UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
FACULDADE DE ENGENHARIA
CAMPUS ILHA SOLTEIRA

FERNANDO VLADIMIR CERNA ÑAHUIS

MODELOS DE PROGRAMAÇÃO MATEMÁTICA PARA O GERENCIAMENTO DE ENERGIA EM MODERNOS SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

Ilha Solteira
2017

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
"JÚLIO DE MESQUITA FILHO"
Campus de Ilha Solteira

FERNANDO VLADIMIR CERNA ÑAHUIS

MODELOS DE PROGRAMAÇÃO MATEMÁTICA PARