
Sbanja+ C	Perfil de consumo de energia elétrica Sbanja+ C
SIN	Sistema Interligado Nacional
SQL	<i>Structured Query Language</i> (Linguagem de Consulta Estruturada)
STDG	Sistema de Tomada de Decisão do Gerenciador do conversor da bateria
TE	Tarifa de Energia
TOU	<i>Time of Use</i> (Tarifa de tempo de uso)
TUSD	Tarifa de Uso do Sistema de Distribuição

LISTA DE SÍMBOLOS

Δt	Tempo de duração
μ	Coeficiente de energia
CA	Custo anual do consumidor com energia elétrica
CI	Investimento inicial
crédito	Valor em moeda/dia referente ao fornecimento de energia elétrica à rede
custo	custo diário total com energia elétrica para o consumidor
débito	Valor em moeda/dia referente ao consumo de energia elétrica da rede
DesN	Desnormalização
dt	Intervalo de tempo
D _{tarifa}	Diferenciação na cobrança da tarifa de energia elétrica (dia útil e fim de semana/feriado)
E	Consumo diário de energia elétrica da unidade consumidora
E _{bateria máx}	Energia máxima para carga e descarga da bateria
E _{bateria ótima}	Energia ótima da bateria
E _{bateria}	Energia da bateria
E _{rede}	Consumo diário de energia elétrica da rede
ε	Coeficiente de consumo próprio
FRC (i,N)	Fator de recuperação do capital a uma taxa de desconto i em N períodos considerados
HSP	Horas de sol pleno
In	Grau de importância do conforto do usuário frente ao pagamento pela energia elétrica
k	Instante
N	Normalização
P _{base}	Potência instalada na unidade consumidora
P _{bateria ótima}	Potência ótima da bateria
P _{bateria}	Potência da bateria
P _{consumo}	Potência da curva de carga do consumidor
P _{conv máx}	Potência máxima do conversor da bateria

$perda_{bateria}$	Perdas da bateria
$perda_{conv}$	Perdas do conversor da bateria
P_{PV}	Potência instalada do painel fotovoltaico
P_{rede}	Demanda de potência da rede da distribuidora de energia elétrica
P_{solar}	Potência de geração solar
T_{CD}	Tempo de carga e/ou descarga total da bateria
TD	Taxa de desempenho
$T_{energia}$	Tarifa de energia elétrica
ts	Vetor de horários agendados
x	Percentual de controle da bateria por parte do consumidor
$\eta_{bateria}$	Rendimento da bateria
η_{conv}	Rendimento do conversor da bateria

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	OBJETIVO	15
1.2	MOTIVAÇÃO.....	16
1.3	ESTRUTURA DO TRABALHO.....	19
2	REDES INTELIGENTES	20
2.1	GERAÇÃO	23
2.2	TRANSMISSÃO	25
2.3	DISTRIBUIÇÃO.....	26
2.4	CONSUMO	28
2.4.1	Casa inteligente	28
2.4.2	Programas de resposta pelo lado da demanda	32
2.5	REDES INTELIGENTES NO BRASIL	35
3	GESTÃO ATIVA DA DEMANDA	40
4	METODOLOGIA.....	63
4.1	PROCESSO DE OTIMIZAÇÃO.....	67
4.2	PROCESSO DE TREINAMENTO DA REDE NEURAL.....	72
5	ESTUDO DE CASO.....	78
5.1	CONFIGURAÇÃO DO STDG.....	78
5.1.1	Dados.....	78
5.1.2	Definição da rede neural	92
5.1.3	Avaliação do processo de otimização	95
5.1.4	Avaliação do processo de treinamento da rede neural.....	97
5.2	RESULTADOS.....	100
5.3	AVALIAÇÃO ECONÔMICA.....	110
6	CONCLUSÕES	116
	REFERÊNCIAS.....	120
	APÊNDICE A – Avaliação do processo de treinamento da RN	127
	APÊNDICE B – Resultados do estudo de caso.....	131
	APÊNDICE C – Levantamento de custos de equipamentos.....	137

1 INTRODUÇÃO

1.1 OBJETIVO

O objetivo deste trabalho é desenvolver uma metodologia para realizar a gestão ativa da demanda de energia elétrica de consumidores residenciais e comerciais inseridos em redes inteligentes, providos de armazenamento de energia elétrica e geração solar fotovoltaica. Tais consumidores podem ser tarifados de forma diferenciada ao longo dos postos horários do dia.

A metodologia proposta utiliza estratégias de otimização e inteligência artificial para configurar um sistema de tomada de decisão a ser alocado no gerenciador do conversor de energia da bateria, o qual é responsável por realizar tal gestão de demanda.

A referida gestão na demanda de energia elétrica promove uma alteração na curva de carga do consumidor vista pela distribuidora baseada em um critério energético, que no caso é o preço da energia elétrica.

Desta forma, procura-se, prioritariamente, reduzir o custo com energia elétrica para o consumidor final. Caso a tarifa de energia elétrica seja mais cara nos horários de maior carregamento da rede, a metodologia propicia contribuição com a distribuidora em forma de aumento da reserva de capacidade da rede elétrica, uma vez que o consumo de energia elétrica visto pela rede é reduzido no horário de pico.

Como objetivos secundários, o trabalho visa contribuir em forma de possível postergação de investimentos em expansão das redes elétricas e redução de impactos ambientais advindos da geração convencional de energia elétrica, uma vez que o emprego da gestão ativa da demanda propicia redução do consumo de energia elétrica da rede. Além disso, por se tratar de um material disponível para consulta pública após a defesa da tese, este trabalho também pretende contribuir

com a disseminação de conhecimento a respeito de redes inteligentes e gestão ativa da demanda.

1.2 MOTIVAÇÃO

A motivação para realização deste trabalho, resumida ao final deste item, surgiu do contexto explanado nos parágrafos a seguir.

Segundo a International Energy Agency (2017a), a principal fonte primária para geração de energia elétrica no mundo é o carvão, representando 39,3% de toda eletricidade gerada, seguida do gás natural, 22,9%, ou seja, fontes não renováveis de energia. A fonte hídrica, renovável, aparece em terceiro lugar, correspondendo a somente a 16%. Logo após aparece a energia nuclear, 10,6%, seguida das outras fontes renováveis de energia (geração geotérmica, solar, eólica, maré, biocombustíveis, calor, biomassa e outras) representando 7,1%, e por último petróleo com 4,1%.

O uso intensivo de fontes não renováveis para geração de energia elétrica representa uma ameaça à segurança energética dos países, uma vez que tais recursos são limitados. Além disso, causam sérios impactos ambientais devido à emissão de gases de efeito estufa e, conseqüentemente, levam ao agravamento das mudanças climáticas.

Desta forma, é necessário diversificar a matriz de geração de energia elétrica para que opere de forma mais segura, menos impactante ao meio ambiente e com maior aproveitamento dos recursos energéticos renováveis. Em consequência do aumento da geração de energia elétrica por meio de fontes renováveis, o sistema elétrico deve se adaptar à inserção de fontes de energia distribuídas e intermitentes, uma vez que o despacho da geração de energia elétrica é realizado de forma centralizada no sistema elétrico convencional.

Quanto à projeção da demanda por energia elétrica no mundo, o cenário intermediário do estudo conduzido pela International Energy Agency (2014) aponta, no período de 2011 a 2050, um aumento de aproximadamente 16% na demanda dos países membros da Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE) e 300% nos países não membros da OCDE. Esta disparidade na tendência de aumento da demanda, previamente constatada em estudo anterior conduzido por International Energy Agency apud International Energy Agency (2011a), é justificada pelo fato dos países desenvolvidos atualmente já apresentarem altas taxas de demanda por energia elétrica ao contrário dos países em desenvolvimento, que devem aumentar o consumo de energia elétrica para alavancar o desenvolvimento econômico e suportar o aumento populacional. A Organização das Nações Unidas (ONU) prevê um aumento populacional no mundo de 7,6 bilhões em 2017 para 9,8 bilhões em 2050, representado principalmente pelos países em desenvolvimento (ORGANIZAÇÃO DAS NAÇÕES UNIDAS, 2017). Diante deste cenário, é vista a necessidade, por parte dos países, de suprir a crescente demanda por energia elétrica de forma sustentável.

Quanto à entrada de produtos diversificados no mercado, segundo projeções de International Energy Agency (2017b), o estoque mundial de carros elétricos tende a aumentar significativamente até 2030, de 2 milhões atuais para 56 milhões considerando o cenário base, 160 milhões no cenário intermediário ou 200 milhões no cenário otimista. Em relação ao armazenamento de energia elétrica, a implantação de baterias cresceu mais de 50% em 2016 (INTERNATIONAL ENERGY AGENCY, 2017b). Desta forma, o sistema elétrico deve estar preparado para receber estas novas tecnologias, uma vez que devem ser disponibilizados pontos de carregamento e a demanda de energia ao longo do dia terá outro perfil.

Portanto, diante da necessidade de segurança energética, redução dos impactos ambientais relacionados à geração de energia elétrica pela diversificação da matriz energética, suprimimento da demanda crescente por energia elétrica de forma sustentável, entrada de novas tecnologias no mercado (baterias, carros elétricos etc) e adaptação das redes elétricas para receber fontes renováveis de energia intermitentes, as redes inteligentes vêm ao encontro de tais desafios, representando

uma tendência mundial aos sistemas elétricos de potência. Além disso, segundo a International Energy Agency (2011a), as redes inteligentes permitem também melhor gestão dos ativos, aprimoramento do desempenho da operação e redução de perdas.

A partir das redes inteligentes, torna-se possível e promissora a implementação de sistemas para realizar a gestão ativa da demanda de energia elétrica em unidades consumidoras. Desta forma, neste trabalho é desenvolvida uma metodologia para realizar a gestão ativa da demanda de consumidores inseridos em redes inteligentes, providos de geração solar distribuída e armazenamento de energia.

Na literatura constam diversos estudos de gestão ativa da demanda de unidades consumidoras, diferenciados não só pela metodologia aplicada, mas também pelo tipo de consumidor e componentes de redes inteligentes considerados. O diferencial deste trabalho em relação ao estado da arte, apresentado no capítulo 3, é a utilização em conjunto de ferramentas de otimização e inteligência artificial na metodologia proposta para realizar a gestão ativa da demanda, além de tal metodologia poder ser aplicada tanto em instalações residenciais quanto comerciais.

Ao desenvolver um sistema de tomada de decisão para gestão ativa da demanda de energia elétrica de consumidores, este estudo pretende contribuir, em primeiro plano, com o consumidor final, visando reduzir o custo com energia elétrica e, em segundo plano, com a distribuidora de energia elétrica, visando aumentar a reserva de capacidade da rede nos casos em que a tarifa de energia elétrica for mais cara no horário de pico. De qualquer forma, há potencial contribuição na postergação de investimentos em expansão das redes elétricas e na redução de impactos ambientais advindos da geração convencional de energia elétrica.

1.3 ESTRUTURA DO TRABALHO

O trabalho está estruturado da seguinte forma:

- **Capítulo 1:** Apresenta a introdução do trabalho, contendo o objetivo, a motivação e a estrutura do mesmo.
- **Capítulo 2:** Apresenta conceitos de redes inteligentes.
- **Capítulo 3:** Apresenta a conceituação do tema gestão ativa da demanda e sua revisão bibliográfica.
- **Capítulo 4:** Descreve a metodologia proposta de gestão ativa da demanda de consumidores inseridos em redes inteligentes.
- **Capítulo 5:** Apresenta um estudo de caso conduzido para residência tipo na cidade de São Paulo.
- **Capítulo 6:** Traz as conclusões do trabalho.

2 REDES INTELIGENTES

Um sistema elétrico de potência é um conjunto de equipamentos e instalações de geração, transmissão, distribuição e medição de energia elétrica, cujo papel é atender à demanda por energia elétrica da população. Segundo Yu et al (2011), nas redes elétricas tradicionais, a eletricidade é gerada de forma centralizada, depois é transmitida até as subestações e por fim é distribuída aos clientes, seguindo sempre um caminho unidirecional por toda a rede.

A rede inteligente, ou do inglês *smart grid*, pode ser definida como sistema elétrico de potência complexo e de infraestrutura moderna, composta por controles automatizados e tecnologias de sensoriamento, comunicação e medição, além de técnicas modernas de gestão de energia elétrica (GÜNGÖR et al, 2011).

Segundo International Energy Agency (2011a), a rede inteligente deve ter a habilidade de gerenciar as necessidades e capacidades de todos os atores envolvidos, desde a geração até o consumidor final de energia elétrica, operando de forma eficiente, diminuindo custos e impactos ambientais, além de aumentar a qualidade, confiabilidade e flexibilidade da rede.

A confiabilidade da rede engloba conceitos de suficiência no fornecimento de energia elétrica, medida pela eficiência da operação e disponibilidade de fontes de geração, e segurança energética, que corresponde ao tratamento de interrupções de energia e proteção contra ataques físicos e cibernéticos. A flexibilidade da rede é a capacidade do sistema elétrico de se adaptar às mudanças bruscas na geração de energia, tal como a operação com fontes intermitentes, e no consumo de energia, como flutuações inesperadas na demanda (INTERNATIONAL ENERGY AGENCY, 2011a).

A definição para redes inteligentes não é universal, ou seja, não existe um formato específico para que um determinado sistema de potência possa ser chamado de rede inteligente. As redes inteligentes envolvem várias técnicas e tecnologias distintas, sendo implementadas em cada local de forma e proporção diferenciadas,

dependendo da estrutura (existência de regulamentações, compatibilidade com tecnologias locais, atratividade comercial e disponibilidade de investimento), e das principais necessidades locais.

No Brasil, os principais motivadores para a implantação das redes inteligentes são: necessidade de reduzir custos, aumentar a confiabilidade e qualidade dos serviços energéticos, reduzir perdas técnicas e comerciais, preparar a rede para o futuro e promover a sustentabilidade ambiental (CAMARGO, 2015; RIVERA et al, 2013).

Já nos Estados Unidos, os motivadores são: necessidade de reduzir de custos e emissões de gases de efeito estufa advindos da geração de energia elétrica, criar novos mercados, garantir a segurança energética contra ataques cibernéticos e eventos naturais, aumentar a confiabilidade e qualidade da rede e acomodar fontes intermitentes e armazenamento na rede (CENTRO DE GESTÃO E ESTUDOS ENERGÉTICOS, 2012).

Na Europa, os motivadores são: necessidade de promover a sustentabilidade por meio da eficiência energética e do uso de fontes renováveis, aumentar a eficácia da rede elétrica para tornar os países mais competitivos e garantir a segurança no fornecimento de energia (CENTRO DE GESTÃO E ESTUDOS ENERGÉTICOS, 2012).

De forma geral, as principais características das redes inteligentes são (INTERNATIONAL ENERGY AGENCY, 2011a):

- Participação do consumidor de energia: o consumidor pode contribuir com a confiabilidade da rede ao alterar seu padrão de consumo de energia. Isto é possível devido à implementação de novas tecnologias, provisão de informações de consumo em tempo real, novas formas de precificação de energia e incentivos.
- Acomodação de diversas fontes de geração e armazenamento de energia elétrica: a rede inteligente deve acomodar qualquer tipo de geração de energia, sendo ela centralizada ou distribuída, além de convencional ou intermitente renovável, bem como o armazenamento de energia.

- Disponibilização de novos produtos, serviços e mercados: com a concorrência, o consumidor tem à disposição maior variedade na escolha por produtos e serviços.
- Diferenciação da qualidade de energia: a qualidade da energia fornecida pode ser diferente conforme as necessidades de cada consumidor, sendo quanto maior a qualidade, maior o preço cobrado pela energia elétrica.
- Otimização de ativos e eficiência na operação: a rede inteligente busca sempre otimizar a utilização de seus ativos e operar de forma mais eficiente.
- Operação resiliente a distúrbios, ataques e desastres naturais: a rede inteligente deve ter a capacidade de reagir a eventos inesperados, isolando a parte afetada até que volte à condição normal. Isto permite reduzir as interrupções de fornecimento de energia e auxiliar os operadores no gerenciamento da rede.

Os principais desafios para implantação das redes inteligentes são (CENTRO DE GESTÃO E ESTUDOS ENERGÉTICOS, 2012):

- Desenvolvimento de modelo de mercado com o objetivo de tornar a rede inteligente viável.
- Estabelecimento de padrões de interoperabilidade e de segurança para equipamentos e sistemas.
- Desenvolvimento de novas aplicações (equipamentos, *softwares* e sistemas).
- Promoção da segurança energética por meio de mecanismos de proteção e controle de dados para impedir violações das informações que trafegam na rede.
- Estabelecimento de políticas e regulamentações.
- Promoção da interação e do envolvimento dos consumidores para criar consciência sobre a importância da rede inteligente.
- Promoção de política industrial para garantir a sustentabilidade da cadeia produtiva.
- Acompanhamento da evolução do tema no mundo, incorporando experiências válidas de projetos de redes inteligentes.

Conforme modelo conceitual de NIST apud Centro de Gestão e Estudos Energéticos (2012), as redes inteligentes abrangem os seguintes domínios: geração,

transmissão, distribuição e usuário final (consumidor), detalhados nos itens 2.1 a 2.4, além de mercados (operadoras e participantes do mercado de energia), operadores de rede (gerenciadores do fluxo de energia elétrica na rede) e provedores de serviços (fornecedores de utilidades e serviços aos clientes finais).

O item 2.5 apresenta o estado de desenvolvimento das redes inteligentes no Brasil.

2.1 GERAÇÃO

A geração de energia elétrica pode ser realizada por meio de fontes de energia não renováveis, tais como combustíveis fósseis (carvão, gás natural e petróleo) e urânio, e renováveis, tais como: solar, hídrica, eólica e biomassa.

Numa rede inteligente a geração de energia integra a geração convencional centralizada, realizada a partir de hidrelétricas e termelétricas (nuclear ou a combustíveis fósseis), com a geração distribuída renovável, realizada em unidades consumidoras e/ou em produtores independentes. A Figura 2.1 ilustra o conceito de geração inteligente de energia.

Figura 2.1 - Geração inteligente de energia elétrica.

Fonte: Adaptado de United States Department of Energy (2014).

Segundo Saidel (2012), existe uma tendência de aumento progressivo da participação da geração distribuída no sistema elétrico, cujo despacho não é realizado de forma central e é localizada próxima aos centros de carga. Esta geração distribuída pode ser realizada por pequenas centrais hidrelétricas, usinas solar fotovoltaicas, eólicas e a biomassa.

No caso das unidades consumidoras residenciais, a geração distribuída de energia pode ser realizada por meio de painéis solares ou pequenas turbinas eólicas. Neste caso, a energia produzida é consumida na própria residência, reduzindo o consumo de energia da rede. Se a energia produzida for maior do que a demandada pela residência, a parcela excedente pode ser compensada pela distribuidora de energia, processo chamado de compensação de energia elétrica, do inglês *net metering*.

No Brasil, a compensação de energia elétrica é regulamentada pela Resolução Normativa da Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) 482/2012, atualizada pela 687/2015, que estabelece que unidades consumidoras residenciais providas de micro ou mini distribuída podem compensar a energia ativa injetada na rede de distribuição, a qual é convertida em crédito para ser utilizada pelo consumidor num prazo de 60 meses, respeitando os diferentes postos tarifários, se houver. A distribuidora deve cobrar, no mínimo, o custo de disponibilidade de energia, que no caso corresponde ao valor em moeda corrente de 50 kWh/mês (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, 2012a; AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, 2015; PINHO & GALDINO, 2014).

Os produtores independentes que operam interligados à rede de distribuição em baixa tensão podem dar origem ao modelo de micro/minirrede, ou seja, um sistema de energia que pode operar de forma autônoma ou como parte da rede de distribuição, sendo conectado por um ponto de acoplamento. Uma microrrede tem a abrangência de um quarteirão ou de uma pequena cidade (MANASSERO JÚNIOR, 2011). Quando várias micro/minirredes estão conectadas entre si e operam de forma conjunta surge o conceito de Planta Virtual de Geração, que passa a ser operada por uma entidade de controle central pois assume a grandeza de uma planta convencional de geração (CENTRO DE GESTÃO E ESTUDOS ENERGÉTICOS, 2012).

Como vantagens da inserção da geração distribuída no sistema elétrico podem ser citadas: redução de perdas, baixo impacto ambiental, diversificação da matriz energética, menor tempo de implantação, aumento da confiabilidade da rede e postergação de investimentos em distribuição e transmissão (SAIDEL, 2012). Além disso, no caso da geração distribuída residencial, existe a possibilidade de unidades geradoras locais suprirem uma região afetada pela falta de energia até que o problema seja resolvido pela distribuidora, operação denominada ilhamento (UNITED STATES DEPARTMENT OF ENERGY, 2014).

As dificuldades encontradas na implantação da geração distribuída são: intermitência na geração devido ao comportamento das fontes primárias (solar e eólica) e sua disponibilidade (biomassa); custo da implantação; aumento da complexidade da rede devido ao fluxo bidirecional de energia; necessidade de mudança em procedimentos de segurança das distribuidoras; aumento de distorção harmônica na rede; e dificuldade de controle da tensão na rede nos períodos de carga leve (LOPES, 2011 apud CENTRO DE GESTÃO E ESTUDOS ENERGÉTICOS, 2012).

2.2 TRANSMISSÃO

O sistema de transmissão de energia é composto por linhas de transmissão que transportam a energia elétrica em alta tensão por longas distâncias, dos geradores até as subestações das distribuidoras de energia elétrica (YU et al, 2011).

A transmissão inteligente de energia elétrica é caracterizada pelo uso extensivo de sistemas de automação, supervisão, controle e comunicação e ferramentas computacionais, sendo que as subestações conectadas a elas devem ser automatizadas (MANASSERO JÚNIOR, 2011).

Tal forma de transmissão inteligente de energia elétrica possibilita a postergação de investimentos em novas linhas de transmissão para atender a demanda por energia

elétrica e aprimorar a confiabilidade do sistema elétrico. Porém, a migração de um sistema de transmissão convencional para um sistema inteligente enfrenta diversas barreiras, tais como: o estado atual tecnológico do sistema de transmissão, que determina os investimentos necessários, a existência de regulamentações para conexão de novos produtores de energia e a política energética existente no país (DI SANTO et al, 2015a).

2.3 DISTRIBUIÇÃO

O sistema de distribuição de energia elétrica tem a função de conectar as subestações da distribuidora aos consumidores finais. Segundo a Associação Brasileira de Distribuidores de Energia Elétrica (2014), é um sistema ramificado composto por fios condutores, transformadores e equipamentos de medição, controle e proteção.

Um sistema de distribuição inteligente possui alimentadores automatizados que permitem manobras de chaves para balanceamento das cargas, reestabelecimento do fornecimento de energia e operação dos capacitores para controle de tensão da rede, além da infraestrutura de medição avançada, do inglês, *Advanced Metering Infrastructure* (AMI). A AMI permite a leitura automática de medidores, comunicação direta do consumidor à distribuidora, emprego de ações de resposta pelo lado da demanda e controle de carga dos consumidores (MANASSERO JÚNIOR, 2011).

O principal componente da distribuição inteligente é a capacidade de detecção e resposta automáticas às interrupções de energia elétrica na rede, conceito chamado de *self-healing*, o que torna o sistema auto solucionável com mínima ou nenhuma intervenção humana. Nas redes convencionais a distribuidora toma conhecimento das interrupções por meio da ligação dos clientes relatando falta de energia e, então, desloca funcionários para os locais afetados para realizar o religamento de forma manual, ou seja, é um processo lento para solucionar as interrupções. Com a distribuição inteligente, por meio dos medidores eletrônicos instalados nas unidades

consumidoras e sensores espalhados pela rede de distribuição, a detecção da interrupção é realizada de forma automática e a resposta é o chaveamento automático de acordo com a melhor solução disponível no momento, beneficiando o consumidor pela agilidade do processo e reduzindo custos das distribuidoras com deslocamento da equipe de manutenção (DONGLI et al, 2011; UNITED STATES DEPARTMENT OF ENERGY, 2014).

Segundo United States Department of Energy (2014), outro benefício da distribuição inteligente é a habilidade de otimizar o balanço de energia ativa e reativa. Além disso, ao ocorrer uma falta na rede é possível isolar o local afetado e redirecionar a energia por caminhos alternativos, mantendo a confiabilidade da rede, como mostra a Figura 2.2. A distribuição inteligente pode incorporar tecnologias de segurança que minimizam a possibilidade de acidentes quando pessoas encontram fios caídos no chão.

Figura 2.2 - Redirecionamento de energia na distribuição inteligente.

Fonte: Adaptado de United States Department of Energy (2014).

2.4 CONSUMO

O consumo inteligente torna-se possível por meio do emprego de tecnologias, programas e ações do lado da demanda. Desta forma, segundo o Centro de Gestão e Estudos Energéticos (2012), devido a modificação na curva de carga das unidades consumidoras, as redes inteligentes passam a oferecer oportunidades aos consumidores, na redução dos custos com energia elétrica, e também às distribuidoras, na operação mais eficiente e confiável.

Com o intuito de apresentar as tecnologias inteligentes que podem ser utilizadas em unidades consumidoras, o item 2.4.1 apresenta os principais componentes de uma casa inteligente.

Para que o consumidor e a distribuidora possam usufruir das vantagens das redes inteligentes, existem programas e ações do lado da demanda. Os principais programas de resposta pelo lado da demanda são detalhados no item 2.4.2. As ações referem-se à gestão ativa da demanda, objeto desta Tese, que é conceituada no capítulo 3, onde também é apresentada uma revisão bibliográfica sobre o tema.

2.4.1 Casa inteligente

A partir da casa inteligente espera-se o aumento da automação residencial, a melhoria da gestão de energia e a redução das emissões de gases de efeito estufa (AL-SUMAITI et al, 2014). Para tanto, existem diversos componentes disponíveis, esquematizados pelo modelo conceitual da Figura 2.3.

Figura 2.3 - Modelo conceitual da casa inteligente.

Fonte: (DI SANTO et al, 2015a).

A interface entre o consumidor e a distribuidora de energia é realizada pelo medidor inteligente, um equipamento digital que realiza medição bidirecional de energia, ou seja, da energia consumida e gerada pela unidade consumidora.

Por meio do medidor inteligente as distribuidoras podem enviar sinais, às unidades consumidoras, necessários à tomada de decisão sobre aumento ou diminuição do consumo de energia elétrica. Além disso, por meio dos medidores as distribuidoras têm acesso à informação do consumo real de seus centros de serviço, ou seja, da diferença entre consumo e geração de energia das unidades consumidoras (UNITED STATES DEPARTMENT OF ENERGY, 2014).

Na casa inteligente existe o conceito de gerenciamento de energia, ou seja, um sistema de gerenciamento que serve de interface entre o medidor inteligente e os equipamentos domésticos. Este sistema permite o controle local e remoto das cargas residenciais.

A partir desse sistema é possível conhecer, em tempo real, o consumo total e por equipamento inteligente, informações que podem ser disponibilizadas em computadores e dispositivos móveis. Além disso, o sistema de gerenciamento exibe informações em tempo real das tarifas praticadas e alertas de sobrecarga da rede elétrica advindos da distribuidora, permitindo o controle de cargas do consumidor (UNITED STATES DEPARTMENT OF ENERGY, 2014).

A partir do sistema de gerenciamento de energia, os consumidores podem programar o horário de funcionamento de seus equipamentos ou permitir que eles respondam aos sinais de alerta da distribuidora de energia. Como exemplo, os aparelhos de ar condicionado recebem um sinal da distribuidora e estendem o tempo dos seus ciclos para reduzir a carga na rede ou lava-louças são programadas pelos usuários para operarem fora do horário de pico (SAIDEL, 2012; UNITED STATES DEPARTMENT OF ENERGY, 2014).

O veículo elétrico, do inglês *Plug-in Electric Vehicle*, é uma tendência mundial (LI et al, 2014). Está sendo produzido por algumas montadoras, tais como Ford (Ford Electric Focus) e Nissan (Nissan Leaf), e outras estão produzindo exemplares híbridos, como o Chevrolet Volt. A figura 2.4 mostra um exemplo de carro elétrico.

Figura 2.4 - Fotografia de um carro elétrico - Nissan Leaf.

Fonte: (SLASH GEAR, 2011).

Os veículos elétricos têm como vantagens a redução da dependência de petróleo e a não emissão de poluentes durante o uso, porém, a emissão de poluentes no processo de geração de energia deve ser considerada (UNITED STATES DEPARTMENT OF ENERGY, 2014).

Segundo United States Department of Energy (2014), o veículo elétrico, como qualquer carga inteligente, pode alterar seu ciclo de carregamento em função de um alerta emitido pela distribuidora ou mesmo ser programado para carregar no horário do pico da geração renovável, de forma a operar de forma mais sustentável.

Os veículos elétricos podem servir como fonte distribuída de energia quando estiverem com as baterias carregadas. Este conceito chama-se *vehicle to grid*, onde a energia armazenada nas baterias serve para suprir a demanda da residência em períodos críticos de pico e interrupções no fornecimento de energia. Esta ação pode ser incentivada pela distribuidora para compensar o desgaste da bateria por carregamento extra para fins de suprimento da demanda (UNITED STATES DEPARTMENT OF ENERGY, 2014).

Para que o mercado de veículos elétricos se desenvolva é necessária a implantação de estações de carregamento nas cidades, aprimoramento das baterias e oferecimento de incentivos governamentais, tais como incentivos fiscais ou redução de impostos, o que está sendo praticado em vários países desenvolvidos (CENTRO DE GESTÃO E ESTUDOS ENERGÉTICOS, 2012). Segundo o United States Energy Information Administration (2017), projeções apontam que em 2040 o setor de transportes será responsável por 4% da demanda por energia elétrica no mundo devido ao aumento do número de veículos elétricos e uso de eletricidade para expansão ferroviária.

Além disso, a bateria dos carros elétricos pode operar em conjunto com as fontes renováveis intermitentes de uma residência, servindo como ferramenta auxiliar na realização da gestão ativa da demanda (DI SANTO et al, 2015a).

O consumo de energia da rede em uma residência inteligente pode ser reduzido e gerenciado pela implantação de geração distribuída e armazenamento de energia. Segundo Del Granado et al (2014), o armazenamento de energia pode ser utilizado com fins operacionais (aumentando a reserva de capacidade da rede de distribuição), financeiros (reduzindo o valor da conta de energia do consumidor) ou para equalizar a geração distribuída intermitente.

2.4.2 Programas de resposta pelo lado da demanda

Os consumidores podem contribuir com a rede elétrica alterando seu padrão de consumo de energia, e isso pode ser incentivado pelos programas de resposta pelo lado da demanda das distribuidoras de energia. Estes programas podem ser baseados em incentivos financeiros, ofertas de redução de demanda e opções tarifárias de energia elétrica (INTERNATIONAL ENERGY AGENCY, 2011a; SIANO, 2013).

Os programas baseados em incentivos financeiros visam incentivar o consumidor a reduzir o consumo em horários específicos para aumentar a reserva de capacidade da rede. Segundo Manassero Júnior (2011) e Siano (2013), são exemplos destes programas:

- Controle direto sobre a carga do consumidor: a distribuidora controla no local ou remotamente os equipamentos dos consumidores.
- Programas emergenciais: os consumidores reduzem voluntariamente o consumo de energia nos períodos nos quais pode haver risco à confiabilidade da rede.
- Programas de recompensa da demanda: grandes consumidores que produzem energia podem vender o excedente à distribuidora.
- Programas de capacidade de mercado: consumidores reduzem o consumo ao invés da distribuidora aumentar sua capacidade.
- Programas de corte de carga: consumidores reduzem o consumo ao serem requisitados pela distribuidora.

Nos programas de oferta de redução de demanda, grandes consumidores sinalizam à distribuidora uma intenção de reduzir o consumo em períodos de pico em troca de benefícios financeiros. As ofertas correspondem ao montante do consumo evitado e o preço requerido para esta redução (SIANO, 2013).

Os programas de resposta pelo lado da demanda baseados em opções tarifárias são chamados de programas de precificação dinâmica. Eles têm como objetivo

incentivar o consumidor a reduzir o consumo no horário de pico, ou seja, quando a tarifa de energia está mais cara. As vantagens para a distribuidora são: redução da necessidade de expansão da rede elétrica e preservação do faturamento, uma vez que estes programas promovem a redução do consumo nos horários de pico, mas sem reduzir o consumo total de energia (MANASSERO JÚNIOR, 2011). A seguir os métodos existentes são detalhados.

a) Tarifa de tempo de uso, do inglês *Time of Use* (TOU)

A tarifação é diferenciada ao longo do dia por períodos de pico, intermediário e fora de pico, sendo que a distribuição dos horários diferenciados depende da época do ano, fins de semana e feriados (SAIDEL, 2012). A Figura 2.5 apresenta o esquema de diferenciação de tarifas utilizado em uma distribuidora de energia em Ontário – Canadá e a Tabela 2.1 apresenta suas tarifas praticadas.

Figura 2.5 - Tarifas TOU para residências e pequenos comércios.

Fonte: (HYDRO ONE, 2014).

Tabela 2.1 - Tarifas TOU da distribuidora Hydro One (Ontário/Canadá).

Período	Tarifa (US\$/MWh)		
	Fora de pico	Médio pico	Pico
Verão	75	112	135
Inverno	72	109	129

Fonte: (HYDRO ONE, 2014).

No Brasil, por meio da Resolução 414 (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, 2010a), foi criada a Tarifa Branca que pode ser aplicada opcionalmente às unidades consumidoras de baixa tensão, exceto iluminação pública e tarifa social, que dispõem de medidor inteligente de energia. Como uma tarifa TOU, o preço da energia é diferenciado por períodos de ponta, intermediário e fora de ponta nos dias úteis e fora de ponta nos fins de semana e feriados.

Segundo Manassero Júnior (2011), este método de precificação é de fácil aplicação e apresenta um impacto moderado na conta de energia, podendo alcançar até 5% de redução na demanda de pico em uma unidade consumidora.

b) Tarifa de precificação com pico crítico, do inglês Critical Peak Pricing (CPP)

Neste método de tarifação, o preço da energia elétrica também é diferenciado por períodos de pico, intermediário e fora de pico nos dias úteis, e fora de pico nos fins de semana e feriado. Porém, em determinados dias críticos previamente definidos pela distribuidora de energia (10 a 15 dias ao ano), são aplicadas tarifas de 3 a 10 vezes maiores que a tarifa vigente. Tal tarifa crítica é cobrada, normalmente, dentro do horário de pico, podendo ser levemente ultrapassado (WILLIAMSON, 2013).

Os consumidores são avisados das datas críticas com 1 dia de antecedência. Este tipo de tarifação é mais impactante do que a TOU, podendo reduzir em até 20% a demanda de pico de uma unidade consumidora (MANASSERO JÚNIOR, 2011).

c) Tarifa de precificação em tempo real, do inglês Real Time Pricing (RTP)

Neste método de tarifação o preço da energia oscila durante todas as horas do dia, refletindo o custo real do mercado de energia elétrica (MANASSERO JÚNIOR, 2011), sendo que as tarifas são publicadas com 1 dia de antecedência. O método é ilustrado pela Figura 2.6.

Figura 2.6 - Tarifa RTP.

Fonte: (MANASSERO JÚNIOR, 2011).

Segundo Manassero Júnior (2011), este método é direcionado às grandes unidades consumidoras. É considerado um método complexo e de grande impacto, porém ainda não possui estimativas concretas de impacto de redução da demanda de pico por estar na fase experimental.

Os programas de resposta pelo lado da demanda encontram barreiras técnicas, políticas e comerciais. Como barreira técnica pode ser citada a necessidade de desenvolvimento da infraestrutura de medição, padronização dos protocolos de comunicação, modelos de dados e informações, além do desenvolvimento da capacidade de acomodação das fontes renováveis intermitentes. As barreiras políticas e comerciais são: necessidade de incentivos políticos e investimentos em medição por parte das distribuidoras, além da existência de incertezas de mercado (MANASSERO JÚNIOR, 2011).

2.5 REDES INTELIGENTES NO BRASIL

O sistema elétrico de potência brasileiro apresenta dimensões continentais. A geração de energia é centralizada e predominantemente renovável, e o sistema de transmissão é interligado – Sistema Interligado Nacional (SIN), ambos coordenados e controlados pelo Operador Nacional do Sistema (ONS). A regulamentação e

supervisão de todos os agentes do sistema (geração, transmissão, distribuição e comercialização) fica a cargo da Agência Nacional de Energia Elétrica (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, 2010b; DI SANTO et al, 2015a).

Quanto à demanda por energia elétrica no país, projeções apontam o aumento de 3,7% ao ano no consumo de energia até 2026, já considerando ações de eficiência energética e inserção de geração distribuída (EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA, 2017).

Quanto ao sistema de potência atual, existe automação nos ativos de geração e transmissão, porém os ativos do sistema de distribuição estão obsoletos. Também existem problemas na qualidade da energia elétrica, fato constatado pelo aumento do indicador Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora (DEC) ao longo dos anos e do precário reestabelecimento do sistema (GALO et al 2014). Além disso, existem problemas com perdas que totalizaram, em 2016, 13,9% da energia elétrica injetada no SIN, sendo 7,8% perdas técnicas e 6,1% comerciais (ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE DISTRIBUIDORES DE ENERGIA ELÉTRICA, 2017).

Desta forma, conforme relatado no início do item 2, os principais motivadores para a implantação das redes inteligentes no Brasil são: redução de custos, aumento da confiabilidade e qualidade dos serviços energéticos, redução de perdas técnicas e comerciais, preparação da rede para o futuro e promoção da sustentabilidade ambiental (CAMARGO, 2015; RIVERA et al, 2013).

No Brasil, com o objetivo de acelerar o desenvolvimento das redes inteligentes, foram identificados esforços na política, regulação e nos setores público e privados.

Na política, tramitam os seguintes Projetos de Lei (PL) e Projetos de Lei do Senado (PLS): PLS 84/2012 (estabelece diretrizes para implantação de redes elétricas inteligentes nos sistemas de distribuição de energia elétrica) e PL 3337/2012 (determina a substituição integral de medidores de energia eletromecânicos por medidores eletrônicos). Tais projetos estão sendo discutidos no Congresso Nacional e, em caso de aprovação, podem determinar a implementação em larga escala de

componentes relacionados às redes inteligentes. Além disso, existem discussões sobre o tema em grupos multidisciplinares conduzidas pelo Ministério de Minas e Energia e pela Agência Nacional de Desenvolvimento Industrial (BRASIL, 2012a; BRASIL, 2012b; LAMIN & CAMARGO, 2013).

No caso da regulação, a ANEEL lançou várias Resoluções Normativas (RNorm):

- RNorm 375/2009: utilização do sistema de distribuição para transportar sinais analógicos – internet (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, 2009a).
- RNorm 395/2009: implementação obrigatória de sistema georreferenciado no sistema de distribuição (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, 2009b).
- RNorm 482/2012: condições de acesso de mini e microgeração distribuída ao sistema de distribuição. Esta resolução foi atualizada pela 687/2015 (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, 2012a; AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, 2015).
- RNorm 502/2012: orientações para medição inteligente em consumidores de baixa tensão (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, 2012b).
- RNorm 479/2012: alterações nas condições gerais de fornecimento de energia elétrica para acomodar bandeiras tarifárias (RNorm 547/2013), pré-pagamento de energia (RNorm 610/2014) e tarifa branca (modalidade tarifária que aguarda regulamentação específica) (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, 2012c; AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, 2013; AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, 2014).

No caso dos setores público e privado, diversas distribuidoras estão implementando projetos pilotos de redes inteligentes. As características de cada projeto implementado variam com os objetivos das distribuidoras e com as características dos locais nos quais são implementados. Em Di Santo et al (2015a) foram analisados oito projetos piloto brasileiros:

- Nº 1: Smart City – implementado em Búzios/Rio de Janeiro pela distribuidora Ampla.

- Nº 2 e 3: Programa Smart Grid – implementado, respectivamente, em Barueri e Vargem Grande Paulista/São Paulo pela AES Eletropaulo.
- Nº 4: InovCity – implementado em Aparecida/São Paulo pela EDP Bandeirante.
- Nº 5: Cidades do Futuro – implementado em Sete Lagoas/Minas Gerais e municípios vizinhos pela Cemig.
- Nº 6: Projeto Parintins – implementado em Parintins/Amazonas pela Eletrobras.
- Nº 7: Projeto de Fernando de Noronha – implementado em Fernando de Noronha/Pernambuco pela Companhia Energética de Pernambuco (CELPE).
- Nº 8: Paraná Smart Grid – implementado em Curitiba/Paraná e municípios vizinhos pela Companhia Paraense de Energia (COPEL).

De acordo com Di Santo et al (2015a), os projetos piloto abrangem de 0,9 a 95 mil consumidores, com investimentos na ordem de 3,1 a 23,7 milhões de dólares. Todos os projetos contam com medição inteligente e automação da rede com detecção de falta automática, porém somente 75% opera com *self-healing*. Todos, com exceção do programa implementado em Vargem Grande Paulista/SP, contam com geração distribuída renovável e tarifas diferenciadas ao longo do dia. A maioria dos projetos, 62,5%, tem mobilidade elétrica.

A minoria dos projetos conta com iluminação pública inteligente, edifícios inteligentes e portal na internet para interação com clientes (37,5%), além de armazenamento de energia e programas de conscientização dos consumidores (25%). Somente um dos projetos possui disponibilidade de internet (Búzios/RJ), tratamento de conexões ilegais, pré-pagamento de energia e treinamento profissional (Barueri/SP), programas de eficiência energética (Aparecida/SP), melhorias na geração de energia (Parintins/AM), avaliação da sustentabilidade ambiental (Fernando de Noronha/PE) e incorporação de outras variáveis como água e gás (Curitiba/PR) (DI SANTO et al, 2015a).

De acordo com as análises de Di Santo et al (2015a), a respeito dos objetivos das distribuidoras de energia na implementação dos projetos piloto de redes inteligentes, a AES Eletropaulo em Barueri/SP, Cemig em Sete Lagoas/MG e COPEL em Curitiba/PR escolheram regiões que representam seus mercados consumidores, ou

seja, regiões metropolitanas com rede complexa e alta densidade populacional, para testar novas tecnologias e posterior replicação em caso de sucesso.

As distribuidoras Eletrobras em Parintins/AM, CELPE em Fernando de Noronha/PE e AES Eletropaulo em Vargem Grande Paulista/SP também implementaram seus projetos com o objetivo de testar novas tecnologias e posteriormente replicar a implantação para seus mercados consumidores em caso de sucesso, porém tais regiões escolhidas para análise apresentam baixa concentração populacional e condições diferenciadas: Vargem Grande Paulista é uma área semi-rural e o sistema de potência de Parintins e Fernando de Noronha é isolado, e ainda no caso de Fernando de Noronha o clima é severo e existem muitas restrições ambientais (DI SANTO et al, 2015a).

Já no caso das distribuidoras Ampla em Búzios e EDP Bandeirante em Aparecida, estas escolheram locais turísticos e com baixa densidade populacional com o objetivo de criar um modelo sustentável para a cidade e prover visibilidade nacional ao projeto piloto (DI SANTO et al, 2015a).

3 GESTÃO ATIVA DA DEMANDA

A gestão ativa da demanda de uma unidade consumidora pode ser definida como a combinação do gerenciamento pelo lado da demanda (ações que incentivam o consumidor a reduzir o consumo ou usar a energia de forma mais eficiente) com controles automatizados, alterando a curva de carga do consumidor baseado em um critério energético. Este critério energético pode ser, por exemplo, o preço da energia elétrica, a maximização do consumo da geração distribuída própria ou a limitação de potência. Porém, as preferências do consumidor devem ser respeitadas e seu nível de conforto mantido (MATALLANAS et al, 2011).

Esta alteração proposital na curva de carga do consumidor apresenta benefícios como: redução do valor da conta de energia do consumidor, aumento da reserva de capacidade da rede de distribuição e, conseqüentemente, possível postergação de investimentos em distribuição, redução de perdas, uso mais eficiente da energia e maximização do consumo próprio quando há geração distribuída (CASTILLO-CAGIGAL et al, 2011; WANG et al 2013; ZONG et al, 2012).

Existem algumas estratégias para realizar a gestão ativa da demanda. Segundo Matallanas et al (2011), as principais são:

- Redução de pico: reduzir a demanda de energia nos horários de pico.
- Preenchimento de vale: aumentar a demanda de energia nos horários fora de pico.
- Deslocamento de carga: deslocar uma parcela da demanda de pico para os horários fora de pico. Esta estratégia é preferida pelas distribuidoras de energia pois não altera sua receita.

Segundo Saidel (2012), as barreiras para realização da gestão ativa da demanda são: falta de infraestrutura de comunicação, estrutura de mercado inapropriada, necessidade de suporte e investimento governamental, custo dos equipamentos (baterias, geração distribuída etc) e desinteresse das distribuidoras de energia, uma

vez que os consumidores almejam somente a redução da conta de energia e não se preocupam com a sobrecarga na rede de distribuição.

Os itens a seguir apresentam vários estudos relacionados ao tema de gestão ativa da demanda de energia.

a) Metodologia para gestão ativa da demanda de energia elétrica residencial utilizando armazenamento de energia

O estudo, realizado por Wang et al (2012), tem por objetivo desenvolver uma metodologia para realizar a gestão ativa da demanda de energia residencial utilizando baterias nas residências.

Como benefícios citados pelos autores estão: a redução do valor da fatura mensal de energia elétrica dos consumidores e a redução do congestionamento da rede de distribuição, o que posterga a necessidade de investimentos por parte da distribuidora.

A metodologia criada considera a divisão do controle de carga e descarga da bateria entre o consumidor residencial e a distribuidora, uma vez que os consumidores respondem à variação do preço da energia (que segue o custo da geração), ou seja, reduzem o consumo de energia nos períodos em que as tarifas estão mais caras, períodos os quais não correspondem necessariamente aos períodos de pico de demanda. Desta forma, de maneira compartilhada, é possível reduzir o valor da fatura mensal do consumidor e achatar a curva de carga nos horários de pico para postergar a necessidade de investimentos em expansão da rede de distribuição. A Figura 3.1 apresenta o processo proposto.

Figura 3.1 - Fluxograma do processo de despacho de armazenamento de energia.

Fonte: (WANG et al, 2012).

No artigo foi considerada uma curva de carga típica residencial do Reino Unido dividida em 48 segmentos, uma vez que o preço da energia varia de 30 em 30 minutos no dia. Também foi considerado que a bateria só pode iniciar o carregamento se estiver totalmente descarregada e vice e versa.

A estratégia de despacho de carregamento da parcela da bateria correspondente ao consumidor consiste em iniciar o carregamento quando o preço da energia no segmento corrente é bem menor do que a média diária de preço, e descarregá-la quando o preço da energia é bem maior. No caso do despacho da parcela da distribuidora, o carregamento tem início nos períodos de demanda fora de pico e o descarregamento ocorre nos horários de pico.

Para a realização de análises foram criados cenários distintos para o comportamento do preço da energia e para a distribuição do controle da bateria. Também foram definidos os parâmetros da bateria: capacidade unitária (2 kWh) e tempo mínimo de carregamento (2,5 horas).

Os cenários de comportamento do preço da energia são: “*conforming price*” (correspondente ao comportamento da curva de demanda do mercado), “*volatile price*” (preço não tem variação direta com a variação da demanda de energia) e “*conflicting price*” (preço varia de forma oposta à variação da demanda). Já os

cenários para distribuição do controle da bateria entre o consumidor e a distribuidora em relação à capacidade unitária da bateria são: 50% para consumidor e distribuidora (cenário 1), 25% para o consumidor e 75% para a distribuidora (cenário 2) e vice-versa (cenário 3).

Considerando a redução de custo com a fatura de energia, os resultados mostram que o cenário 3 (75% de controle da bateria ao consumidor) apresenta os maiores percentuais de economia nos três cenários de perfil do preço da energia, de 10,4% (*conforming price*), 15,1% (*volatile price*) e 13,4% (*conflicting price*).

Já considerando o achatamento da demanda de energia no horário de pico, a redução mais significativa, de 21,1%, foi encontrada no cenário 1 (50% de controle da bateria ao consumidor) para *conforming price* e *volatile price* e no cenário 2 (25% de controle da bateria ao consumidor) para *conflicting price*.

Como as análises foram realizadas a partir de três cenários fixos de variação do preço da energia ao longo dia, os autores citam a importância de considerar a incerteza na definição dos preços da energia em futura implementação da metodologia. Além disso, seria interessante considerar a possibilidade de carregamento e descarregamento da bateria em condições parciais de carga e definir o percentual ótimo de controle de carga da bateria entre o consumidor e a distribuidora.

b) Metodologia para gestão ativa da demanda de energia elétrica residencial utilizando armazenamento de energia (continuação do artigo a)

O estudo, realizado por Wang et al (2013), é um desdobramento do estudo detalhado no item anterior. Tem por objetivo desenvolver estratégia para realizar a gestão ativa da demanda de energia residencial utilizando armazenamento de energia em residências, de forma que o controle da bateria seja compartilhado entre o consumidor residencial e a distribuidora de energia, uma vez que o consumidor responde ao preço da energia e esta resposta nem sempre é benéfica à distribuidora.

O preço da energia segue em conformidade à variação da demanda quando a matriz de geração de energia elétrica é predominantemente termelétrica (a combustíveis fósseis), correspondendo à tarifa *conforming price* do artigo. Ao contrário, em matrizes de baixo carbono, o preço da energia pode ser inversamente proporcional à demanda de pico, tarifa denominada *conflicting price*. Por este motivo os autores propuseram compartilhar o controle de carga e descarga da bateria, uma vez que se o controle for exclusivamente do consumidor e a tarifa for *conflicting price*, os consumidores irão aumentar o consumo de energia no período de menor tarifa de energia, coincidentemente no período de demanda de pico, e sobrecarregar ainda mais o sistema de distribuição.

Como benefícios das estratégias propostas estão: a redução do valor da fatura mensal de energia elétrica dos consumidores e a redução do congestionamento da rede de distribuição, o que posterga a necessidade de investimentos por parte da distribuidora.

A estratégia de armazenamento de energia proposta é ilustrada pela Figura 3.1, onde o percentual de controle por parte do consumidor é x e por parte da distribuidora é $(1-x)$, sendo que x pode ser fixo ou variável ao longo dos dias do ano. Devido a limitações de configuração das baterias do trabalho, x pode ser: 100% (cenário 1), 75% (cenário 2), 50% (cenário 3), 25% (cenário 4) e 0% (cenário 5), sendo que o cenário 1 é considerado de base.

Inicialmente foi determinada a divisão da curva de carga residencial em 48 segmentos. Também, devido à análise de benefícios na distribuição, foi levantada a curva de carga na subestação da distribuidora, a qual foi baseada em dados estatísticos do Reino Unido e agrega diferentes perfis de consumo e probabilidades de ocorrência.

Na estratégia de armazenamento por controle fixo é considerada a mesma distribuição de controle da bateria, entre consumidor e distribuidora, em todos os dias do ano.

Considerando o controle por parte do consumidor, o carregamento da bateria pode ser despachado quando o preço da energia no segmento corrente do dia é menor do que um preço referencial pré-determinado (no caso, do preço médio da energia no dia), e vice-versa para o descarregamento. Uma vez que o nível de carregamento da bateria é levado em consideração nesta estratégia, quando a duração de um período (um ou mais segmentos do dia) candidato à carga for maior ou igual ao período que a bateria necessita para ser totalmente carregada, a carga deve ser total, porém se o período candidato à carga for menor do que o período que a bateria necessita para ser totalmente carregada, a carga deve ser parcial. O mesmo processo ocorre para o descarregamento.

Considerando o controle por parte da distribuidora de energia, a demanda referencial é diferente quando há sobrecarga no sistema e quando não há. Considerando uma demanda referencial, são períodos candidatos à carga da bateria quando a demanda da rede é menor do que a referencial e à descarga o contrário. Porém a energia a ser descarregada pela bateria corresponde ao montante excedente da capacidade da rede de distribuição. Para o carregamento, o montante de energia necessária é definido pelo nível atual de carregamento e requerimentos de energia adicional da rede.

Na estratégia de armazenamento por controle variável a distribuição do controle da bateria, entre consumidor e distribuidora, varia dia a dia. Desta forma, para otimizar o valor do x para cada dia do ano, é utilizada a abordagem de enumeração para minimizar a função objetivo (FO), que corresponde à soma do custo do consumidor com energia e do investimento da distribuidora, em função de x . A abordagem de enumeração foi utilizada pois o investimento da distribuidora não é linear e existem cinco valores possíveis para x .

Também foram propostas estratégias para quantificar os benefícios alcançados quanto à redução de custo com a conta de energia dos consumidores e postergação da necessidade de investimento em distribuição, além do benefício total.

Para demonstrar as estratégias foram utilizadas duas redes de distribuição, uma de baixo (Illminster Avenue) e a outra de alto índice de utilização (Marwoord Road), e uma bateria de lítio-íon de 2,4 kWh de capacidade.

Na simulação diária com quantificação de benefícios (redução na conta de energia dos consumidores e na demanda de pico), foi possível perceber a existência de ambos os benefícios para tarifas *conforming price*, porém para tarifas *conflicting price*, aparece um aumento da demanda de pico no cenário 1, ou seja, quando o controle é 100% tomado pelo consumidor de energia.

Na simulação anual com quantificação de benefícios (redução na conta de energia dos consumidores e na necessidade de investimentos por parte da distribuidora), foram considerados os casos de controle fixo e variável do x ao longo dos dias.

No caso do controle fixo para redes com alto índice de utilização, foi observado que na medida em que aumenta a participação da distribuidora, o benefício de redução de custo da conta de energia do consumidor cai, porém aumentam os benefícios para redução de investimentos em distribuição e o benefício total. Já para controle fixo para redes de baixo índice de utilização, o benefício do aumento na redução dos investimentos não é suficiente para tornar o controle pela distribuidora atrativo.

No caso do controle variável, para ambas as redes simuladas, foi possível perceber que em quase metade dos dias do ano foi indicado o x igual a 100% (controle total para o consumidor de energia), e em menos de 20% dos dias do ano foi indicada a maior parte do controle para a distribuidora (75 e 100%). Para ambas as redes, os resultados gerais mostraram um pequeno decaimento dos benefícios de redução da conta de energia dos consumidores em relação ao cenário de controle fixo e total do consumidor, porém houve aumentos significativos nos benefícios de redução dos investimentos em distribuição e totais.

Desta forma, foi notado que a estratégia de controle variável apresenta o melhor desempenho, uma vez que alcançou resultados de redução da conta de energia bem próximos aos do cenário de controle total do consumidor (controle fixo - cenário 1), além de resultados para redução da necessidade de investimentos em distribuição iguais aos do cenário de controle total da distribuidora (controle fixo - cenário 5).

- c) Estratégia para gestão ativa da demanda de edifícios inteligentes com geração solar fotovoltaica utilizando Controlador Preditivo Multivariável

O estudo, realizado por Zong et al (2012), tem por objetivo desenvolver uma estratégia para gestão ativa da demanda de aquecedores elétricos de edifícios inteligentes com geração solar fotovoltaica. Esta estratégia leva em consideração a previsão do clima e o preço variável da energia elétrica, priorizando o consumo da energia solar fotovoltaica produzido na edificação. Utiliza o algoritmo de otimização Controlador Preditivo Multivariável, do inglês *Model Predictive Controller* (MPC), que é online e cujo objetivo é minimizar o custo da energia elétrica para o consumidor e o erro relativo à temperatura ambiente da edificação e seu referencial.

Como benefícios citados pelos autores estão a redução do consumo de energia convencional e a melhoria da confiabilidade da rede, benefícios alcançados pela alteração da curva de carga dos aquecedores elétricos.

Os autores utilizaram uma plataforma real para a realização dos testes, localizada no campus de uma universidade na Dinamarca. Esta plataforma corresponde a um pequeno sistema elétrico, composto de geração solar fotovoltaica, eólica e convencional a diesel, além de baterias, carros elétricos e um edifício inteligente (PowerFlexHouse), porém, foram considerados somente os seguintes sistemas no trabalho: geração solar fotovoltaica, geração convencional e aquecimento elétrico da PowerFlexHouse.

Foi desenvolvido um modelo para a geração solar fotovoltaica para previsão da disponibilidade de energia com a variação da irradiação solar, temperatura

ambiente e velocidade do vento. Também foi desenvolvido um modelo térmico da PowerFlexHouse para previsão de sua temperatura ambiente com a variação da temperatura externa, irradiação solar e energia consumida pelos aquecedores elétricos. Ambos os modelos foram aferidos pela semelhança entre os resultados de simulação e medição e, desta forma, se encontram coerentes para previsão da geração solar e temperatura ambiente.

A função objetivo do MPC, ou aquela que será minimizada, calcula o custo com consumo de energia dos aquecedores elétricos, cuja energia é gerada de forma convencional, somada à diferença entre a temperatura ambiente e sua referência. Este cálculo leva em consideração a variação de custo da energia convencional (do mercado de energia dinamarquês) e renovável, energia consumida e as temperaturas citadas acima.

Como restrição, uma vez que o objetivo é priorizar a utilização da energia renovável, quando a mesma se encontra disponível a convencional não é utilizada. Além disso, foi considerado que a energia solar fotovoltaica tem custo zero e imposto um referencial de conforto térmico (temperatura de referência).

Os resultados obtidos nas simulações realizadas com os dados de entrada de 18 a 20 de fevereiro de 2012 mostraram que a partir da estratégia desenvolvida foi possível alterar a curva de carga dos aquecedores elétricos, utilizando prioritariamente a energia solar fotovoltaica durante o dia, quando disponível, e a energia de fonte convencional durante a noite, quando o preço da energia é reduzido, sempre respeitando os requisitos de conforto térmico da edificação. Como observação, foi verificado que o preço da energia na região do estudo é reduzido durante a noite devido à alta concentração da geração eólica na rede.

Os autores salientam que a eficiência da estratégia desenvolvida num cenário real depende da previsão das variáveis utilizadas e que existe a possibilidade de aplicação da estratégia para outras cargas residenciais.

- d) Sistema de gestão ativa da demanda de energia elétrica residencial para maximizar o consumo próprio da geração solar fotovoltaica

Neste estudo, realizado por Castillo-Cagigal et al (2011), é desenvolvido um sistema de gestão ativa da demanda residencial que visa maximizar o consumo da geração solar fotovoltaica própria. O sistema é conectado à rede elétrica e conta com armazenamento de energia, que recebe o excedente da energia solar fotovoltaica e auxilia na diminuição do consumo de energia da rede elétrica quando a demanda é maior do que a geração. Este sistema é inicialmente simulado e posteriormente é implementado numa casa real para comparar os resultados obtidos.

O sistema de gestão realiza o agendamento do horário de funcionamento de eletrodomésticos remanejáveis, tais como: máquina de lavar, lava-louças, secadora, ar condicionado etc, com base nas preferências do usuário residencial, previsão da geração de energia solar fotovoltaica e estado atual da bateria, visando atender ao critério energético específico: maximizar o consumo próprio de energia.

A arquitetura do sistema de gestão é dividida em dois blocos principais: distribuído e centralizado.

O bloco distribuído é formado por vários subsistemas, cada qual correspondente a um eletrodoméstico, compostos por um controlador, banco de dados e sistema de comunicação. Desta forma, ao receber as preferências dos usuários das próximas 24 horas (horário de funcionamento dos eletrodomésticos e variáveis como temperatura, número de ciclos etc), cada subsistema realiza um agendamento egocêntrico, ou seja, cria uma programação de funcionamento de todos os eletrodomésticos envolvidos favorecendo a si próprio. A programação de todos os subsistemas segue para o bloco centralizado.

O bloco centralizado é composto pela camada de coordenação e atuação. Inicialmente a camada de coordenação recebe as informações do bloco distribuído, além da previsão de geração solar fotovoltaica, estado da bateria,

estado da rede e informações de consumo de energia de cada eletrodoméstico armazenado no banco de dados. Desta forma, considerando o critério energético específico, a camada de coordenação seleciona a melhor agenda apresentada e envia-a para a camada de atuação executá-la. A camada de atuação executa e monitora a agenda recebida, acionando os eletrodomésticos e comparando a previsão do fluxo de energia com as medições realizadas pela residência.

De forma a avaliar o sistema proposto, foram determinados os seguintes indicadores:

- Coeficiente de consumo próprio ($\mathcal{E}$): corresponde ao montante de energia elétrica utilizada pela residência que provem da geração solar fotovoltaica, sendo $\mathcal{E}$ está entre 0 e 1. Quando $\mathcal{E} = 1$, todo o consumo da residência é suprido por geração própria.
- Coeficiente de energia (μ): corresponde ao montante de energia elétrica útil gerada pelos painéis solar fotovoltaicos com relação à energia consumida, sendo que μ está entre 0 e ∞ . Quando $\mu = 0$ nenhuma energia foi gerada ou toda energia foi perdida, $\mu = \infty$ nenhuma energia foi consumida e $\mu = 1$ toda energia gerada foi consumida.

Para realizar as simulações foi considerada geração solar fotovoltaica de 7,2 kWp e bateria de 2,4 kWh. Foram utilizados três eletrodomésticos inteligentes (máquina de lavar, secadora e lava-louças) e a preferência de um usuário jovem que mora sozinho e trabalha o dia todo durante a semana: utilização dos eletrodomésticos durante a semana a noite (opção 1). A fim de criar outro perfil, também foi considerada a preferência de utilização dos eletrodomésticos durante a tarde nos finais de semana (opção 2). Ambas as opções foram comparadas ao agendamento realizado pelo sistema de gestão de energia proposto (opção 3). Além disso, foram considerados quatro perfis distintos de geração solar fotovoltaica.

Os resultados das simulações mostraram que o valor de $\mathcal{E}$ referente ao agendamento realizado pelo sistema de gestão é maior do que para as opções 1 e 2 do usuário em todos os perfis de geração solar fotovoltaica. Desta forma,

uma vez que o objetivo é maximizar o consumo de energia gerada na própria residência, o sistema de gestão proposto aproveitou melhor a energia solar fotovoltaica gerada. O valor de μ ficou próximo para as opções 1, 2 e 3 em todos os perfis de geração solar fotovoltaica, uma vez que o valor depende totalmente da energia solar fotovoltaica gerada e pequenas alterações são devidas à frequência de utilização da bateria.

As simulações realizadas foram reproduzidas na casa real para aferir o comportamento do sistema num caso real. Os fluxos de energia foram medidos e os indicadores foram calculados. Foram observadas diferenças de no máximo 8% nos indicadores, o que pode ser explicado por diferenças entre os componentes ideais e reais, principalmente no que diz respeito à geração solar fotovoltaica.

- e) Gestão ativa da demanda de energia elétrica residencial para maximizar o consumo próprio da geração solar fotovoltaica utilizando redes neurais

O estudo desenvolvido por Matallanas et al (2012) é baseado no sistema de gestão ativa da demanda desenvolvido por Castillo-Cagigal et al (2011), explicado no item anterior.

Nesse trabalho é desenvolvido um sistema de controle por redes neurais que realiza a gestão ativa da demanda de uma residência real (*Magic Box*), cujo objetivo é maximizar o consumo de energia elétrica gerada pela própria residência considerando a previsão de geração solar fotovoltaica e a preferência dos usuários, além do estado de carregamento da bateria que dá suporte à geração própria.

A *Magic Box* é uma casa inteligente que contém geração solar fotovoltaica (7,2 kWp), armazenamento de energia (36 kWh), conexão com a rede e aplicações automatizadas integradas a um sistema de automação residencial (máquina de lavar, secadora, lava-louças, geladeira, fogão, iluminação, computadores e equipamentos de entretenimento).

Desta forma, o sistema de controle proposto deve agendar o funcionamento das cargas remanejáveis da *Magic Box* nas próximas 24 horas de forma a maximizar o consumo da geração própria residencial.

As entradas do sistema de controle proposto são:

- Informações de preferência do usuário das próximas 24 horas: aplicações que devem ser executadas, seus respectivos programas e seus intervalos temporais de utilização.
- Previsão de geração solar fotovoltaica das próximas 24 horas: corresponde a um vetor de 24 valores, ou seja, a previsão recebida deve ser de 1 em 1 hora.

A arquitetura do sistema proposto é composta pela camada de agendamento, coordenadora e atuadora.

O sistema de agendamento funciona de forma distribuída, ou seja, cada aplicação corresponde a uma tarefa virtual, que por sua vez é composta pela aplicação virtual (contém informações sobre a potência da aplicação e duração dos programas - Δt) e pelo controlador por redes neurais. A aplicação virtual recebe as informações de preferência do usuário e as envia para o controlador neural, que também recebe informações sobre a previsão da geração. Então, o controlador neural fornece como saída um horário agendado para executar aquela aplicação. Desta forma, como existem várias aplicações envolvidas, a camada de agendamento tem como saída um vetor de horários agendados (t_s) e outro de tempo duração de cada aplicação (Δt).

A camada coordenadora recebe t_s e Δt e modifica, se necessário, os agendamentos para não ocorrer sobreposição de horários e envia um vetor de tempos coordenados (t_c) à camada de atuação para que as aplicações físicas sejam executadas.

O controlador atua nas camadas de agendamento e coordenação. Consiste em redes neurais Perceptron multicamadas (PMC), uma para a camada de coordenação e uma para cada tarefa virtual da camada de agendamento. Cada

PMC é composta pela camada de entrada, oculta e de saída. Os parâmetros dos PMCs foram ajustados por algoritmo genético para evitar mínimos locais.

Foi realizada uma avaliação do sistema de controle proposto, considerando as saídas da camada de agendamento e coordenação, além do resultado total do sistema de controle. Para isto foram utilizados como entrada os seguintes dados: perfis para previsão de geração solar fotovoltaica do ano de 2009 (223 perfis) e três tarefas (máquina de lavar, secadora e lava-louças) definidas pelo usuário.

No caso da avaliação da camada de agendamento, em todos os casos os resultados de agendamento se encontram dentro dos períodos de execução solicitados pelo usuário e em 87% dos casos estão no período de geração solar fotovoltaica máxima. No caso da avaliação da camada coordenadora, em 89% dos casos o rearranjo temporal não afetou a solicitação do usuário. Já no caso da avaliação do sistema proposto total, em 85% dos casos houve sucesso nas camadas de agendamento e coordenação. Isto mostra as redes neurais podem ser utilizadas no desenvolvimento de um sistema de gestão ativa da demanda como este.

- f) Gestão ativa da demanda de energia elétrica residencial utilizando sistema de armazenamento de energia, veículos híbridos/elétricos e controle de carga pela distribuidora

O estudo de Rastegar et al (2012) tem como objetivo desenvolver uma metodologia para otimizar o gerenciamento de aparelhos residenciais inteligentes a fim de reduzir o custo com energia elétrica para o consumidor. Para isto são utilizados um sistema de armazenamento de energia residencial e um carro híbrido/elétrico, além da possibilidade do consumidor vender a energia excedente e da distribuidora interromper o fornecimento de energia caso exceda um limite de consumo pré-determinado.

Também foi incorporada à metodologia a possibilidade do consumidor de participar de programas de controle direto da carga pela distribuidora, por meio do qual a distribuidora desliga remotamente alguns equipamentos do

consumidor em períodos de emergência na rede de distribuição. Ao utilizar estes programas, a distribuidora deve ofertar tarifas de energia mais atrativas ao consumidor e o fator inconveniência deve ser incorporado ao estudo.

O problema de otimização é formulado por Programação Mista-Inteira, do inglês *Mixed-Integer Programming* (MIP) e é resolvido pelo controlador residencial, o qual é ligado ao medidor inteligente e aos aparelhos residenciais. Os dados de entrada são as tarifas de energia e as restrições dos usuários (períodos do dia em que cada aparelho pode funcionar). Os dados de saída são o agendamento do funcionamento dos aparelhos inteligentes, períodos de carga e descarga das baterias (sistema de armazenamento e carro híbrido/elétrico) e a energia da rede que deve ser comprada ou vendida.

Vale ressaltar que na residência inteligente existem aparelhos agendáveis (máquina de lavar, secadora etc) e não agendáveis (computador, ventilador, televisão, lâmpadas etc). A estrutura criada realiza a gestão dos aparelhos agendáveis, porém considera o consumo dos não agendáveis.

A tarifa de energia elétrica utilizada é a TOU, na qual três diferentes valores de tarifas são aplicados ao longo do dia: fora de pico, intermediário e pico. A metodologia trabalha com a previsão da tarifa das 24 horas anteriores.

De acordo com os aspectos citados, o artigo apresenta uma função objetivo geral a ser minimizada, a qual pode ser reduzida conforme as necessidades e funcionalidades presentes na residência. Esta função objetivo trabalha com 144 períodos do dia (intervalos de 10 minutos) e utiliza *flags* (do inglês, sinalizadores) 0 ou 1 para indicar se funções estão ativas ou inativas em cada período do dia, como por exemplo: secadora ligada, bateria carregando, máquina de lavar desligada etc.

A função objetivo geral considera o custo com: consumo dos aparelhos não agendáveis, consumo dos aparelhos agendáveis, carga/descarga das baterias (sistema de armazenamento e carro híbrido/elétrico) e inconveniência para o consumidor ao aderir aos programas de controle direto da carga pela

distribuidora. A formação do custo referente à tal inconveniência leva em consideração um parâmetro que determina o grau de importância do conforto do usuário frente ao pagamento pela energia elétrica (ln), a probabilidade de uma emergência ocorrer na rede, o montante de energia que pode ser controlado pela distribuidora e o número de aparelhos controlados.

Foram realizados 5 estudos de caso com a metodologia desenvolvida, sendo:

- Caso 1: casa inteligente sem nenhum tipo de armazenamento de energia e 3 aparelhos agendáveis e 11 não agendáveis;
- Caso 2: caso 1 com carro híbrido/elétrico;
- Caso 3: caso 1 com sistema de armazenamento de energia;
- Caso 4: caso 1 com carro híbrido/elétrico, sistema de armazenamento de energia e limite de transferência de energia;
- Caso 5: caso 4 com adesão ao programa de controle direto do refrigerador pela distribuidora.

Os resultados obtidos mostram que no caso 1 os valores encontrados para o custo com energia elétrica (\$172,98) e a demanda máxima (4,884 kW) são menores do que os valores encontrados para a residência sem realizar nenhum agendamento (\$184,37 e 5,904 kW). O custo com energia para o caso 2 é menor do que para o caso 1 e a demanda máxima é a mesma (\$171,6 e 4,884 kW). No caso 3, o custo com energia é menor (\$142,07), porém a demanda máxima é maior (8,128 kW). No caso 4, sem incluir o limite de transferência de energia, o custo com energia é ainda menor (\$138,78) e a demanda máxima é de 6,851 kW, porém ao incluir o limite de transferência de energia o custo aumenta (\$148,49), o que mostra menor vantagem para o consumidor mas melhores condições de operação para a rede de distribuição. Para o caso 5 foram obtidos os seguintes custos: \$140,58 e \$149,49 para ln 1 e 100, respectivamente.

Observa-se no caso 5, onde são empregados programas de controle direto da carga pela distribuidora, ao aumentar o ln (grau de importância com o conforto do consumidor), o custo com energia elétrica também aumenta. Desta forma, ao

comparar o valor encontrado no caso 4 com limitação de transferência de energia, a adesão ao programa de controle de carga não é vantagem para consumidores com ln igual a 100.

- g) Gestão ativa da demanda de energia elétrica residencial para maximizar o consumo próprio da geração solar fotovoltaica utilizando lógica fuzzy

O estudo de Chaabene et al (2007) tem como objetivo desenvolver um sistema de gerenciamento, por lógica fuzzy, para maximizar o consumo de energia solar fotovoltaica gerada na própria residência. Desta forma, alguns aparelhos domésticos são gerenciados via unidade de chaveamento para consumir energia ora da rede ora da geração própria, reduzindo o consumo de energia da rede durante o dia. Vale ressaltar que o horário de funcionamento dos aparelhos domésticos não é alterado pelo sistema proposto, sendo somente otimizado o chaveamento de suas fontes de energia.

O sistema de gerenciamento é composto da geração solar fotovoltaica de 1kWp, seis aparelhos domésticos com demanda de potência de 50 a 500W e uma unidade de chaveamento.

As decisões a respeito das comutações realizadas pela unidade de chaveamento são tomadas pelo algoritmo de gerenciamento fuzzy, baseadas nos critérios de máxima utilização da geração própria e consequente redução do consumo de energia da rede, garantia de fornecimento contínuo de energia aos aparelhos domésticos, redução da quantidade de abertura e fechamento de relés, reserva de margem de 10% da demanda de cada equipamento conectado à geração própria para evitar perturbações decorrentes do clima e respeito à prioridade na conexão dos aparelhos domésticos (aparelhos de menor demanda de potência tem prioridade de conexão à geração própria e também os que já estão conectados tem prioridade em continuar).

O algoritmo de gerenciamento fuzzy é constituído de três partes: base de conhecimento especializado, fuzzificação e diagrama de interface. Na base de conhecimento especializado foram definidos 2 subconjuntos para o estado dos

aparelhos (ligado e desligado) e 2 para o controle de relés (conectado à rede ou à geração própria), considerando os 6 aparelhos domésticos, além disso foram definidos 20 subconjuntos para a geração solar fotovoltaica própria. A fuzzificação corresponde à atribuição de funções de pertinência para aparelhos, geração própria e relés.

O sistema de gerenciamento proposto foi implementado em janeiro de 2005 num centro de pesquisa na Tunísia, e posteriormente testado em todas as estações do ano. Para observar o comportamento do sistema proposto, todos os equipamentos residenciais ficam em funcionamento nos dias de teste. Observou-se que os aparelhos de menor demanda de potência tiveram várias comutações com a rede e com a geração própria, além disso, aparelhos com maior demanda de potência foram comutados no meio do dia à geração própria. Somente os aparelhos com menor demanda de potência foram conectados à geração própria nas estações com baixa incidência de irradiação solar.

Foram realizadas validações de resultados, onde foram constatadas economias de 80 a 90% com consumo de energia da rede devido à otimização da conexão das cargas residenciais à geração solar fotovoltaica própria.

- h) Plataforma de simulação para gestão da demanda de energia elétrica residencial utilizando otimização heurística

O estudo de Gudi et al (2012) visou o desenvolvimento de uma plataforma de simulação para gestão de energia elétrica de residências providas de aparelhos inteligentes, geração renovável de energia, sistema de armazenamento de energia e conexão com a rede elétrica. A plataforma busca minimizar o custo do consumidor residencial com energia elétrica, realizando otimizações heurísticas do período de funcionamento dos aparelhos residenciais e alocação das fontes distribuídas de energia (geração renovável e armazenamento de energia). Desta forma, a plataforma serve de ferramenta educacional e também de simulação dos benefícios financeiros da implantação de ações de gestão ativa da demanda no setor residencial.

A otimização do período de funcionamento dos aparelhos residenciais é realizada por enxame de partículas binárias, do inglês *Binary Particle Swarm Optimization* (BPSO) com o objetivo de minimizar uma função que considera, num dado momento, o custo total com energia elétrica da residência e a proporção de aparelhos residenciais que já finalizaram o funcionamento no dia.

Já a otimização da alocação das fontes distribuídas da residência é realizada por enxame de partículas, do inglês *Particle Swarm Optimization* (PSO) com o objetivo de minimizar uma função que considera o consumo total de energia elétrica, a disponibilidade das fontes solar e eólica, a tarifa de energia e a capacidade total e a disponibilidade de energia da bateria num dado momento.

A plataforma de simulação foi desenvolvida em Java e utiliza Linguagem de Consulta Estruturada, do inglês *Structured Query Language* (SQL), como banco de dados. O usuário inicialmente aponta suas preferências para o dia: tarifa de energia; aparelhos residenciais (períodos de funcionamento, demanda de potência, configurações de ciclo, prioridade de funcionamento e tipo; geração renovável de energia na residência (eólica e/ou solar); sistema de armazenamento de energia; e critério de funcionamento dos aparelhos residenciais (baseados em prioridades ou otimizados por BPSO. Em seguida a plataforma calcula o consumo total de todos os aparelhos residenciais que operam naquele momento. Em posse deste dado, da tarifa de energia e da avaliação de todas as fontes distribuídas disponíveis (solar, eólica e bateria), a plataforma utiliza o algoritmo PSO para otimizar a alocação das fontes distribuídas. Assim, o custo total com energia elétrica advinda da rede é levantado a cada 10 segundos até que o usuário pause o funcionamento da plataforma.

Foram realizados estudos de caso para avaliar o desempenho da plataforma desenvolvida. Dada uma residência com 7 aparelhos domésticos (ar condicionado, secadora, lava-louças, refrigerador, bomba de piscina, máquina de lavar e aquecedor de água) e uma tarifa de energia variável ao longo do dia, dois cenários foram construídos: o primeiro sem e o segundo com utilização de fontes distribuídas de energia.

O resultado do custo total com energia elétrica obtido para o primeiro cenário sem otimizar a seleção das cargas foi de 131 centavos/dia e com a otimização da seleção das cargas foi de 87,7 centavos/dia, ou seja, 33,1% menor.

No caso do segundo cenário, o custo foi de 23,6 centavos/dia sem a otimização de fontes distribuídas e seleção de cargas, 19,6 centavos/dia com a otimização de fontes distribuídas e sem otimização de seleção de cargas (16,9% menor) e 18,7 centavos/dia com a otimização de fontes distribuídas e seleção de cargas (20,7% menor).

- i) Gestão ativa da demanda de energia elétrica residencial com programação linear binária para minimizar o custo com energia elétrica e evitar sobrecargas na rede

O estudo de Di Giorgio e Pimpinella (2012) visa desenvolver uma estratégia a ser utilizada num sistema de agendamento e controle do funcionamento de aparelhos residenciais. Esta estratégia tem o intuito de minimizar o custo com energia elétrica para o consumidor e evitar a sobrecarga da rede de distribuição, porém respeitando as preferências dos usuários.

A estratégia desenvolvida foi analisada sob três cenários, aumentando a complexidade da análise:

- Cenário 1 – Gerenciamento de sobrecarga: o agendamento das cargas é realizado com o objetivo de evitar a sobrecarga da rede elétrica, sendo fixa a tarifa de energia elétrica ao longo do dia.
- Cenário 2 – Otimização do custo com energia elétrica: o agendamento das cargas visa minimizar o custo com energia para o consumidor e evitar a sobrecarga da rede, sendo variável a tarifa de energia ao longo do dia.
- Cenário 3 – Programas de resposta pelo lado da demanda: o agendamento das cargas visa minimizar o custo com energia para o consumidor, evitar a sobrecarga da rede e responder a sinais de redução de preço ou volume (demanda) de energia vindos da distribuidora, sendo variável a tarifa de energia ao longo do dia (período de pico e fora de pico).

Os aparelhos residenciais foram classificados em cargas planejáveis (possuem previsão de consumo e podem ser agendadas e controladas pelo sistema); controláveis (estão conectadas a plugues inteligentes e podem ser desligadas automaticamente quando há risco de sobrecarga); monitoráveis (estão conectadas a plugues inteligentes somente para medição de consumo); e detectáveis (cargas cujo consumo pode ser estimado em posse das medições realizadas pelos plugues e medidor inteligente, além das informações de consumo das cargas planejáveis).

A formalização do problema de otimização do agendamento das cargas foi realizada por programação linear binária e resolvida pelo algoritmo *branch and cut*. Nesta formalização é considerado que o consumidor faz a requisição para um ou mais aparelhos funcionarem: dirige-se ao aparelho e aponta suas preferências (tipo de ciclo e período permitido para funcionamento), o aparelho envia estas informações para o sistema de agendamento e controle juntamente com as informações de demanda e este sistema decide o melhor momento de acionar o aparelho. Além disso, a cada nova requisição do usuário o sistema faz novo planejamento de funcionamento das cargas.

Foram realizadas quatro simulações tomando como base uma residência com 9 aparelhos planejáveis. Em todas as simulações foram consideradas 9 requisições de usuários espaçadas no tempo, sendo que na primeira (R1) tinha 1 aparelho, na segunda (R2) tinham 2 aparelhos e assim por diante, até que na última (R9) tinham 9 aparelhos.

A primeira simulação se refere ao cenário 1 e, assim, para observar o comportamento do gerenciamento de sobrecarga, as requisições foram colocadas propositalmente nos horários que causaria sobrecarga na rede (10h00 às 12h40). Na R9 foi notado que o agendamento das cargas se concentrou no período das 15h00 às 24h00 e em nenhum momento o limite de demanda foi ultrapassado.

A segunda simulação se refere ao cenário 2. Foi considerado período de pico das 8h00 às 19h00 e fora de pico no restante do dia. Assim, os horários das

requisições se concentraram no início do período de pico, para observar o comportamento do sistema de agendamento e controle quanto à minimização do custo com energia elétrica, além do gerenciamento de sobrecargas. Na R9 foi notado que o agendamento das cargas se concentrou no período das 17h30 às 24h00, ou seja, a maior parte no período fora de pico e em nenhum momento o limite de demanda foi ultrapassado. Considerando todas as requisições efetuadas, a redução média de custo foi de 20,1% em relação ao uso não otimizado das cargas.

As simulações 3 e 4 se referem ao cenário 3 e utilizam tarifa diferenciada ao longo do dia e limitador de demanda, porém na terceira simulação a distribuidora envia sinal de preço (redução da tarifa das 16h00 às 18h00) e na quarta, sinal de volume (redução de demanda das 21h00 às 22h00).

Na terceira simulação, foi considerado período de pico das 8h00 às 16h00 e das 18h00 às 19h00. Os resultados para R9 da terceira simulação mostram que as cargas se concentram no período sinalizado pela distribuidora e preferencialmente fora de pico.

Na quarta simulação, foi considerado período de pico das 8h00 às 19h00. Para a R9, as cargas se concentram preferencialmente fora de pico e houve redução de demanda no período sinalizado pela distribuidora.

Em ambos os casos não houve ultrapassagem do limite de demanda. Considerando todas as requisições, a redução média de custo foi de 35,5% e 19,7% para a terceira e quarta simulação, respectivamente. Desta forma, como a redução de custo foi menor para a simulação 4, devido à algumas cargas que antes operavam fora de pico passam a operar no pico, nota-se que se a distribuidora emitir sinal de volume deve ressarcir o consumidor a fim de ganhar aceitação do programa de gerenciamento de resposta pelo lado da demanda.

A Tabela 3.1 apresenta uma comparação resumida entre os estudos relacionados ao tema de gestão ativa da demanda de energia.

Tabela 3.1 - Comparação dos estudos sobre gestão ativa da demanda.

Proj.	Critério energético	Instalação	Ferramentas	Estratégias	Venda de energia para rede	Benefícios esperados
H	Preço da energia	Residencial	Geração solar Geração eólica Bateria Gestão de equipamentos	Algoritmos de otimização: BPSO (gestão de equipamentos) FO: custo da energia PSO (gestão de GD) FO: consumo + disponibilidade de fontes + tarifa + capacidade da bateria	Não	↓ custo com energia
F	Preço da energia	Residencial	Bateria Gestão de equipamentos Carro elétrico Programa de controle de carga	Algoritmo de otimização: MIP FO: custo da energia + inconveniência ao consumidor aderir ao programa de controle de carga	Sim	↓ custo com energia ↑ reserva de capacidade da rede
I	Preço da energia	Residencial	Gestão de equipamentos Programa de controle de carga	Algoritmo de otimização: Branch and cut	Não	↓ custo com energia evitar sobrecarga da rede
C	Preço da energia	Comercial	Geração solar	Algoritmo de otimização: MPC FO: custo da energia + variação de temperatura	Não	↓ custo com energia ↑ reserva de capacidade da rede
A/B	Preço da energia Demanda da rede	Residencial	Bateria	Algoritmo de otimização: Abordagem de enumeração FO: custo da energia + investimento da distribuidora Controle da bateria: consumidor e distribuidora	Não	↓ custo com energia ↑ reserva de capacidade da rede
D/E	Maximização do consumo próprio	Residencial	Geração solar Bateria Gestão de equipamentos	Inteligência artificial Rede neural perceptron multicamadas ajustada por algoritmo genético	Não	↓ consumo de energia da rede
G	Maximização do consumo próprio	Residencial	Geração solar Gestão de equipamentos	Lógica Fuzzy Chaveamento mecânico dos equipamentos	Não	↓ consumo de energia da rede

Fontes: (CASTILLO-CAGIGAL et al, 2011; CHAABENE et al, 2007; DI GIORGIO & PIMPINELLA, 2012; GUDI et al, 2012; MATALLANAS et al, 2012; RASTEGAR et al, 2012; WANG et al, 2012; WANG et al, 2012; ZONG et al, 2012).

4 METODOLOGIA

O objetivo da metodologia proposta é configurar um sistema de tomada de decisão para realizar a gestão ativa da demanda de consumidores, visando minimizar o custo com energia elétrica para o consumidor final. Isto é alcançado por meio da gestão do armazenamento de energia elétrica e da disponibilidade de geração solar fotovoltaica no consumidor. Se a tarifa de energia elétrica possuir diferenciação horária ao longo do dia, e se os horários nos quais a tarifa de energia for mais cara coincidirem com os horários de pico da rede elétrica, há contribuição com a distribuidora no aumento da reserva de capacidade da rede elétrica.

A metodologia de gestão ativa da demanda desenvolvida utiliza como critério energético o preço da energia elétrica, como ferramentas o armazenamento de energia elétrica e a geração solar fotovoltaica, e existe a intenção de vender energia elétrica à rede. Como estratégias, utiliza otimização e inteligência artificial.

A inteligência artificial foi utilizada na metodologia por sua capacidade de aprender, a partir de dados de entrada e saída conhecidos, durante o processo de treinamento da Rede Neural (RN) e, portanto, generalizar os resultados para casos novos (SARDUY et al, 2016). A otimização foi utilizada com o intuito de produzir dados de saída para conjuntos de dados de entrada a serem utilizados no treinamento da RN.

A metodologia proposta pode ser utilizada em consumidores residenciais e comerciais. No caso de instalações industriais, segundo Queiroz (2011), ao contrário de residenciais e comerciais, pode haver variação significativa nas curvas de carga dependendo da atividade e utilização de equipamentos, inviabilizando, desta forma, a aplicação da metodologia proposta para tais consumidores.

O sistema considerado é apresentado pela Figura 4.1, o qual compreende uma unidade consumidora (carga) com medidor inteligente de energia elétrica (bidirecional), unidade de armazenamento de energia elétrica (bateria) e geração solar fotovoltaica, ambas conectadas à rede elétrica. Tanto a bateria quanto a

geração solar fotovoltaica possuem um conversor de energia, uma vez que ambas trabalham em corrente contínua e a rede elétrica em corrente alternada.

Figura 4.1 - Diagrama do sistema elétrico utilizado para desenvolvimento de metodologia de gestão ativa da demanda.

ME: medidor de energia elétrica.

Fonte: Autora.

A Figura 4.1 apresenta também um gerenciador, o qual realiza a gestão de energia do conversor da bateria. Este gerenciador possui um sistema de tomada de decisão que é responsável por realizar a gestão ativa da demanda do consumidor. Este sistema de tomada de decisão é denominado Sistema de Tomada de Decisão do Gerenciador do conversor da bateria (STDG), o qual é configurado pela metodologia proposta.

A Figura 4.2 apresenta um diagrama esquemático com as entradas e saídas do STDG, onde P_{solar} é a potência de geração solar no instante k , P_{consumo} é a potência da curva de carga do consumidor no instante k , T_{energia} é a tarifa de energia elétrica no instante k , D_{tarifa} é a variável que indica a diferenciação na cobrança da tarifa de energia elétrica (dia útil e fim de semana/feriado) e P_{bateria} é a potência da bateria (carga ou descarga) no instante k , sendo k variando de 1 a 48, uma vez que o intervalo considerado é de 30 minutos e o período total é de 24 horas. Os dados de

entrada devem ser normalizados, assim como a saída deve ser desnormalizada. Estes detalhes encontram-se detalhados a seguir.

Figura 4.2 - Diagrama esquemático do STDG.

Fonte: Autora.

O STDG deve ser configurado, por meio da metodologia proposta, para consumidores do mesmo tipo (residencial ou comercial), que utilizam a mesma tarifa de energia elétrica, tenham o mesmo perfil de geração solar e curvas de carga de formato similar. Uma vez que o STDG utiliza dados normalizados e inteligência artificial, o mesmo é capaz de generalizar um resultado dentro da faixa de valores utilizados na fase de treinamento supervisionado, o qual será explicado posteriormente.

Desta forma, pode-se configurar um mesmo STDG para ser utilizado, por exemplo, em residências na cidade de São Paulo, com perfis de curva de carga semelhantes aos perfis típicos informados pela distribuidora local, que utilizam o mesmo tipo de tarifação, e que atendam à configuração da Figura 4.1. Isto é possível devido ao fato dos consumidores residenciais possuírem, em sua maioria, um padrão semelhante de curva de carga, mesmo tipo de tarifa de energia elétrica e possuírem um perfil semelhante de geração solar por conta da proximidade de localização.

Vale ressaltar que o produto final da configuração do STDG é um sistema composto por uma RN treinada e validada, o qual realizará a gestão ativa da demanda do consumidor visando à minimização do custo com energia elétrica para o mesmo. Ainda, a metodologia proposta pode ser aplicada a vários consumidores, residenciais e comerciais, desde que tenham características semelhantes: mesmo tipo, mesma localização e mesma tarifação, e perfil de consumo similar, bastando

apenas configurar o STDG com dados locais. A Figura 4.3 apresenta o esquema de configuração do STDG.

Figura 4.3 - Esquema de treinamento para configuração do STDG.

$E_{bateria\acute{m}\acute{a}x}$: energia máxima para carga e descarga da bateria; $\eta_{bateria}$: rendimento da bateria; $P_{conv\acute{m}\acute{a}x}$: potência máxima do conversor da bateria; η_{conv} : rendimento do conversor da bateria; $P_{bateria\acute{o}t\acute{i}m\acute{a}}$: potência ótima da bateria no instante k ; N: normalização; DesN: desnormalização e NARX: *Nonlinear Auto-Regressive with exogenous inputs*.

Fonte: Autora.

A definição da RN é alcançada por meio de um treinamento supervisionado, ou seja, as saídas para determinados conjuntos de dados de entrada devem ser conhecidas. Durante este processo de treinamento, a RN não produzirá saídas válidas, pelo contrário, existe a necessidade de ter conhecimento do valor ótimo de saída para comparar se a rede está produzindo um valor de saída com erro mínimo para cada conjunto de dados de entrada.

Desta forma, com o objetivo de obter os dados necessários para realizar o treinamento da RN, foi utilizado um processo de otimização para produzir valores conhecidos de saída ($P_{bateria\acute{o}t\acute{i}m\acute{a}}$) para um conjunto de dados de entrada. Vide Figura 4.3.

No processo de otimização foi utilizado o algoritmo de otimização Evolução Diferencial Dinâmica (QING, 2006 apud DI SANTO, 2013) para minimizar uma função objetivo desenvolvida para receber os dados de entrada e encontrar uma saída ótima: $P_{\text{bateria}} \text{ ótima}$, com o objetivo de minimizar o custo com energia para o consumidor. Vide Figura 4.3.

Posteriormente, foi realizado o treinamento supervisionado de uma RN do tipo PMC (*Perceptron Multicamadas*) de saída recorrente à entrada, do inglês *Nonlinear Auto-Regressive with eXogenous inputs* (NARX), uma vez que o problema a ser resolvido é dependente do tempo.

Como pode ser observado na Figura 4.3, a maioria dos dados utilizados nos processos de otimização e treinamento da RN foram normalizados, requisito para que ambos os processos apresentem melhor eficácia.

O item 4.1 apresenta o funcionamento do processo de otimização e o 4.2 o processo de treinamento da RN.

4.1 PROCESSO DE OTIMIZAÇÃO

O processo de otimização utiliza o algoritmo de otimização Evolução Diferencial Dinâmica para minimizar o custo com energia elétrica para o consumidor.

O algoritmo de Evolução Diferencial é do tipo estocástico e baseado em populações. Visando obter indivíduos mais evoluídos, cada indivíduo da população se relaciona com os outros indivíduos e consigo mesmo por mutação, cruzamento e seleção (DI SANTO, 2013).

Na forma clássica do algoritmo, proposta por Price e Storn apud Di Santo (2013), inicialmente é gerada uma população de forma aleatória que posteriormente passa por estágios de mutação diferencial, cruzamento e seleção, gerando uma nova

população. O mesmo processo é repetido várias vezes até atingir as condições de parada pré-estabelecidas.

Este algoritmo possui uma forma alternativa, chamada de Evolução Diferencial Dinâmica. Proposta por Qing apud Di Santo (2013), esta alteração promete uma convergência mais rápida do algoritmo em comparação à forma clássica. Tal alteração permite que um indivíduo que gerou um erro de minimização menor que um indivíduo da geração atual participe da criação de novos indivíduos já na geração atual, o que não era possível na forma clássica do algoritmo.

Desta forma, utilizando a Evolução Diferencial Dinâmica, o processo de otimização foi implementado no Matlab. Os dados de entrada são relacionados a seguir:

- Tarifa de energia elétrica diária: $T_{\text{energia}}(1:48)$.
- Curvas de geração solar diárias: $P_{\text{solar}}(1:48)$. Devem ser utilizados diferentes perfis diários de geração solar, compreendendo dias ensolarados e nublados.
- Curvas de carga diárias: $P_{\text{consumo}}(1:48)$. Devem ser utilizados diferentes perfis diários de curvas de carga.
- Dados da bateria: $E_{\text{bateria máx}}$, corresponde ao limite máximo diário de energia, em kWh, que a bateria do consumidor pode armazenar e, conseqüentemente, descarregar. É um valor único para cada $P_{\text{consumo}}(1:48)$, que corresponde exatamente à energia no horário de pico. η_{bateria} afeta diretamente o tempo em que a mesma permanece carregada, uma vez que quanto maior o tempo de carga, maiores são as perdas associadas. Desta forma, a existência de tal variável incentiva o carregamento da bateria ocorrer o mais próximo possível do instante do dia em que a tarifa de energia elétrica aumenta, uma vez que sem tal variável, a bateria seria carregada logo no início do dia.
- Dados do conversor da bateria: $P_{\text{conv máx}}$ (para cada $E_{\text{bateria máx}}$) e η_{conv} . A potência máxima do conversor da bateria afeta a velocidade em que a bateria é carregada ou descarregada, deve-se atentar para não exceder a capacidade da bateria. O rendimento do conversor da bateria afeta o número de ciclos diários de carga e descarga da bateria. Visando preservar a vida útil da bateria, quanto maior o número de ciclos, maiores são as perdas associadas.

O dado de saída do processo de otimização é $P_{\text{bateria ótima}}(1:48)$ para cada conjunto de dados de entrada.

A seguir encontra-se o detalhamento de cada etapa do processo de otimização, cuja condição inicial é a bateria totalmente descarregada.

• Etapa 1

O processo de otimização tem início com o recebimento dos dados de entrada. Cada conjunto de dados de entrada se refere a uma determinada combinação de perfil de consumo com perfil de geração solar.

Vale ressaltar que o processo de otimização deve ser aplicado a todas as combinações de perfis de consumo e geração solar disponíveis, e que os dados P_{consumo} e P_{solar} devem ser normalizados pela potência instalada no consumidor, visando reduzir o domínio de busca do processo de otimização.

• Etapa 2

É uma etapa iterativa que consiste na geração de curvas diárias aleatórias de energia da bateria (E_{bateria}), considerando carga e descarga, e respeitando certas restrições, até que se encontre a curva ótima da bateria ($E_{\text{bateria ótima}}$) na etapa 8. As curvas de E_{bateria} são geradas por meio do algoritmo de otimização Evolução Diferencial Dinâmica, que tem a função de encontrar E_{bateria} que minimize uma função objetivo (função relacionada ao custo com energia elétrica para o consumidor).

As restrições impostas na geração de E_{bateria} são:

- $0 < E_{\text{bateria}}(k) < E_{\text{bateria máx}}$;
- $-P_{\text{conv máx}} < P_{\text{bateria}}(k) < P_{\text{conv máx}}$;
- $E_{\text{bateria}}(1) = E_{\text{bateria}}(48)$, ou seja, a energia inicial e final da bateria devem ter o mesmo valor. Esta restrição foi imposta para evitar um pico de energia (irreal) na bateria no primeiro horário do dia e garantir a continuidade da curva da bateria ao término de um dia e início de outro.

- **Etapa 3**

Esta etapa consiste no cálculo da potência da bateria no instante k , que considera os valores de energia da bateria gerados pela etapa 2 do processo de otimização (E_{bateria}). Este cálculo é realizado pela eq. (1):

$$P_{\text{bateria}}(k) = - \frac{E_{\text{bateria}}(k+1) - E_{\text{bateria}}(k)}{dt} \quad (1)$$

onde: dt é o intervalo de tempo de 0,5 horas.

- **Etapa 4**

As perdas do conversor da bateria, $\text{perda}_{\text{conv}}(k)$, e da bateria, $\text{perda}_{\text{bateria}}(k)$, no instante k são avaliadas nesta etapa de acordo com as eq. (2) e (3).

$$\text{perda}_{\text{conv}}(k) = |P_{\text{bateria}}(k)| \times (1 - \eta_{\text{conv}}) \quad (2)$$

$$\text{perda}_{\text{bateria}}(k) = \frac{E_{\text{bateria}}(k) \times (1 - \eta_{\text{bateria}})}{dt} \quad (3)$$

- **Etapa 5**

Nesta etapa, a demanda de potência da rede vista pela distribuidora de energia elétrica (P_{rede}) no instante k é calculada pela eq. (4).

$$P_{\text{rede}}(k) = P_{\text{consumo}}(k) - P_{\text{solar}}(k) - P_{\text{bateria}}(k) + \text{perda}_{\text{bateria}}(k) + \text{perda}_{\text{conv}}(k) \quad (4)$$

- **Etapa 6**

Nesta etapa é calculado o custo com energia elétrica para o consumidor.

Inicialmente são calculadas as variáveis débito e crédito, valor em moeda/dia referente ao consumo/fornecimento de energia elétrica para rede, de acordo com as eq. (5) e (6), respectivamente.

$$\text{débito} = \sum_1^{48} (P_{\text{base}} \times P_{\text{rede}}(k) \times T_{\text{energia}}(k) \times dt) \quad \text{se } P_{\text{rede}}(k) > 0 \quad (5)$$

$$\text{crédito} = \sum_1^{48} (P_{\text{base}} \times P_{\text{rede}}(k) \times T_{\text{energia}}(k) \times dt) \quad \text{se } P_{\text{rede}}(k) < 0 \quad (6)$$

onde: P_{base} é a potência instalada na unidade consumidora.

Posteriormente, é calculado o consumo diário de energia elétrica da rede (E_{rede}) pela eq. (7), para verificar se foi registrado ao menos o consumo mínimo obrigatório. Em caso positivo o valor do débito não é alterado. Porém, em caso negativo, o valor do débito passa a ser o custo diário da disponibilidade mínima de energia da distribuidora.

$$E_{\text{rede}} = \sum_1^{48} (P_{\text{base}} \times P_{\text{rede}}(k) \times dt) \quad \text{se } P_{\text{rede}}(k) > 0 \quad (7)$$

Finalmente, o custo total com energia elétrica para o consumidor, em valor moeda/dia, é obtido por meio da eq. (8), a qual é a função objetivo a ser minimizada.

$$f(E_{\text{bateria}}) \text{ custo} = \min(\text{débito} + \text{crédito}) \quad (8)$$

• Etapa 7

Nesta etapa é verificado se o custo com energia elétrica para o consumidor é o mínimo possível de acordo com o algoritmo de otimização.

Se foi encontrado o mínimo custo, segue para Etapa 8. Se não, volta para Etapa 2 onde é gerada outra curva diária de carga/descarga da bateria (E_{bateria}).

• Etapa 8

Ao alcançar esta etapa, como o processo de otimização já encontrou o custo mínimo com energia elétrica, o $E_{\text{bateria}} \text{ ótima}$ é estabelecido.

• Etapa 9

Em posse de $E_{\text{bateria}} \text{ ótima}$, $P_{\text{bateria}} \text{ ótima}$ no dia é calculada pela eq. (9), que já apresenta o resultado desnormalizado.

$$P_{\text{bateria \acute{otima}}}(k) = - \frac{E_{\text{bateria \acute{otima}}}(k+1) - E_{\text{bateria \acute{otima}}}(k)}{dt} \quad (9)$$

A Figura 4.4 apresenta o fluxograma do processo de otimizao.

Figura 4.4 - Fluxograma do processo de otimizao.

Fonte: Autora.

4.2 PROCESSO DE TREINAMENTO DA REDE NEURAL

A RN utilizada no trabalho  tipo PMC de sada recorrente  entrada, do ingls *Nonlinear Auto-Regressive with eXogenous inputs*.

As redes PMC possuem ao menos uma camada neural escondida (ou intermediria) entre as camadas de entrada e camada neural de sada. Esta rede pode ter vrias entradas e sadas. Sua arquitetura  do tipo *feedforward* de camadas mltiplas, ou

seja, o fluxo de informações na RN segue da entrada em direção à saída (SILVA, SPATTI e FLAUZINO, 2010). A Figura 4.5 ilustra uma rede PMC.

Figura 4.5 - Rede Perceptron multicamadas.

Fonte: (SILVA, SPATTI e FLAUZINO, 2010).

As variáveis são apresentadas à rede na entrada, e seguem para as camadas intermediárias, as quais percebem o comportamento apresentado e ajustam os pesos sinápticos e limiares de seus neurônios para representar tal comportamento. Os neurônios de saída recebem os estímulos e produzem um padrão de resposta desejado (SILVA, SPATTI e FLAUZINO, 2010).

O processo de treinamento da RN é realizado utilizando a estratégia de treinamento supervisionado. Segundo Silva, Spatti e Flauzino (2010), esta estratégia consiste em disponibilizar as respectivas saídas desejadas para cada amostra de sinais de entrada. Sendo assim, cada amostra de treinamento é composta por valores de entrada e valores de saída correspondentes, os quais refletem o comportamento que a RN deve aprender. Após o processo de aprendizado, a RN deve ser capaz de produzir saídas válidas diante de dados de entrada diferentes dos utilizados na aprendizagem, desde que tais dados estejam dentro da faixa de valores utilizados na aprendizagem.

O treinamento supervisionado pode ser realizado utilizando o algoritmo de aprendizado *backpropagation* ou retropropagação do erro. Tal treinamento é realizado por meio de duas fases: propagação adiante (*forward*) e propagação reversa (*backward*). Inicialmente ocorre a propagação adiante, na qual os valores de

entrada de uma amostra de um conjunto de treinamento são inseridos na rede e propagados adiante até produzirem valores de saída (nesta etapa os pesos sinápticos e limiares dos neurônios não são ajustados). Os valores de saída da rede são comparados com os valores de saída desejados, obtendo erros. Estes erros servem de base para ajustar os pesos sinápticos e limiares dos neurônios durante a fase de propagação reversa, na qual o fluxo de sinais segue da saída em direção à entrada. Estas duas fases, propagação adiante e reversa, são repetidas por várias vezes para reduzir o erro acima mencionado (SILVA, SPATTI e FLAUZINO, 2010).

As redes PMC tem aplicabilidade em diversos tipos de problemas, tais como: aproximação universal de funções, reconhecimento de padrões, controle de processos, previsão de séries temporais e otimização de sistemas (SILVA, SPATTI e FLAUZINO, 2010), sendo indicados para cada tipo de problema alguns tipos de rede PMC.

Como neste trabalho é abordado um problema que envolve sistemas variantes no tempo, ou seja, ao realizar a gestão da bateria procura-se encontrar valores da potência da bateria para os instantes k do dia, foi utilizada a rede PMC de saída recorrente à entrada.

A PMC recorrente funciona como um modelo auto regressivo não-linear com entradas exógenas, chamada de *Nonlinear Auto-regressive with eXogenous inputs*, do inglês. O princípio de funcionamento é o mesmo da PMC previamente descrito, porém a diferença é que as entradas são atrasadas no tempo por uma janela e as saídas realimentam a entrada, também atrasadas no tempo, conforme mostra a Figura 4.6.

Figura 4.6 - Topologia da PMC com saídas recorrentes às entradas.

Fonte: (SILVA, SPATTI e FLAUZINO, 2010).

Esta janela de atraso no tempo é escolhida no momento de criar a rede para treiná-la, sendo que seu valor deve ser ajustado juntamente com o número de neurônios na camada escondida, visando encontrar uma RN com erro aceitável.

A seguir encontra-se o detalhamento de cada etapa do processo de treinamento realizado no trabalho.

• Etapa 1

Inicialmente são levantados os dados de entrada (P_{solar} , P_{consumo} , T_{energia}) e respectivas saídas ($P_{\text{bateria ótima}}$), advindas do processo de otimização, ambos em intervalos de 30 minutos. A normalização é realizada da seguinte forma: P_{solar} pela potência instalada de geração solar, $P_{\text{bateria ótima}}$ por $P_{\text{conv máx}}$ e P_{consumo} e T_{energia} por seus valores máximos. Tais dados se referem a combinações de perfis de consumo com perfis de geração solar.

A variável D_{tarifa} é atribuída a cada conjunto de dados citado no parágrafo anterior. Foi incluída como último dado de entrada para que a RN consiga trabalhar com a variação, caso exista, na cobrança da tarifa de energia elétrica nos dias úteis e fins de semana/feriados. Se para um determinado tipo de tarifação a cobrança é realizada de forma diferenciada nos fins de semana e feriados, tal variável vale 1 para dias úteis e 0 para fins de semana e feriados. Já

para outro tipo de tarifação, em que a cobrança é realizada da mesma forma em dias úteis e não úteis, tal variável assume valor 1 para todos os dias na semana.

- **Etapa 2**

Os dados levantados pela etapa 1 são tratados, ou seja, colocados em formato adequado para utilizar em ferramentas de simulação de RN.

- **Etapa 3**

Nesta etapa os dados provenientes da etapa anterior são separados para serem utilizados em momentos distintos.

Os dados mais abrangentes, ou seja, os perfis de consumo referentes aos menores e maiores consumidores de energia elétrica, em conjunto com seus respectivos perfis de geração solar, são utilizados no treinamento da RN. Destes, 70% são utilizados no treinamento, 15% na validação e 15% nos testes da RN.

Os dados de consumidores com perfil de consumo médio, ou seja, a minoria dos dados, são utilizados posteriormente na avaliação de desempenho da RN.

- **Etapa 4**

Nesta etapa a RN é efetivamente treinada visando sua definição. Novamente, uma vez que neste trabalho é abordado um problema que envolve sistemas variantes no tempo, ou seja, ao realizar a gestão da bateria procura-se encontrar valores de P_{bateria} para os instantes k do dia, deve ser utilizada uma RN do tipo de saída recorrente à entrada (NARX).

A Figura 4.7 apresenta o fluxograma que resume o processo de treinamento da RN.

Figura 4.7 - Processo de treinamento da rede neural.

Fonte: Autora.

5 ESTUDO DE CASO

Estudo de caso foi conduzido para residência tipo na cidade de São Paulo, tomando como referência curvas de carga típicas disponibilizadas pela distribuidora de energia elétrica local, medições de geração de energia solar fotovoltaica advinda de usina solar localizada na região central da cidade, que é identificada adiante, e tarifa TOU vigente (Tarifa Branca).

A configuração do STDG é apresentada no item 5.1. Os resultados e a avaliação econômica do estudo de caso são apresentados, respectivamente, nos itens 5.2 e 5.3.

5.1 CONFIGURAÇÃO DO STDG

A configuração do STDG tem início com o tratamento dos dados que serão utilizados, apresentado no item 5.1.1. O item 5.1.2 apresenta a definição da RN. Os itens 5.1.3 e 5.1.4 apresentam, respectivamente, a avaliação do processo de otimização e treinamento da RN.

5.1.1 Dados

Os itens a seguir detalham os dados utilizados no estudo de caso.

- Curvas de carga diárias - P_{consumo}

Com o objetivo de reproduzir os dados de consumo residencial mais próximos da realidade, uma vez que não estavam disponíveis dados de medição, foram

criados diferentes perfis de consumo a partir de curvas típicas residenciais segundo dados disponíveis da distribuidora local, AES Eletropaulo (2007). A Figura 5.1 apresenta tais curvas de carga típicas, diferenciadas pelas classes de consumo de energia elétrica.

Figura 5.1 - Curvas de carga típicas residenciais para todas as faixas de consumo.

Fonte: (AES ELETROPAULO, 2007).

Como pode ser observado pela Figura 5.1, os dados de demanda de potência das curvas de carga residenciais estão em pu, sendo possível a adequação destas curvas de carga para qualquer demanda de potência residencial, em kWmed, conforme orientação em AES Eletropaulo (2007).

Desta forma, com o objetivo de obter curvas de carga residenciais com consumos diferentes e que estejam aderentes aos cinco perfis de curvas de carga disponibilizados pela distribuidora (Figura 5.1), foram criados inicialmente cinco perfis de consumo para uma dada residência: Eco-, Eco, Médio, Sbanja e Sbanja+.

Para criar os perfis Eco e Sbanja, foram coletados dados de equipamentos instalados e estimativa das horas de uso em Lamberts et al (2010) dos respectivos perfis de consumo. Tais dados sofreram pequenas adaptações (retirados aparelhos de ar condicionado e aquecimento de água por coletor solar, e inseridos: chuveiro elétrico, secadora de roupa e lava-louças).

Em seguida, o perfil Eco- foi criado reduzindo as horas de uso dos equipamentos tomando como referência o perfil Eco já criado. Da mesma forma, o perfil Sbanja+ foi criado aumentando as horas de uso dos equipamentos do perfil Sbanja já criado.

Posteriormente, o perfil Médio foi criado com base na média entre o consumo mensal do perfil Eco e do perfil Sbanja.

A Tabela 5.1 apresenta os equipamentos e seus respectivos consumos mensais de energia elétrica. Também mostra o consumo mensal e a demanda média para cada perfil de consumo criado até o momento.

Tabela 5.1 - Equipamentos, consumo mensal e demanda média para construção de curva de carga para os perfis Eco-, Eco, Médio, Sbanja e Sbanja+.

Equipamento	Potência (W)	Consumo mensal (kWh)				
		Eco-	Eco	Médio	Sbanja	Sbanja+
Geladeira	85	61	61	-	61	61
Máquina de lavar	230	0	0,92	-	2,76	5,52
Forno microondas	880	0	2,64	-	6,6	13,2
Filtro de água	6	0	4,32	-	4,32	4,32
Aspirador de pó	876	0	7,01	-	26,28	52,56
Ferro elétrico	156	0,31	1,25	-	1,87	3,74
Computador e periféricos	120	1,5	6	-	18	36
Televisão 29"	100	2	5	-	15	30
Iluminação quarto 1	20	0,3	0,6	-	2,4	4,8
Iluminação quarto	20	0,3	0,6	-	2,4	4,8
casal						
Iluminação sala estar	80	2,4	4,8	-	9,6	19,2
Iluminação sala	80	1,2	2,4	-	9,6	19,2
jantar						
Iluminação banheiro	40	0,6	1,2	-	3,6	7,2
Iluminação cozinha	40	0,6	1,2	-	3,6	7,2
Iluminação serviços	40	0,5	1,04	-	3,6	7,2
Iluminação externa	280	0,06	2,8	-	16,8	33,6
Chuveiro elétrico	5500	11	49,5	-	330	700
Secadora de roupas	2000 ^a	0	0	-	129,6	288
Lava-louças	1500 ^b	0	0	-	46,8	46,8
Potência instalada	12053					
Consumo mensal (kWh)		81,79	152,28	423,06	693,83	1344,34
Demanda média (kWmed)		0,11	0,21	0,59	0,96	1,87

Fontes: (LAMBERTS et al, 2010) adaptado, (a) (BRASTEMP, 2016a) e (b) (BRASTEMP, 2016b).

Vale ressaltar que cada perfil de consumo utiliza como base a curva típica residencial adequada ao seu consumo mensal que, multiplicada à sua demanda

média (apresentada na Tabela 5.1), dá origem à curva de carga do perfil de consumo. A Tabela 5.2 apresenta a correspondência entre o perfil de consumo e a curva típica residencial que deu origem ao mesmo.

Tabela 5.2 - Correspondência entre o perfil de consumo e a curva de carga típica residencial.

Perfil de consumo	Curva de carga típica residencial
Eco-	0 a 100 kWh/mês
Eco	101 a 200 kWh/mês
Médio	201 a 500 kWh/mês
Sbanja	501 a 1000 kWh/mês
Sbanja+	mais que 1000 kWh/mês

Fonte: Autora.

Com o objetivo de aumentar a abrangência dos dados de consumo de energia, ou seja, aumentar o número de curvas de carga disponíveis para configuração do STDG, cada perfil de consumo previamente criado originou três novos perfis: A, B e C. O perfil B corresponde à curva de carga original, em pu. Os perfis A e C correspondem, respectivamente, à diferença e à soma entre o perfil B e seu desvio padrão médio. Para dar origem às novas curvas de carga, tais valores (em pu) foram multiplicados pela demanda média do perfil de consumo.

Desta forma, foram criadas quinze curvas de carga residenciais diárias, com intervalos de 30 minutos, para configuração do STDG. A Figura 5.2 mostra, com detalhes, as curvas de carga para o exemplo de perfil Médio, e a Figura 5.3 apresenta todas as curvas de carga criadas.

Figura 5.2 - Curvas de carga para os perfis Médio A, Médio B e Médio C.

Fonte: Autora.

Figura 5.3 - Curvas de carga residenciais utilizadas para configurar o STDG.

Fonte: Autora.

Desta forma, o P_{consumo} foi levantado para cada perfil de consumo (Eco- A, Eco- B, Eco- C, Eco A, Eco B, Eco C, Médio A, Médio B, Médio C, Sbanja A, Sbanja B, Sbanja C, Sbanja+ A, Sbanja+ B e Sbanja+C) com intervalos de 30 minutos durante 24 horas.

Posteriormente, conforme a Figura 4.3, os valores de P_{consumo} devem ser normalizados para serem utilizados nos processos de otimização e treinamento da RN.

Para o processo de otimização, os valores de P_{consumo} foram normalizados pela demanda de potência instalada na residência, ou seja, de 12,053 kW.

Já para o processo de treinamento da RN, os valores de P_{consumo} foram normalizados pela demanda de potência máxima encontrada na curva de carga de cada perfil de consumo, conforme mostra a Tabela 5.3. Este procedimento enquadra os valores de P_{consumo} no intervalo de 0 a 1.

Tabela 5.3 - Potência máxima da curva de carga para cada perfil de consumo.

Perfil de consumo	Potência máxima da curva de carga (kW)
Eco- A	0,192
Eco- B	0,216
Eco- C	0,24
Eco A	0,321
Eco B	0,389
Eco C	0,458
Médio A	0,766
Médio B	0,875
Médio C	0,985
Sbanja A	1,174
Sbanja B	1,436
Sbanja C	1,697
Sbanja+ A	2,013
Sbanja+ B	2,483
Sbanja+ C	2,953

Fonte: Autora.

Estas normalizações foram realizadas com o objetivo de melhorar a eficácia dos processos de otimização e treinamento da RN. Além disso, o fato de normalizar o dado de entrada permite que estes processos se tornem independentes da fonte dos dados, ou seja, da residência de análise.

- Dados da bateria: η_{bateria} e $E_{\text{bateria máx}}$

Neste estudo de caso foi considerado η_{bateria} de 99,95%. Conforme explicado no item 4.1, a adoção de uma eficiência da bateria penaliza a condição da mesma permanecer carregada.

O conceito utilizado para $E_{\text{bateria máx}}$ corresponde ao limite máximo diário de energia, em kWh, que a bateria da residência pode armazenar e, consequentemente, descarregar. É um valor único para cada perfil de consumo, que corresponde exatamente à energia no horário de pico obtido por meio da curva de carga do consumidor.

Desta forma, considerando o horário de pico na cidade de São Paulo, das 17h30 às 20h30 (AES ELETROPAULO, 2016), $E_{\text{bateria máx}}$ foi calculada para cada perfil de consumo conforme mostra a Tabela 5.4.

Tabela 5.4 - $E_{\text{bateria máx}}$ para cada perfil de consumo.

Perfil de consumo	$E_{\text{bateria máx}}$ (kWh)
Eco- A	0,46
Eco- B	0,53
Eco- C	0,60
Eco A	0,80
Eco B	1,00
Eco C	1,21
Médio A	1,96
Médio B	2,29
Médio C	2,62
Sbanja A	2,97
Sbanja B	3,76
Sbanja C	4,54
Sbanja+ A	5,64
Sbanja+ B	7,05
Sbanja+ C	8,46

Fonte: Autora.

Para a configuração do STDG somente o valor de $E_{\text{bateria máx}}$ basta, porém, para a análise econômica, a capacidade da bateria deve ser calculada. Desta forma, segundo Pinho e Galdino (2014), a capacidade da bateria é calculada pela eq. (10).

$$\text{Capacidade da bateria(Ah)} = \frac{\text{consumo diário(Wh)} \times \text{dias de autonomia}}{\text{profundidade de descarga} \times 12} \quad (10)$$

Onde o consumo diário corresponde a $E_{\text{bateria máx}}$, dias de autonomia para este trabalho seria 1 e profundidade de descarga (percentual de carga que pode ser retirada da bateria em relação à sua capacidade nominal), que pode variar de 20 a 40% para não reduzir drasticamente a vida útil da bateria (PINHO & GALDINO, 2014). Neste trabalho, foi considerado 20% de profundidade de descarga para alcançar 4 anos de vida útil da bateria (FREEDOM, 2017).

- Curvas de geração solar diárias - P_{solar}

De forma a tentar reproduzir da melhor forma possível o perfil de geração solar na cidade de São Paulo, foram levantadas curvas diárias de geração solar (potência gerada x tempo) de um sistema de micro geração de 1,45kWp (5 painéis de 290Wp) instalado e operante no telhado de um edifício comercial localizado no centro de São Paulo. As curvas de geração coletadas correspondem ao período de 10/06/2015 a 22/09/2015, em intervalos de 5 minutos, e estão disponíveis por meio de *login* e senha em Solarweb (2016). A Figura 5.4 apresenta o sistema de micro geração fonte dos dados de geração solar.

Figura 5.4 - Fotografia do sistema de micro geração EXER.

Fonte: (SOLARWEB, 2016).

Em posse das curvas de geração solar do período citado, é possível observar comportamentos diferentes da geração solar ao longo dos dias. Desta forma, visando criar diferentes perfis de geração para as análises do trabalho, três curvas de geração de datas distintas foram selecionadas. Tais curvas foram normalizadas pela potência instalada da microgeração distribuída, para que cada perfil possa se adequar a qualquer consumidor.

Assim, foram criados três perfis distintos de geração solar (com intervalo de 30 minutos) para o trabalho, sendo:

- Gmelhor: geração melhor, ou seja, curva de geração solar mais próxima à ideal (baseada no dia 19/09/2015);
- Gosc: geração oscilante, ou seja, curva com considerável oscilação de potência de geração ao longo do dia (baseada no dia 02/09/2015);
- Gpior: geração pior, ou seja, curva de geração consideravelmente prejudicada (baseada no dia 27/08/2015).

A figura 5.5 apresenta os três perfis de geração solar criados.

Figura 5.5 - Perfis de geração solar fotovoltaica.

Fonte: (SOLARWEB, 2016).

Em seguida, o dimensionamento do gerador fotovoltaico, para cada perfil de consumo, foi realizado conforme eq. (11) (PINHO & GALDINO, 2014).

$$P_{PV}(Wp) = \frac{E/TD}{HSP} \quad (11)$$

onde: P_{PV} é a potência instalada do painel fotovoltaico (Wp), E é o consumo diário de energia elétrica da unidade consumidora (Wh/dia), TD é a taxa de desempenho e HSP é o valor das horas de sol pleno na localidade.

O consumo diário da unidade consumidora (E) é calculado pela diferença entre o consumo diário obtido da curva de carga do consumidor e a disponibilidade mínima de energia. Segundo Pinho e Galdino (2014), as residências brasileiras com geração distribuída devem, obrigatoriamente, consumir no mínimo 50kWh/mês da distribuidora, sendo faturadas pelo valor em moeda corrente correspondente se registrarem consumo inferior.

A taxa de desempenho é a relação entre o desempenho real do sistema sobre o desempenho máximo teórico possível, variando entre 70 a 75%, segundo Pinho e Galdino (2014). Neste trabalho foi adotada TD igual a 75%.

As horas de sol pleno da localidade podem ser calculadas pela eq. (12) (PINHO & GALDINO, 2014).

$$HSP = \frac{\text{irradiação solar média mensal (kWh/m}^2\text{)}}{1 \text{ (kW/m}^2\text{)}} \quad (12)$$

Como a irradiação solar média mensal em São Paulo é de 3,96 kWh/m², segundo o Centro de Referência para as Energias Solar e Eólica Sérgio de S. Brito (2015), o valor de HSP utilizado neste trabalho é de 4 horas.

Desta forma, a Tabela 5.5 apresenta o dimensionamento do gerador fotovoltaico para cada perfil de consumo.

Tabela 5.5 - Potência instalada do gerador solar fotovoltaico dimensionado para cada perfil de consumo.

Perfil de consumo	Potência instalada do gerador solar fotovoltaico (kWp)
Eco- A	0,2
Eco- B	0,4
Eco- C	0,5
Eco A	0,6
Eco B	1,1
Eco C	1,7
Médio A	3,25
Médio B	4,13
Médio C	5,01
Sbanja A	5,0
Sbanja B	7,1
Sbanja C	9,2
Sbanja+ A	10,6
Sbanja+ B	14,4
Sbanja+ C	18,1

Fonte: Autora.

Em seguida, com base nos valores de potência instalada dos geradores solar fotovoltaicos e dos três diferentes perfis de geração solar normalizados, para cada perfil de consumo foram atribuídas três possíveis curvas de geração solar. Isso foi possível pela multiplicação do valor do painel solar, em kWp, pela potência, em pu, de cada curva de geração solar com intervalos de 30 minutos, dando origem aos valores de P_{solar} . Desta forma, foram criadas 45 curvas de geração solar para serem utilizadas na metodologia proposta. Tomando como exemplo o perfil de consumo Médio A, foram criadas três curvas: Médio A Gmelhor, Médio A Gosc e Médio A Gpior.

Conforme a Figura 4.3, os valores de P_{solar} devem ser normalizados para serem utilizados nos processos de otimização e treinamento da RN.

Para o processo de otimização, os valores de P_{solar} foram normalizados pela demanda de potência instalada na residência, ou seja, de 12,053 kW.

Já para o processo de treinamento da RN, os valores de P_{solar} foram normalizados pela potência instalada do painel solar (Tabela 5.5). Este procedimento enquadra os valores de $P_{consumo}$ no intervalo de 0 a 1.

Estas normalizações foram realizadas com o objetivo de melhorar a eficácia dos processos de otimização e treinamento da RN. Além disso, o fato de normalizar o dado de entrada permite que estes processos se tornem independentes da fonte dos dados, ou seja, da residência de análise.

- Tarifa de energia elétrica - T_{energia}

No trabalho foi utilizada a tarifa de energia do tipo TOU existente no Brasil: a tarifa branca.

Os valores para tarifa branca, dividida em Tarifa de Uso do Sistema de Distribuição (TUSD) e Tarifa de Energia (TE), para os períodos de ponta, intermediário e fora de ponta foram levantados em Agência Nacional de Energia Elétrica (2017). A Tabela 5.6 apresenta os valores levantados para a tarifa branca.

Tabela 5.6 - Tarifa branca.

Período	TUSD (R\$/MWh)	TE (R\$/MWh)	Total (R\$/MWh)
Ponta (17h30 às 20h30)	411,22	348,99	760,21
Intermediário (16h30 às 17h30 e das 20h30 às 21h30)	267,81	228,85	496,66
Fora Ponta (restante do dia)	124,4	228,85	353,25

Fonte: (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, 2017).

Desta forma, foi construída uma curva de tarifa ao longo do dia utilizando o valor total para os diferentes períodos de ponta, intermediário e fora ponta, com intervalos de 30 minutos, conforme apresenta a Figura 5.6. Tal curva de tarifa foi aplicada aos consumidores nos dias úteis. Nos fins de semana e feriados, a tarifação ocorre somente pelo valor da tarifa fora ponta.

Figura 5.6 - Curva de tarifa dos dias úteis - Tarifa Branca.

Fonte: (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, 2017).

Conforme a Figura 4.3, os valores de T_{energia} devem ser normalizados para serem utilizados no processo de treinamento da RN. Assim, os valores de T_{energia} foram normalizados pelo valor máximo da tarifa branca, ou seja, de 0,760 R\$/kWh. Este procedimento enquadra os valores de Tarifa no intervalo de 0 a 1, tornando o processo de treinamento mais eficaz.

Já para o processo de otimização, não houve necessidade de normalizar os valores de T_{energia} , uma vez que o objetivo é calcular o custo real de energia para o consumidor visando minimizá-lo. Porém, como o processo de otimização foi validado com as tarifas TOU, outros tipos de tarifas de energia elétrica, tais como tarifa unitária e horária podem servir de entrada para configurar outros STDGs.

- Diferenciação da tarifa de energia elétrica – D_{tarifa}

A variável D_{tarifa} é utilizada somente no processo de treinamento da RN. Como o tipo de tarifa utilizado neste estudo de caso é TOU, existe uma variação em sua cobrança dependendo do dia da semana. Desta forma, nos dias úteis, em que o consumidor é tarifado com valores diferenciados nos postos horários, D_{tarifa} vale 1. Já nos fins de semana e feriados, quando o consumidor é tarifado o dia todo com o valor fora ponta, D_{tarifa} vale 0.

- Dados do conversor da bateria - η_{conv} e $P_{\text{conv máx}}$

Neste estudo de caso foi considerado 90% de rendimento do conversor da bateria, tanto quando a bateria é carregada quando descarregada. Tal valor foi atribuído de modo conservador, considerando perda de 6% no conversor (SOLARVOLT, 2016) e o restante para demais perdas, como por exemplo, nos cabos.

A potência máxima do conversor da bateria foi calculada de acordo com a eq. (13).

$$P_{\text{conv máx}} = \frac{E_{\text{bateria máx}}}{T_{\text{CD}}} \quad (13)$$

onde: T_{CD} é o tempo de carga e/ou descarga total da bateria, que no caso deste trabalho é de 3 horas, conforme utilizado em Rastegar et al (2012).

A Tabela 5.7 apresenta os valores de $P_{\text{conv máx}}$ para todos os perfis de consumidores.

Tabela 5.7 - $P_{\text{conv máx}}$ para todos os perfis de consumidor.

Perfil de consumo	$P_{\text{conv máx}}$ (kW)
Eco- A	0,15
Eco- B	0,18
Eco- C	0,20
Eco A	0,27
Eco B	0,33
Eco C	0,40
Médio A	0,65
Médio B	0,76
Médio C	0,87
Sbanja A	0,99
Sbanja B	1,25
Sbanja C	1,51
Sbanja+ A	1,88
Sbanja+ B	2,35
Sbanja+ C	2,82

Fonte: Autora.

- Potência ótima da bateria – $P_{\text{bateria ótima}}$

A $P_{\text{bateria ótima}}$ é gerada pelo processo de otimização visando fornecer dados ao processo de treinamento supervisionado da RN. Tal dado sai do processo de otimização já desnormalizado pela potência instalada na residência (12,053 kW).

Conforme a Figura 4.3, para serem utilizados no processo de treinamento da RN, os valores de $P_{\text{bateria ótima}}$ devem ser normalizados, o que ocorre pela potência máxima do conversor da bateria ($P_{\text{conv máx}}$). Este procedimento enquadra os valores de $P_{\text{bateria ótima}}$ no intervalo de -1 a 1, tornando o processo de treinamento mais eficaz.

5.1.2 Definição da rede neural

Nesta etapa a RN é efetivamente treinada visando sua definição. O primeiro passo é escolher a ferramenta de simulação a ser utilizada e o tipo de RN.

Como ferramenta de simulação foi utilizada a *Neural Network Time Series Tool* do Matlab 2013.

A RN utilizada foi do tipo PMC de saída recorrente à entrada (NARX), uma vez que neste trabalho é abordado um problema que envolve sistemas variantes no tempo, ou seja, ao realizar a gestão da bateria procura-se encontrar valores de P_{bateria} para os instantes k do dia.

Com o objetivo de encontrar uma PMC NARX com desempenho satisfatório, redes de 22 topologias diferentes foram criadas e treinadas. As topologias foram sendo modificadas inicialmente aumentando-se o número de neurônios na camada escondida para uma mesma janela de tempo, em seguida a janela de tempo foi aumentada até perceber uma redução de Erro Quadrático Médio (EQM). Tais

topologias são apresentadas pela Tabela 5.8, onde constam seus indicadores: EQM e R^2 .

Tabela 5.8 - Resultados para diversas topologias de RN treinadas.

RN	Nº de neurônios na camada escondida	Janela de tempo	EQM	R^2
1	5	2	$2,47 \cdot 10^{-2}$	0,898
2	10	2	$7,78 \cdot 10^{-3}$	0,968
3	20	2	$3,75 \cdot 10^{-3}$	0,985
4	30	2	$3,91 \cdot 10^{-3}$	0,981
5	5	3	$2,94 \cdot 10^{-3}$	0,984
6	10	3	$2,09 \cdot 10^{-5}$	0,999
7	20	3	$4,53 \cdot 10^{-4}$	0,998
8	30	3	$7,55 \cdot 10^{-4}$	0,995
9	5	4	$6,48 \cdot 10^{-3}$	0,972
10	10	4	$1,83 \cdot 10^{-5}$	0,999
11	20	4	$7,58 \cdot 10^{-5}$	0,997
12	30	4	$3,43 \cdot 10^{-4}$	0,986
13	5	5	$1,32 \cdot 10^{-5}$	0,999
14	10	5	$3,87 \cdot 10^{-7}$	1
15	20	5	$6,5 \cdot 10^{-8}$	1
16	30	5	$7,17 \cdot 10^{-8}$	0,099
17	5	6	$1,2 \cdot 10^{-6}$	0,999
18	10	6	$6,54 \cdot 10^{-8}$	0,999
19	20	6	$5,46 \cdot 10^{-8}$	1
20	30	6	$2,12 \cdot 10^{-7}$	0,999
21	5	7	$1,06 \cdot 10^{-5}$	0,999
22	10	7	$6,70 \cdot 10^{-5}$	0,999

Fonte: Autora.

Pela Tabela 5.8 pode ser observado pelas RNs 1 a 3 que, ao manter a mesma janela de tempo, houve uma redução de EQM e melhoria de R^2 ao aumentar o número de neurônios na camada escondida, porém ao aumentar mais este número, não houve benefícios em RN 4. Desta forma, a janela de tempo foi aumentada em RN 5, e posteriormente aumentado o número de neurônios em RN 6, onde foi constatada uma redução significativa de EQM e melhoria de R^2 , o que não ocorreu em RN 7 e RN 8. O mesmo procedimento foi sendo repetido, até quando foi encontrado, em RN 19, o menor EQM do treinamento e R^2 igual a 1. Após tal treinamento, não foram constatados melhores resultados e a RN 19 foi selecionada como a de melhor desempenho.

As Figuras 5.7 e 5.8 apresentam, respectivamente, os diagramas de ERQ e R^2 para a RN 19.

Figura 5.7 - Erro Quadrático Médio das etapas de treinamento, validação e teste da RN 19.

Fonte: Autora.

Figura 5.8 - R² das etapas de treinamento, validação e teste da RN 19.

Fonte: Autora.

5.1.3 Avaliação do processo de otimização

A avaliação do processo de otimização pode ser realizada pelas curvas de $E_{\text{bateria}\acute{\text{o}}\text{t}\text{i}\text{m}\text{a}}$ e $P_{\text{bateria}\acute{\text{o}}\text{t}\text{i}\text{m}\text{a}}$, geradas pelo processo de otimização a partir dos dados de entrada de cada uma das combinações de perfis de consumo e geração solar.

As curvas de $E_{\text{bateria}\acute{\text{o}}\text{t}\text{i}\text{m}\text{a}}$ são apresentadas pela Figura 5.9.

Figura 5.9 - Energia da Bateria ótima gerada pelo processo de otimização.

Fonte: Autora.

O primeiro ponto a ser ressaltado é que para um determinado perfil de consumo, a curva de $E_{\text{bateria}\acute{\text{o}}\text{t}\text{i}\text{m}\text{a}}$ apresenta os mesmos valores para todos os perfis de geração solar. Isto é explicado pelo fato da bateria, além de armazenar energia elétrica proveniente da geração solar fotovoltaica, também armazena energia elétrica vinda da rede. Neste caso, a diferenciação que ocorre entre os perfis de geração solar sob o mesmo consumidor é o valor gasto pelo mesmo com energia elétrica. Desta forma, na Figura 5.9 as curvas representam cada perfil de consumo.

Na mesma figura é possível observar que as curvas de $E_{\text{bateria}}^{\text{ótima}}$ respeitam as restrições impostas pela metodologia do processo de otimização (etapa 2), uma vez que os valores máximo e mínimo, para cada perfil de consumo, encontram-se no intervalo de 0 a $E_{\text{bateria}}^{\text{máx}}$. Além disso, o valor da energia no instante 1 é a mesma que no instante 48 (0kWh).

A Figura 5.9 também apresenta a curva de tarifa ao longo de um dia útil. Por meio desta é possível observar o comportamento desejado das curvas de $E_{\text{bateria}}^{\text{ótima}}$ geradas pelo processo de otimização, uma vez que o carregamento da bateria tem início 6 períodos antes da tarifa de energia elétrica mudar para o patamar intermediário (3 horas antes, que é o tempo de carga/descarga da bateria), se mantém carregada até o início do horário de pico, quando então inicia a descarga total (em 6 períodos).

A Figura 5.10 apresenta as curvas de $P_{\text{bateria}}^{\text{ótima}}$ geradas pelo processo de otimização a partir de $E_{\text{bateria}}^{\text{ótima}}$, onde é possível observar que as curvas de $P_{\text{bateria}}^{\text{ótima}}$ respeitam as restrições impostas pela metodologia do processo de otimização (etapa 2), uma vez que os valores máximo e mínimo, para cada perfil de consumo, encontram-se no intervalo de $-P_{\text{conv}}^{\text{máx}}$ a $P_{\text{conv}}^{\text{máx}}$. Também é possível observar que os instantes de carga e descarga da bateria coincidem com a Figura 5.9 (curva de $E_{\text{bateria}}^{\text{ótima}}$).

Figura 5.10 - Potência da bateria ótima gerada pelo processo de otimização.

Fonte: Autora.

5.1.4 Avaliação do processo de treinamento da rede neural

A avaliação do processo de treinamento da RN pode ser realizada pela observação das curvas de $P_{bateria}$ desejada ($P_{bateria\ ótimo}$) e gerada pela RN selecionada – RN19 ($P_{bateria\ RN}$). A Figura 5.11 apresenta tais curvas para os perfis de consumidor Eco-A, Eco-B e Eco-C em dias úteis, ambos utilizados no processo de treinamento da RN. As curvas resultantes dos demais dados utilizados para treinamento da RN encontram-se no Apêndice A. Em todos os casos, ambas as curvas, $P_{bateria\ ótimo}$ e $P_{bateria\ RN}$, são semelhantes, o que mostra o desempenho satisfatório do processo de treinamento da RN.

Figura 5.11 - Curvas de $P_{\text{bateria \acute{o}timo}}$ e $P_{\text{bateria RN}}$ para perfis Eco- A, Eco- B e Eco- C, considerando os perfis de gera\c{c}\~ao Gmelhor, Gosc e Gpior em dias \u00fasteis.

Fonte: Autora.

Em seguida, a RN utilizada foi avaliada com os dados dos perfis M\u00e9dio A, M\u00e9dio B e M\u00e9dio C, ou seja, dos perfis que n\~ao foram utilizados no processo de treinamento. A Figura 5.12 mostra que a RN utilizada teve um desempenho muito bom em mais esta avalia\c{c}\~ao, uma vez que as curvas de $P_{\text{bateria \acute{o}timo}}$ e $P_{\text{bateria RN}}$ s\~ao semelhantes.

Figura 5.12 - Curvas de $P_{\text{bateria \acute{o}timo}}$ e $P_{\text{bateria RN}}$ para perfis M\'edio A, M\'edio B e M\'edio C, considerando os perfis de gera\c{c}\~ao Gmelhor, Gosc e Gpior em dias \acute{uteis.

Fonte: Autora.

5.2 RESULTADOS

Uma vez definida a RN a ser utilizada (RN 19), conforme explicitado anteriormente, o STDG está configurado.

Três combinações de perfil de consumo (Médio A, Médio B e Médio C) com perfis de geração solar (Gmelhor, Gosc e Gpior), dados não utilizados na configuração do STDG, foram submetidos ao STDG, o qual é o responsável por realizar a gestão ativa da demanda da residência por meio da gestão da carga e descarga da bateria.

Desta forma, a partir da curva de carga e descarga da bateria foi possível obter os seguintes resultados para os perfis selecionados: curva de carga vista pela distribuidora (P_{rede}) pela eq. (4), que é a energia elétrica residencial consumida e/ou fornecida à rede, e custo com energia elétrica para o consumidor, tanto para os dias úteis como fins de semana/feriados (FDS).

As Figuras 5.13, 5.14 e 5.15 apresentam, respectivamente, as curvas diárias de carga e descarga da bateria ($P_{bateria}$), geração solar (P_{solar}), consumo residencial ($P_{consumo}$), tarifa de energia elétrica e carga vista da distribuidora (P_{rede}) para os perfis Médio B Gmelhor, Médio B Gosc e Médio B Gpior nos dias úteis.

Figura 5.13 - Curvas diárias de P_{solar} , P_{consumo} , P_{bateria} , T_{energia} e P_{rede} para perfil Médio B Gmelhor em dias úteis.

Fonte: Autora.

Na Figura 5.13, nota-se que no início do dia (instante $k=5$) não existe carga disponível na bateria e nem energia elétrica proveniente de geração solar fotovoltaica, assim a demanda de energia elétrica da residência é suprida exclusivamente pela rede. No instante $k=20$, há disponibilidade da geração solar fotovoltaica, a qual supre a demanda da residência e seu excedente é fornecido à rede de distribuição. No instante $k=30$, a geração solar fotovoltaica supre a demanda da residência e abastece a bateria, e seu excedente é fornecido à rede de distribuição. No instante $k=40$, dentro do horário de pico, a bateria está carregada e supre a maior parte da demanda de energia da residência.

Figura 5.14 - Curvas diárias de P_{solar} , P_{consumo} , P_{bateria} , T_{energia} e P_{rede} para perfil Médio B Gosc em dias úteis.

Fonte: Autora.

Na Figura 5.14, nota-se que no início do dia (instante $k=5$) não existe carga disponível na bateria e nem energia elétrica proveniente de geração solar fotovoltaica, assim a demanda de energia elétrica da residência é suprida exclusivamente pela rede. No instante $k=20$, a demanda da residência é suprida pela geração solar fotovoltaica e complementada pela rede de distribuição. No instante $k=30$, a geração solar fotovoltaica supre a demanda da residência e abastece a bateria, e seu excedente é fornecido à rede de distribuição. No instante $k=40$, dentro do horário de pico, a bateria está carregada e supre a maior parte da demanda de energia da residência.

Figura 5.15 - Curvas diárias de P_{solar} , P_{consumo} , P_{bateria} , T_{energia} e P_{rede} para perfil Médio B Gpior em dias úteis.

Fonte: Autora.

Na Figura 5.15, vale observar que o consumidor só fornece energia à rede de distribuição logo após $k=35$, sendo possível notar que tal energia fornecida é advinda da geração solar fotovoltaica e também da bateria.

A partir das curvas apresentadas pelas Figuras 5.13 a 5.15 é possível notar que o STDG realiza a gestão de carga e descarga da bateria em função do preço da energia elétrica, regido no caso pela tarifa TOU, uma vez que o mesmo visa reduzir o custo com energia elétrica para o consumidor.

A partir da gestão de energia elétrica da bateria e levando em consideração P_{solar} , P_{rede} torna-se visivelmente alterada nas referidas figuras em relação à P_{consumo} . Nota-se a redução de demanda no horário de pico em todos os casos para os dias úteis e, como no caso das tarifas do tipo TOU o horário mais caro coincide com o horário de pico, há contribuição com distribuidora pelo aumento de reserva de capacidade da rede no horário de pico. Existem também alterações significativas na curva de carga vista pela distribuidora nos horários com geração solar, uma vez que a geração solar após atender à carga (e se necessário à bateria), fornece energia à rede.

As mesmas observações relatadas nos parágrafos anteriores foram observadas nos perfis de consumo Médio A e Médio C para dias úteis. Conforme exemplificado pela Figura 5.16, a diferenciação ocorre somente na amplitude das curvas, uma vez que, comparando o perfil Médio A Gmelhor (Figura 5.16) com Médio B G melhor (Figura 5.13), a amplitude das curvas de carga e geração (dados de entrada do STDG) do Médio A é menor comparada ao Médio B. As demais curvas diárias com os resultados obtidos se encontram no Apêndice B.

Figura 5.16 - Curvas diárias de P_{solar} , $P_{consumo}$, $P_{bateria}$, $T_{energia}$ e P_{rede} para perfil Médio A Gmelhor em dias úteis.

Fonte: Autora.

As Figuras 5.17, 5.18 e 5.19 apresentam, respectivamente, $P_{bateria}$, P_{solar} , $P_{consumo}$, $T_{energia}$ e P_{rede} para os perfis Médio B Gmelhor, Médio B Gosc e Médio B Gpior nos fins de semana e feriados.

Figura 5.17 - Curvas diárias de P_{solar} , P_{consumo} , P_{bateria} , T_{energia} e P_{rede} para perfil Médio B Gmelhor em fins de semana e feriados.

Fonte: Autora.

Na Figura 5.17, nota-se inicialmente que a bateria não é carregada/descarregada no dia, uma vez que não há alteração no valor da tarifa de energia elétrica ao longo do dia nos fins de semana e feriados. Nos instantes $k=5$ e $k=40$, não existe energia elétrica proveniente de geração solar fotovoltaica, assim a demanda de energia elétrica da residência é suprida exclusivamente pela rede. No instante $k=25$, há disponibilidade da geração solar fotovoltaica, a qual supre a demanda da residência e seu excedente é fornecido à rede de distribuição.

Figura 5.18 - Curvas diárias de P_{solar} , P_{consumo} , P_{bateria} , T_{energia} e P_{rede} para perfil Médio B Gosc em fins de semana e feriados.

Fonte: Autora.

À Figura 5.18 servem as mesmas observações previamente apontadas à Figura 5.17.

Figura 5.19 - Curvas diárias de P_{solar} , P_{consumo} , P_{bateria} , T_{energia} e P_{rede} para perfil Médio B Gpior em fins de semana e feriados.

Fonte: Autora.

No caso da Figura 5.19, nota-se que não há fornecimento de energia elétrica à rede de distribuição por parte do consumidor, uma vez que a bateria não é utilizada e a disponibilidade de geração solar fotovoltaica ao longo do dia não é suficiente para gerar excedente após suprimento da demanda da residência.

A partir das curvas apresentadas pelas Figuras 5.17 a 5.19 é possível notar, novamente, que o STDG realiza a gestão da bateria em função do preço da energia elétrica, que para os FDS tem um valor único no dia (TOU fora ponta). Nestes casos, a bateria não é utilizada, porém a geração solar fotovoltaica continua ativa, deixando P_{rede} alterada em relação à P_{consumo} , reduzindo o consumo de energia elétrica da rede.

As mesmas observações relatadas foram observadas nos perfis de consumo Médio A e Médio C para FDS, sendo que a diferenciação ocorre somente na amplitude das curvas. As demais curvas diárias com os resultados obtidos se encontram no Apêndice B.

A Tabela 5.9 apresenta o custo diário com energia elétrica para os perfis de consumo Médio A, Médio B e Médio C, considerando dias úteis e FDS com geração

melhor, oscilante e pior. Os custos foram levantados com e sem a utilização da gestão ativa da demanda. A utilização de gestão ativa da demanda refere-se à residência tipo do presente estudo de caso, com geração solar fotovoltaica e armazenamento de energia, utilizando o STGD configurado. Já a não utilização da gestão ativa da demanda, refere-se à mesma residência tipo do estudo de caso, porém sem tais componentes citados.

Tabela 5.9 - Custo diário com energia elétrica ao utilizar ou não a gestão ativa da demanda para os diferentes perfis de consumo e geração solar nos dias úteis e FDS.

Perfil	Custo com energia elétrica com gestão ativa da demanda (R\$/dia)		Custo com energia elétrica sem gestão ativa da demanda (R\$/dia)	
	Dias úteis	FDS	Dias úteis	FDS
Médio A Gmelhor	-1,95	-2,06		
Médio A Gosc	1,85	1,61	4,99	4,03
Médio A Gpior	3,82	3,49		
Médio B Gmelhor	-2,68	-2,78		
Médio B Gosc	2,15	1,89	6,09	4,96
Médio B Gpior	4,65	4,27		
Médio C Gmelhor	-3,41	-3,5		
Médio C Gosc	2,45	2,16	7,19	5,89
Médio C Gpior	5,48	5,06		

Fonte: Autora.

De acordo com a Tabela 5.9, é possível observar que para todos os perfis de consumo, em qualquer condição diária de geração solar, sendo dia útil ou não, o custo com energia elétrica utilizando a gestão ativa da demanda é menor do que sem utilizar a gestão ativa da demanda. Vale ressaltar que em qualquer caso, o custo com energia elétrica no FDS é sempre menor comparado aos dias de semana pois a tarifação ocorre somente pelo valor fora ponta da TOU.

Nota-se pela Tabela 5.9, que ao utilizar a gestão ativa da demanda, o custo com energia elétrica nos dias úteis fica próximo ao custo apurado no FDS, apesar da tarifa de energia elétrica dos dias úteis considerar diferentes postos horários. Isso se deve ao fato da gestão de energia da bateria propiciada pelo STDG.

A Tabela 5.10 apresenta o consumo diário de energia elétrica da rede para os perfis de consumo combinados aos perfis de geração solar, com e sem a utilização de gestão ativa da demanda, para os dias úteis.

Tabela 5.10 - Consumo diário de energia elétrica da rede ao utilizar ou não a gestão ativa da demanda para os diferentes perfis de consumo e geração solar nos dias úteis.

perfil	Consumo de energia elétrica com gestão ativa da demanda (kWh/dia)	Consumo de energia elétrica sem gestão ativa da demanda (kWh/dia)
Médio A Gmelhor	-5,43	11,41
Médio A Gosc	4,96	
Médio A Gpior	10,28	
Médio B Gmelhor	-7,41	14,05
Médio B Gosc	5,81	
Médio B Gpior	12,56	
Médio C Gmelhor	-9,38	16,69
Médio C Gosc	6,65	
Médio C Gpior	14,84	

Fonte: Autora.

De acordo com a Tabela 5.10, é possível observar que para todos os perfis de consumo, em qualquer condição diária de geração solar, o consumo de energia elétrica da rede utilizando a gestão ativa da demanda é menor do que sem utilizar a gestão ativa da demanda.

Desta forma, a partir das Tabelas 5.9 e 5.10, nota-se que o STGD atingiu o objetivo de reduzir o custo com energia elétrica para o consumidor, além de reduzir o consumo de energia elétrica da rede, o que pode contribuir com a postergação de investimentos em expansão do sistema elétrico e redução de impactos ambientais advindos da geração convencional de energia elétrica.

Também é possível observar que quanto maior disponibilidade de energia solar, menor é o consumo de energia elétrica da rede e, consequentemente, menor é o custo com energia elétrica para o consumidor. Além disso, nos dias em que a geração solar tem perfil melhor, ao final do dia é possível computar crédito pela venda de energia à rede, conforme mostra a Tabela 5.9.

5.3 AVALIAÇÃO ECONÔMICA

Uma avaliação econômica foi conduzida neste estudo de caso pelo custo do ciclo de vida anualizado (CVA), um método que permite a análise financeira de projetos de eficiência energética que utiliza equipamentos com vida útil diferentes.

O CVA é calculado de acordo com a eq. (14), sendo o valor anualizado do investimento inicial somado ao custo anual com energia elétrica (EDISCIPLINAS, 2017).

$$CVA = CI * FRC(i, N) + CA \quad (14)$$

Onde, CI é o custo do investimento inicial, FRC é o fator de recuperação do capital a uma taxa de desconto i em N períodos considerados; CA é o custo anual do consumidor com energia elétrica.

Inicialmente foram estabelecidos os perfis de consumo a serem analisados: Médio A, Médio B e Médio C, considerando tanto a residência utilizando, como não utilizando a gestão ativa da demanda.

Para levantar o custo anual com energia elétrica no caso da residência utilizando a gestão ativa da demanda, não teria sentido criar cenários anuais únicos de geração solar melhor, oscilante e pior, uma vez que não seria realista considerar que, por exemplo, a geração Gmelhor ocorreu num dado perfil de consumo durante todos os dias do ano. Desta forma, foi criada uma combinação única de perfis de geração solar durante o ano a ser aplicada aos três perfis de consumo da análise econômica.

Tal combinação foi construída a partir dos dados de medição de geração solar do período de 10/06/2015 a 09/06/2016 de um sistema de micro geração instalado e operante no centro de São Paulo (SOLARWEB, 2016). A cada dia, um perfil de geração solar (Gmelhor, Gosc e Gpior) foi atribuído pela observação do formato da curva de geração. Ao final da análise, notou-se que 39,9% dos dias corresponderam ao perfil de geração Gmelhor, 47,3% ao Gosc e 12,8% ao Gpior.

Com o intuito de considerar os dias úteis e FDS na análise, cinco sétimos dos dias do ano foram considerados úteis e o restante como FDS, respeitando a distribuição encontrada na combinação única de perfis de geração solar, criando, desta forma, uma distribuição anual de perfis de geração solar.

Em posse desta distribuição e dos custos diários com energia elétrica dos dias úteis e FDS para os perfis de consumo combinados aos perfis de geração solar, mostrados na Tabela 5.9, foi possível calcular o custo anual com energia elétrica para os perfis de consumo considerando a utilização de gestão ativa da demanda, vide Tabela 5.11.

Para levantar o custo anual com energia elétrica no caso da residência que não utiliza gestão ativa da demanda, para cada perfil de consumo, o custo com energia elétrica foi multiplicado ao número de dias do período da combinação única de perfis de geração solar, diferenciando somente os dias úteis (cinco sétimos dos dias do ano) dos FDS (dois sétimos dos dias do ano), vide Tabela 5.11.

Tabela 5.11 - Custo anual com energia elétrica para Médio A, Médio B e Médio C ao utilizar ou não a gestão ativa da demanda.

Perfil de consumo	Custo utilizando gestão ativa da demanda (R\$/ano)	Custo sem utilizar gestão ativa da demanda (R\$/ano)
Médio A	194,16	1.726,16
Médio B	177,19	2.110,66
Médio C	159,88	2.495,19

Fonte: Autora.

Posteriormente, foram levantados os custos com equipamentos, considerando o menor preço do mercado, vide Tabela 5.12. Os custos dos painéis solares foram levantados em Portal Solar (2017a), considerando as potências instaladas dos painéis fotovoltaicos (Tabela 5.5). Os custos das baterias foram levantados a partir de fornecedores disponíveis em Baterias (2017), considerando as capacidades das baterias calculadas, conforme explicado no item 5.1.1. O Apêndice C apresenta o levantamento de custos completo e a composição do banco de baterias de chumbo-ácido estacionárias (sistema de armazenamento de energia elétrica).

Tabela 5.12 - Custo dos equipamentos do estudo de caso.

Perfil de consumo	Custo do painel solar fotovoltaico (R\$)	Custo do sistema de armazenamento de energia (R\$)
Médio A	20.150,00	5.763,97
Médio B	23.128,00	6.788,90
Médio C	28.056,00	7.693,00

Fontes: (BATERIAS, 2017; PORTAL SOLAR, 2017a).

Quanto à vida útil dos equipamentos, foi considerado 24 anos para os painéis solar fotovoltaicos, um ano a menos do que apontado em Portal Solar (2017b); e 4 anos para as baterias, uma vez que a profundidade de descarga utilizada foi de 20%, segundo Freedom (2017).

Desta forma, utilizando uma taxa de desconto de 8% ao ano, foram obtidos os seguintes CVAs (Tabela 5.13):

Tabela 5.13 - CVAs calculados com e sem utilizar gestão ativa da demanda.

Perfil de consumo	CVA1: sem utilizar gestão ativa da demanda (R\$/ano)	CVA2: utilizando gestão ativa da demanda (R\$/ano)
Médio A	1.726,16	3.848,23
Médio B	2.110,66	4.423,55
Médio C	2.495,19	5.147,26

Fonte: Autora.

Nota-se pela Tabela 5.13, que os valores de CVA2 são maiores que CVA1 para todos os perfis de consumidor. Assim, levando em consideração a Tarifa Branca e os custos atuais com painéis solares e baterias no Brasil, neste estudo de caso não é apontada viabilidade econômica de implantação do sistema de gestão ativa da demanda.

Desta forma, é necessário encontrar mecanismos que tornem tal iniciativa atrativa do ponto de vista econômico. Considerando o mecanismo de subsídio, o mesmo foi calculado para apontar viabilidade econômica. A Tabela 5.14 apresenta os subsídios necessários para cada perfil de consumo neste estudo de caso.

Tabela 5.14 - Subsídios necessários para viabilidade econômica da implantação do sistema de gestão ativa da demanda no estudo de caso.

Perfil de consumo	Subsidio necessário
Médio A	58%
Médio B	55%
Médio C	53%

Fonte: Autora.

Pela Tabela 5.14, é possível notar que quanto maior é o consumo de energia elétrica de uma residência, menor é o subsídio que ela precisa receber para que a implantação do sistema de gestão ativa da demanda apresente viabilidade econômica. Isto ocorre pela redução proporcional de preço (R\$/kWp) do sistema de geração solar fotovoltaica à medida em que sua capacidade aumenta, percebida pelo levantamento de preços conduzido no estudo de caso.

Mecanismos de incentivos para geração renovável distribuída são implementados há algum tempo ao redor do mundo.

Nos Estados Unidos, desde 2006, existe um crédito fiscal de investimento, do inglês *Investment Tax Credit* (ITC), para investidores residenciais, comerciais e industriais em geração solar fotovoltaica. Quando o investidor é residencial, tem direito a 30% do valor total investido na implantação do sistema de geração solar fotovoltaico em forma de crédito que será abatido em seu imposto de renda federal. Tal incentivo visa desenvolver o mercado de geração solar fotovoltaica, reduzindo o preço dos equipamentos e aumentando o preço da instalação e eficiência tecnológica (SOLAR ENERGY INDUSTRIES ASSOCIATION, 2017a).

Também nos Estados Unidos existe desde 1986 um mecanismo de depreciação chamado Sistema de Recuperação de Custos Acelerado Modificado, do inglês *Modified Accelerated Cost Recovery System* (MACRS), que é um subsídio anual para o desgaste de bens em forma de dedução na base de cálculo do imposto de renda. No caso específico de equipamentos de geração solar fotovoltaica, o período de recuperação do capital total investido é de 5 anos (SOLAR ENERGY INDUSTRIES ASSOCIATION, 2017b), o que é atrativo, uma vez que a vida útil destes equipamentos é de 25 anos (PORTAL SOLAR, 2017b).

Em 2013 na Alemanha, o Ministério do Meio Ambiente e o banco KfW lançaram um programa para promover o uso combinado de geração solar fotovoltaica e baterias em unidades consumidoras conectadas à rede elétrica. O objetivo principal foi desenvolver o setor de baterias, contribuindo com sua inserção no mercado, visando sua redução de preço. No início deste programa, tanto pessoa física quanto jurídica poderia financiar o investimento e receber até 30% de subsídio ao instalar sistemas fotovoltaicos com armazenamento de energia, ou mesmo inserir baterias num sistema fotovoltaico existente (KfW, 2013). Ao longo do tempo o subsídio foi reduzido, chegando a 10% no início de 2018 devido à redução de custos para compra de tais equipamentos (PV MAGAZINE, 2017).

Os custos dos sistemas de geração distribuída renovável estão reduzindo ao longo do tempo. A Figura 5.20 apresenta a evolução dos custos com sistema de geração solar fotovoltaica residencial nos Estados Unidos, que apresentou, de 2010 a 2017, uma redução de 61%. Segundo projeções do World Energy Council (2016), o custo com baterias será reduzido até 70% até 2030.

Figura 5.20 - Evolução do custo¹ do sistema de geração solar fotovoltaico residencial nos Estados Unidos.

Fonte: (NATIONAL RENEWABLE ENERGY LABORATORY, 2017).

¹ Corresponde ao custo total do sistema solar fotovoltaico, incluindo módulo fotovoltaico, inversor, hardware, instalação e taxas.

Neste estudo de caso, considerando o emprego do mecanismo de subsídio, cujos valores necessários são apontados na Tabela 5.14, os incentivos realizados com sucesso em outros países e a tendência de redução de custo dos sistemas solar fotovoltaicos e de baterias, é possível concluir que, não no momento, mas futuramente pode ser possível a implantação de gestão ativa da demanda com viabilidade econômica.

Além disso, na utilização da gestão ativa da demanda, não deve ser considerada somente a viabilidade econômica, mas também os benefícios de tal utilização. Como benefícios podem ser citados a potencial postergação de investimentos em expansão do setor elétrico e redução de impactos ambientais associados à geração convencional de energia elétrica, uma vez que há redução de consumo da energia da rede.

6 CONCLUSÕES

Neste trabalho foi proposta uma metodologia para realizar a gestão ativa da demanda de consumidores inseridos em redes inteligentes, providos de geração solar fotovoltaica e baterias, visando a redução do custo com energia elétrica para o consumidor final. Tais consumidores podem ser residenciais ou comerciais, uma vez que são facilmente tipificáveis.

Por meio de estratégias de otimização e inteligência artificial, o STDG (Sistema de Tomada de Decisão do Gerenciador do conversor da bateria) é configurado e torna-se capaz de realizar a gestão do armazenamento de energia elétrica do consumidor. O mesmo STDG pode ser utilizado em vários consumidores com características semelhantes (mesmo tipo, localização e tarifação de energia elétrica, e perfil de consumo similar), uma vez que tal sistema é composto por uma rede neural treinada com dados locais.

Estudo de caso foi conduzido para uma residência tipo localizada na cidade de São Paulo e que utiliza a tarifa TOU, para a qual a metodologia proposta foi avaliada. Porém, tal metodologia tem potencial para ser aplicada a outras residências ou mesmo comércios, em outros locais e com outros tipos de tarifação, bastando apenas utilizar dados locais para configurar outro STDG.

Considerando as avaliações de desempenho da metodologia proposta, tanto para o processo de otimização (item 5.1.3) quanto treinamento da RN (item 5.1.4), notou-se que as curvas de carga e descarga da bateria obtidas foram semelhantes às desejadas. Tais resultados apontam o desempenho adequado de tal metodologia.

No item 5.2, o produto da metodologia proposta, ou seja, o STDG do conversor da bateria, previamente configurado no item 5.1, foi submetido a três perfis de consumo (Médio A, Médio B e Médio C) combinados a diferentes perfis de geração solar (Gmelhor, Gosc e Gpior).

Foi possível observar que o STGD realizou a gestão do armazenamento de energia elétrica em função do preço da energia elétrica ao longo do dia, tanto nos dias úteis quanto fins de semana/feriados. Desta forma, para todos os perfis de consumo combinados a qualquer perfil de geração solar, notou-se redução do custo diário com energia elétrica para o consumidor, comparado ao custo estimado sem a utilização de gestão ativa da demanda.

Além disso, a estimativa para o custo diário com energia elétrica nos dias úteis ficou próxima à estimada nos fins de semana e feriados devido a utilização do STGD, apesar do consumidor ser tarifado por postos horários nos dias úteis.

Portanto, pode-se concluir que o STGD cumpriu seu propósito, de reduzir o custo com energia elétrica para o consumidor, além de reduzir o consumo de energia elétrica vista pela rede da distribuidora. Além disso, respondeu corretamente aos novos dados de entrada (dados não utilizados no treinamento da RN), o que mostra que é possível utilizar um mesmo STDG num grupo de consumidores com características semelhantes.

Também é possível observar que quanto maior disponibilidade de energia solar, menor é o custo com energia elétrica para o consumidor. Além disso, nos dias em que a geração solar tem perfil melhor, ao final do dia é possível computar crédito pela venda de energia à rede, conforme observado no item 5.2.

Além disso, como o horário em que tarifa TOU apresenta o maior preço coincide com o horário de maior carregamento da rede elétrica da distribuidora, ou seja, no horário de pico, o STGD contribuiu também em forma de aumento da reserva de capacidade da rede, o que pode ser observado no item 5.2.

No item 5.3 foi conduzida uma avaliação econômica do estudo de caso pelo custo do ciclo de vida anualizado. Foi apurada uma necessidade de encontrar mecanismos que tornem a iniciativa atrativa do ponto de vista econômico. Considerando o mecanismo de subsídio, seriam necessários subsídios de 53 a 58%, dependendo do perfil de consumo, do valor do investimento em painéis solar fotovoltaicos e baterias.

Porém, conforme apurado na literatura, no mundo estão sendo oferecidos subsídios governamentais com base no capital investido: nos Estados Unidos de 30% para geração solar fotovoltaica (SOLAR ENERGY INDUSTRIES ASSOCIATION, 2017a), e na Alemanha de 10% para geração solar fotovoltaica composta com baterias (em 2013, era de 30%) (PV MAGAZINE, 2017); e mecanismos de depreciação de capital: nos Estados Unidos o período de recuperação do capital investido em geração solar fotovoltaica é de 5 anos (SOLAR ENERGY INDUSTRIES ASSOCIATION, 2017b), o que é atrativo, uma vez que a vida útil destes equipamentos é de 25 anos (PORTAL SOLAR, 2017b).

Além disso, os custos dos sistemas de geração distribuída renovável estão reduzindo ao longo do tempo. Nos Estados Unidos, foi apurada uma redução de custos de 61% na geração solar fotovoltaica residencial de 2010 a 2017 (NATIONAL RENEWABLE ENERGY LABORATORY, 2017). Projeções em World Energy Council (2016) apontam a redução de até 70% do custo com baterias até 2030. Vale ressaltar, que a própria evolução tecnológica, por exemplo, aumento do rendimento energético de painéis fotovoltaicos, tende a alterar o preço dos produtos.

Na utilização da gestão ativa da demanda, não deve ser considerada somente a viabilidade econômica, mas também os benefícios de tal utilização. Como benefícios podem ser citados o potencial de postergação de investimentos em expansão do setor elétrico e a redução de impactos ambientais associados à geração convencional de energia elétrica, uma vez que há redução de consumo da energia da rede pelos consumidores; e aumento da reserva de capacidade da rede da distribuidora de energia elétrica, pois a bateria é capaz de fornecer energia à residência no horário de pico, quando a rede está sendo mais utilizada.

Portanto, conclui-se que a metodologia de gestão ativa da demanda proposta, após ser avaliada no estudo de caso de uma residência na cidade de São Paulo, atingiu seu objetivo principal de reduzir o custo com energia elétrica para o consumidor, e secundário, de aumentar a reserva de capacidade da rede elétrica da distribuidora no horário de pico, uma vez que utiliza tarifa TOU.

Além disso, a realização da gestão ativa da demanda está alinhada ao conceito de redes inteligentes, e traz como benefícios secundários a potencial postergação de investimentos em expansão do setor elétrico e redução de impactos ambientais associados à geração convencional de energia elétrica.

Vale ressaltar que a metodologia de gestão ativa da demanda proposta pode ser aplicada a outros consumidores, desde que sejam observados os requisitos apontados no item 4. Desta forma, a análise econômica conduzida no estudo de caso deste trabalho não é conclusiva, de forma alguma, a nível mundial, devendo ser conduzidos demais estudos de caso envolvendo consumidores com outras características, o que é sugerido em termos de trabalhos futuros.

Além disso, a expansão da metodologia proposta, com as devidas condições de contorno, para consideração de consumidores industriais, veículos elétricos e outras fontes de energia renovável no consumidor, e o estudo do comportamento do alimentador da distribuidora de energia elétrica na presença de centenas de consumidores realizando gestão ativa da demanda, são sugestões para trabalhos futuros.

Salienta-se que ao decorrer da realização deste trabalho, três artigos relacionados ao tema foram publicados, sendo um artigo em congresso internacional: DI SANTO et al (2015b), e dois artigos em periódicos indexados: DI SANTO et al (2015a) e DI SANTO et al (2018).

REFERÊNCIAS

AES ELETROPAULO. Horário de ponta. Disponível em:

<<https://www.aeseletropaulo.com.br/poder-publico/sobre-energia/conteudo/horario-de-ponta>>. Acesso em: 01 fev. 2016.

AES ELETROPAULO. Nota técnica 2018 – Cálculo da Demanda Rede para Acréscimo de Novas Cargas na Rede de Distribuição de Baixa Tensão. 2007.

Disponível em: <<https://www.aeseletropaulo.com.br/padroes-e-normas-tecnicas/manuais-normas-tecnicas-e-de-seguranca/Documents/Padr%C3%B5es%20e%20Normas%20T%C3%A9cnicas/NT-2018.pdf>>. Acesso em: 02 fev. 2016.

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA. Altera a Resolução Normativa nº 414, de 9 de setembro de 2010, que estabelece as Condições Gerais de Fornecimento de Energia Elétrica de forma atualizada e consolidada. Resolução Normativa nº 479, 3 de abril de 2012c. Disponível em:

<<http://www2.aneel.gov.br/cedoc/ren2012479.pdf>>. Acesso em: 02 fev. 2017.

_____. Altera a Resolução Normativa nº 482, de 17 de abril de 2012, e os Módulos 1 e 3 dos Procedimentos de

Distribuição – PRODIST. Resolução Normativa nº 687, 24 de novembro de 2015.

Disponível em: <<http://www2.aneel.gov.br/cedoc/ren2015687.pdf>>. Acesso em: 23 mai. 2018.

_____. Aprova os Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional - PRODIST, e dá outras providências. Resolução Normativa nº 395, 15 de dezembro de 2009b. Disponível em:

<<http://www.aneel.gov.br/documents/656877/14486448/ren2009395.pdf/3011024c-0fd2-4bea-b8f9-ed6861238637?version=1.0>>. Acesso em: 02 fev. 2017.

_____. Chamada nº 11/2010 – Projeto estratégico: Programa Brasileiro de Rede Elétrica Inteligente. Brasília: ANEEL, 2010b. Disponível em:

<http://www2.aneel.gov.br/arquivos/PDF/PeD_2008-ChamadaPE11-2010.pdf>.

Acesso em: 03 fev. 2017.

_____. Estabelece as Condições Gerais de Fornecimento de Energia Elétrica de forma atualizada e consolidada. Resolução Normativa nº 414, 9 de setembro de 2010a. Disponível em:

<<http://www.aneel.gov.br/documents/656877/14486448/bren2010414.pdf/3bd33297-26f9-4ddf-94c3-f01d76d6f14a?version=1.0>>. Acesso em: 02 fev. 2017.

_____. Estabelece as condições gerais para o acesso de microgeração e minigeração distribuída aos sistemas de distribuição de energia elétrica, o sistema de compensação de energia elétrica, e dá outras providências. Resolução Normativa nº 482, 17 de abril de 2012a. Disponível em:

<<http://www2.aneel.gov.br/cedoc/ren2012482.pdf>>. Acesso em: 02 fev. 2017.

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA. Estabelecer os procedimentos comerciais para aplicação do sistema de bandeiras tarifárias. Resolução Normativa nº 547, 16 de abril de 2013. Disponível em: <<http://www2.aneel.gov.br/cedoc/ren2013547.pdf>>. Acesso em: 02 fev. 2017.

_____. Homologa o resultado do Reajuste Tarifário Anual de 2017, as Tarifas de Energia – TE e as Tarifas de Uso do Sistema de Distribuição – TUSD referentes à Eletropaulo Metropolitana Eletricidade de São Paulo S/A - Eletropaulo, e dá outras providências. Resolução Homologatória nº 2.263, 27 de junho de 2017. Disponível em: <<http://www2.aneel.gov.br/cedoc/ren20172263ti.pdf>>. Acesso em: 16 ago. 2017.

_____. Regulamenta a utilização das instalações de distribuição de energia elétrica como meio de transporte para a comunicação digital ou analógica de sinais. Resolução Normativa nº 375, 25 de agosto de 2009a. Disponível em: <<http://www2.aneel.gov.br/cedoc/ren2009375.pdf>>. Acesso em: 02 fev. 2017.

_____. Regulamenta as modalidades de pré-pagamento e pós-pagamento eletrônico de energia elétrica. Resolução Normativa nº 610, 1 de abril de 2014. Disponível em: <<http://www2.aneel.gov.br/cedoc/ren2014610.pdf>>. Acesso em: 02 fev. 2017.

_____. Regulamenta sistemas de medição de energia elétrica de unidades consumidoras do Grupo B. Resolução Normativa nº 502, 7 de agosto de 2012b. Disponível em: <<http://www2.aneel.gov.br/cedoc/ren2012502.pdf>>. Acesso em: 02 fev. 2017.

AL-SUMAITI, A. S.; AHMED, M. H.; SALAMA, M. M. A. Smart home activities: a literature review. **Electric Power Components and Systems**, v. 42, p. 294-305, feb. 2014.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE DISTRIBUIDORES DE ENERGIA ELÉTRICA. Furto e Fraude de Energia. Disponível em: <<http://www.abradee.com.br/setor-de-distribuicao/perdas/furto-e-fraude-de-energia>>. Acesso em: 15 out. 2017.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE DISTRIBUIDORES DE ENERGIA ELÉTRICA. Redes de Energia Elétrica. Disponível em: <<http://www.abradee.com.br/setor-eletrico/redes-de-energia-eletrica>>. Acesso em: 10 ago. 2014.

BATERIAS. Pesquisa de preços de baterias estacionárias. Disponível em: <<https://www.google.com.br/shopping>>. Acesso em: 21 set. 2017.

BRASIL. Câmara dos Deputados. Projeto de Lei nº 3.337-A/2012. Determina a substituição integral de medidores de energia elétrica eletromecânicos por medidores eletrônicos e dá outras providências. Brasília, 2012b. Disponível em: <<http://www.camara.gov.br/sileg/integras/972639.pdf>>. Acesso em: 02 fev. 2017.

BRASIL. Senado Federal. Projeto de Lei nº 84/2012. Estabelece diretrizes para a implantação de Redes Elétricas Inteligentes nos sistemas de distribuição de energia elétrica geridos por concessionárias e permissionárias de serviços públicos de

distribuição de energia elétrica, e dá outras providências. Brasília, 2012a. Disponível em: <<https://www25.senado.leg.br/web/atividade/materias/-/materia/104860>>. Acesso em: 02 fev. 2017.

BRASTEMP. Secadora Brastemp Piso 10 kg. Disponível em: <<https://www.brastemp.com.br/produto/secadora-brastemp-ative-piso-10-kg/>>. Acesso em: 11 mar. 2016a.

BRASTEMP. Lava-louças Ative 8 serviços. Disponível em: <http://brastemp.s3.amazonaws.com/wordpress/wp-content/uploads/2014/04/manual_blf08.pdf>. Acesso em: 11 mar. 2016b.

CAMARGO, I. A roadmap for the implementation of smart grids in Brazil. Disponível em: <http://www.colombiainteligente.com.co/Memorias/EventosPrimerSeminarioInternacionalMercadosInteligentesJunio_05C03_Ivan_Camargo_Roadmap_Smart_Grids_Brasil.pdf.14> Acesso em: 02 mai. 2015.

CASTILLO-CAGIGAL, M.; GUTIÉRREZ, A.; MONASTERIO-HUELIN, F.; CAAMAÑO-MARTÍN, E.; MASA, D.; JIMÉNEZ-LEUBE, J. A semi-distributed electric demand-side management system with PV generation for self-consumption enhancement. **Energy Conversion and Management**, v. 52, p. 2659-2666, July 2011.

CENTRO DE GESTÃO E ESTUDOS ENERGÉTICOS. **Redes Elétricas Inteligentes: contexto nacional**. Brasília: Centro de Gestão e Estudos Energéticos, 2012.

CENTRO DE REFERÊNCIA PARA AS ENERGIAS SOLAR E EÓLICA SÉRGIO DE S. BRITO. **Base de dados de irradiação solar**. Disponível em: <<http://www.cresesb.cepel.br/index.php?section=sundata&>>. Acesso em: 11 set. 2015.

CHAABENE, M.; AMMAR, M. B.; ELHAJJAJI, A. Fuzzy approach for optimal energy-management of a domestic photovoltaic panel. **Applied Energy**, v. 84, p. 992-1001, Oct. 2007.

DEL GRANADO, P.C.; WALLACE, S.W.; PANG, Z. The value of electricity storage in domestic homes: a smart grid perspective. **Energy Systems**, v.5, p. 211-232, June 2014.

DI GIORGIO, A; PIMPINELLA, L. An event driven Smart Home Controller enabling consumer economic saving and automated Demand Side Management. **Applied Energy**, v. 96, p. 92-103, Aug. 2012.

DI SANTO, K. G.; DI SANTO, S. G.; SAIDEL, M. A. Active Demand-Side Management using Energy Storage and PV Generation in the Residential Sector. In: XI LATIN-AMERICAN CONGRESS ON ELECTRICITY GENERATION AND TRANSMISSION (CLAGTEE), 2015, São José dos Campos. **Proceedings...** São José dos Campos: 2015b.

DI SANTO, K. G.; KANASHIRO, E.; DI SANTO, S. G.; SAIDEL, M. A. A review on smart grids and experiences in Brazil. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 52, p. 1072-1082, Dec. 2015a.

DI SANTO, K. G.; DI SANTO, S. G.; MONARO, R. M.; SAIDEL, M. A. Active demand side management for households in smart grids using optimization and artificial intelligence. **Measurement**, v. 115, p. 152-161, Fev. 2018.

DI SANTO, S. G. **Localização de faltas em linhas de transmissão com derivações, constituídas por circuito duplo e trechos não transpostos**. 2013. 138 p. Tese (Doutorado) – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2013.

DONGLI, J.; XIAOLI, M.; XIAOHUI, S. Study on technology system of self-healing control in smart distribution grid. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON ADVANCED POWER SYSTEM AUTOMATION AND PROTECTION, 2011, Beijing. **Proceedings...** Beijing: 2011. p. 26-30.

EDISCIPLINAS. Análise econômica de energia. Disponível em: <https://edisdisciplinas.usp.br/pluginfile.php/45003/mod_resource/content/1/analise_inv_estimamentos.pdf>. Acesso em: 10 out. 2017.

EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA. **Nota Técnica DEA 001/17 – Projeção da Demanda de Energia Elétrica para os próximos 10 anos (2017-2026)**. Rio de Janeiro: Ministério de Minas e Energia, 2017.

FREEDOM. **Catálogo Técnico Bateria Estacionária**. Disponível em: <<http://www.spspower.com.br/wp-content/uploads/2014/09/Catalogo-Freedom-Detalhado.pdf>>. Acesso em: 17 out. 2017.

GALO, J. J. M.; MACEDO, M.N. Q.; ALMEIDA, L. A. L.; LIMA, A. C .C. Criteria for smart grid deployment in Brazil by applying the Delphi method. **Energy**, v. 70, p. 605-611, June 2014.

GUDI, N.; WANG, L.; DEVABHAKTUNI, V. A demand side management based simulation platform incorporating heuristic optimization for management of household appliances. **Electrical Power and Energy Systems**, v. 43, p. 185-193, Dec. 2012. GÜNGÖR, V. C.; SAHIN, D.; KOCAK, T.; ERQÜT, S.; BUCCELLA, C.; CECATI, C.; HANCKE, G. P. Smart Grid Technologies: Communication Technologies and Standards. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, v. 7, p. 529-539, Nov. 2011.

HYDRO ONE. Electricity Prices. Disponível em: <<http://www.hydroone.com/RegulatoryAffairs/RatesPrices/Pages/ElectricityPrices.aspx>>. Acesso em: 22 set. 2014.

INTERNATIONAL ENERGY AGENCY. **Energy Technology Perspectives 2014**. France: International Energy Agency, 2014. (Executive Summary).

INTERNATIONAL ENERGY AGENCY. **Energy Technology Perspectives 2017**. France: International Energy Agency, 2017b. (Executive Summary).

_____. **Key World Energy Statistics**. France: International Energy Agency, 2017a.

_____. **Technology Roadmaps Smart Grids**. France: International Energy Agency, 2011a.

KfW. KfW and Federal Environment Ministry launch programme to promote use of energy storage in solar PV installations, 18/04/2013. Disponível em: <https://www.kfw.de/KfW-Group/Newsroom/Aktuelles/Pressemitteilungen/Pressemitteilungen-Details_107136.html>. Acesso em: 10 out. 2017.

LAMBERTS, R.; GHISI, E.; PEREIRA, C. D.; BATISTA, J. O. **Casa Eficiente: Consumo e Geração de Energia**. v2. Florianópolis: UFSC/LabEEE, 2010.

LAMIN, H.; CAMARGO, I. M. T. Smart grids deployment in Brazil: a study from the Perspective of a regulatory impact analysis. In: IEEE PES CONFERENCE ON INNOVATIVE SMART GRID TECHNOLOGIES LATIN AMERICA, 2013, São Paulo. **Anais...**: São Paulo: 2013. p. 1-8.

LI, S.; BAO, K.; FU, X.; ZHENG, H. Energy management and control of electric vehicle charging stations. **Electric Power Components and Systems**, v. 42, p. 339-347, Feb. 2014.

MANASSERO JÚNIOR, G. **Características das Smart Grids**. São Paulo: EPUSP, 2011. Notas de aula da disciplina Redes Elétricas Inteligentes e Microrredes.

MATALLANAS, E.; CASTILLO-CAGIGAL, M.; GUTIÉRREZ, A.; MONASTERIO-HUELIN, F.; CAAMAÑO-MARTÍN, E.; MASA, D.; JIMÉNEZ-LEUBE, J. Neural network controller for Active Demand-Side Management with PV energy in the residential sector. **Applied Energy**, v. 91, p. 90-97, March 2012.

NATIONAL RENEWABLE ENERGY LABORATORY. **U.S. Solar Photovoltaic System Cost Benchmark: Q1 2017**. Golden: UNITED STATES Department of Energy Office of Energy Efficiency & Renewable Energy Operated by the Alliance for Sustainable Energy, 2017. (Technical Report).

ORGANIZAÇÃO DAS NAÇÕES UNIDAS. Apesar de baixa fertilidade, mundo terá 9,8 bilhões de pessoas em 2050. Disponível em: <<https://nacoesunidas.org/apesar-de-baixa-fertilidade-mundo-tera-98-bilhoes-de-pessoas-em-2050/>>. Acesso em: 15 out. 2017.

PINHO, J. T.; GALDINO, M. A. **Manual de Engenharia para Sistemas Fotovoltaicos**. Rio de Janeiro: CEPEL – CRESESB, 2014.

PORTAL SOLAR. Quanto tempo duram os painéis solares. Disponível em: <<http://www.portalsolar.com.br/blog-solar/painel-solar/quanto-tempo-duram-os-paineis-solares-.html>>. Acesso em: 18 set. 2017b.

- PORTAL SOLAR. **Simulador solar**. Disponível em: <<http://www.portalsolar.com.br/calculo-solar>>. Acesso em: 18 set. 2017a.
- PV MAGAZINE. Germany allocates more funds for PV storage incentives, 28/06/2017. Disponível em: <<https://www.pv-magazine.com/2017/06/28/germany-allocates-more-funds-for-pv-storage-incentives/>>. Acesso em: 20 out. 2017.
- QUEIROZ, P. V. S. **Mensuração do consumo de energia elétrica: algoritmo para detecção de potenciais usuários da termoacumulação como alternativa para deslocamento de carga**. 2011. 98 p. Dissertação (Mestrado) – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2011.
- RASTEGAR, M.; FOTUHI-FIRUZABAD, M.; AMINIFAR, F. Load commitment in a smart home. **Applied Energy**, v. 96, p. 45-54, Aug. 2012.
- RIVERA, R.; ESPOSITO, A. S.; TEIXEIRA, I. Redes elétricas inteligentes: oportunidade para adensamento produtivo e tecnológico local. **Revista do BNDES**, 2013. Disponível em: <https://web.bndes.gov.br/bib/jspui/bitstream/1408/2927/1/RB%2040%20Redes%20el%C3%A9tricas%20inteligentes_P.pdf>. Acesso em: 7 jun. 2017.
- SAIDEL, M. A. **Consumo, distribuição, transmissão e geração inteligentes**. São Paulo: ABDIB, 2012. Notas de aula do curso de extensão em Automação e Smart Grid.
- SARDUY, J. R. G.; DI SANTO, K. G.; SAIDEL, M. A. Linear and non-linear methods for prediction of peak load at University of São Paulo. **Measurement**, v. 78, 187:201, Jan. 2016.
- SIANO, P. Demand response and smart grids – a survey. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 30, p. 461-478, Feb. 2014.
- SILVA, I. N.; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. **Redes Neurais Artificiais para engenharia e ciências aplicadas**. 1ª ed. São Paulo: Ed. Artliber, 2010. 399 p.
- SLASH GEAR. Nissan 10-minute electric car charger revealed. 2011. Disponível em: <<http://www.slashgear.com/nissan-10-minute-electric-car-charger-revealed-10186572/>>. Acesso em: 06 set. 2014.
- SOLAR ENERGY INDUSTRIES ASSOCIATION. Depreciation of Solar Energy Property in MACRS. Disponível em: <<https://www.seia.org/initiatives/depreciation-solar-energy-property-macrs>>. Acesso em: 25 out. 2017b.
- SOLAR ENERGY INDUSTRIES ASSOCIATION. Solar Investment Tax Credit (ITC). Disponível em: <<https://www.seia.org/initiatives/solar-investment-tax-credit-itc>>. Acesso em: 25 out. 2017a.

SOLARVOLT. Inversor Solar: Tudo o que você precisa saber. Disponível em: <<http://www.solarvoltenergia.com.br/inversor-solar-tudo-o-que-voce-precisa-saber>>. Acesso em: 10 mai. 2016.

SOLARWEB. **Sistema de Micro geração EXER**. Disponível em: <<https://www.solarweb.com/>>. Acesso em: 02 fev. 2016.

UNITED STATES DEPARTMENT OF ENERGY. Smartgrid.gov. Disponível em: <<http://www.smartgrid.gov>>. Acesso em: 09 Ago. 2014.

UNITED STATES ENERGY INFORMATION ADMINISTRATION. **International Energy Outlook 2017**. United States Energy Information Administration, 2017.

WANG, Z.; GU, C.; LI, F.; BALE, P.; SUN, H. Active Demand Response Using Shared Energy Storage For Household Energy Management. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 4, p. 1888-1897, July 2013.

WANG, Z.; LI, F.; LI, Z. Active Household Energy Storage Management in Distribution Networks to Facilitate Demand Side Response. In: IEEE POWER AND ENERGY SOCIETY GENERAL MEETING, 2012, San Diego. **Proceedings...** San Diego: 2012. p. 1-6.

WILLIAMSON, C. Time-of-Use and Critical Peak Pricing. Disponível em: <http://www.aeic.org/load_research/docs/12_Time-of-Use_and_Critical_Peak_Pricing.pdf>. Acesso em: 08 nov. 2013.

WORLD ENERGY COUNCIL. **World Energy Resources - E-storage: Shifting from cost to value Wind and solar applications**. Londres: World Energy Council, 2016.

YU, X.; CECATI, C.; DILLON, T.; SIMÕES, M. G. The New Frontier of Smart Grids: An Industrial Electronics Perspective. **IEEE Industrial Electronics Magazine**, v. 5, p. 49-63, Sep. 2011.

ZONG, Y.; MIHET-POPA, L.; KULLMANN, D.; THAVLOV, A.; GEHRKE, O.; BINDNER, H. W. Model Predictive Controller for Active Demand Side Management with PV Self-consumption in an Intelligent Building. In: IEEE PES INNOVATIVE SMART GRID TECHNOLOGIES EUROPE, 2012, Berlin. **Proceedings...** Berlin: 2012. p. 1-8.

APÊNDICE A – avaliação do processo de treinamento da RN

Figura A.1 - Curvas de $P_{\text{bateria ótimo}}$ e $P_{\text{bateria RN}}$ para perfis Eco A, Eco B e Eco C, considerando os perfis de geração Gmelhor, Gosc e Gpior em dias úteis.

Fonte: Autora.

Figura A.2 - Curvas de $P_{\text{bateria \acute{otimo}}$ e $P_{\text{bateria RN}}$ para perfis Sbanja A, Sbanja B e Sbanja C, considerando os perfis de gera\c{c}\~ao Gmelhor, Gosc e Gpior em dias \u00fasteis.

Fonte: Autora.

Figura A.3 - Curvas de $P_{\text{bateria}} \text{ ótimo}$ e $P_{\text{bateria RN}}$ para perfis Sbanja+ A, Sbanja+ B e Sbanja+ C, considerando os perfis de geração Gmelhor, Gosc e Gpior em dias úteis.

Fonte: Autora.

Figura A.4 - Curvas de $P_{\text{bateria ótimo}}$ e $P_{\text{bateria RN}}$ para todos os perfis utilizados no treinamento da rede neural, considerando os perfis de geração Gmelhor, Gosc e Gpior em fins de semana e feriados.

Fonte: Autora.

APÊNDICE B – Resultados do estudo de caso

Figura B.1 - Curvas diárias de P_{solar} , P_{consumo} , P_{bateria} , T_{energia} e P_{rede} para perfil Médio A Gosc em dias úteis.

Fonte: Autora.

Figura B.2 - Curvas diárias de P_{solar} , P_{consumo} , P_{bateria} , T_{energia} e P_{rede} para perfil Médio A Gpior em dias úteis.

Fonte: Autora.

Figura B.3 - Curvas diárias de P_{solar} , P_{consumo} , P_{bateria} , T_{energia} e P_{rede} para perfil Médio C Gmelhor em dias úteis.

Fonte: Autora.

Figura B.4 - Curvas diárias de P_{solar} , P_{consumo} , P_{bateria} , T_{energia} e P_{rede} para perfil Médio C Gosc em dias úteis.

Fonte: Autora.

Figura B.5 - Curvas diárias de P_{solar} , $P_{consumo}$, $P_{bateria}$, $T_{energia}$ e P_{rede} para perfil Médio C Gpior em dias úteis.

Fonte: Autora.

Figura B.6 - Curvas diárias de P_{solar} , $P_{consumo}$, $P_{bateria}$, $T_{energia}$ e P_{rede} para perfil Médio A Gmelhor em fins de semana e feriados.

Fonte: Autora.

Figura B.7 - Curvas diárias de P_{solar} , P_{consumo} , P_{bateria} , T_{energia} e P_{rede} para perfil Médio A Gosc em fins de semana e feriados.

Fonte: Autora.

Figura B.8 - Curvas diárias de P_{solar} , P_{consumo} , P_{bateria} , T_{energia} e P_{rede} para perfil Médio A Gpior em fins de semana e feriados.

Fonte: Autora.

Figura B.9 - Curvas diárias de P_{solar} , P_{consumo} , P_{bateria} , T_{energia} e P_{rede} para perfil Médio C Gmelhor em fins de semana e feriados.

Fonte: Autora.

Figura B.10 - Curvas diárias de P_{solar} , P_{consumo} , P_{bateria} , T_{energia} e P_{rede} para perfil Médio C Gosc em fins de semana e feriados.

Fonte: Autora.

Figura B.11 - Curvas diárias de P_{solar} , P_{consumo} , P_{bateria} , T_{energia} e P_{rede} para perfil Médio C Gpior em fins de semana e feriados.

Fonte: Autora.

APÊNDICE C – Levantamento de custos de equipamentos

Tabela C.1 - Levantamento de custo - painel solar fotovoltaico.

Perfil de consumo	Menor preço de mercado (R\$)	Maior preço de mercado (R\$)
Médio A	20.150,00	24.375,00
Médio B	23.128,00	29.323,00
Médio C	28.056,00	35.571,00

Fonte: (PORTAL SOLAR, 2017).

Tabela C.2 - Levantamento de preços – baterias de chumbo-ácido estacionárias Freedom.

Modelo	Capacidade 3h (Ah)	Fornecedor 1 (R\$)	Fornecedor 2 (R\$)	Fornecedor 3 (R\$)
DF300	21	207,48	194,90	195,21
DF500	25,8	243,99	247,88	210,00
DF700	34,5	324,18	294,90	315,88
DF1000	43,5	324,17	268,97	324,17
DF2000	75	589,07	519,99	589,07
DF2500	102	964,90	874,90	899,99
DF3000	123	959,00	899,00	999,90
DF4001	156	1.169,90	1,099,00	1.189,99

Fonte: (BATERIAS, 2017).

Tabela C.3 - Composição do banco de baterias.

Perfil de consumo	Capacidade necessária (Ah)	Composição do banco de baterias
Médio A	817	5xDF4001 e 1xDF1000
Médio B	955	6xDF4001 e 1xDF300
Médio C	1092	7xDF4001

Fonte: Autora.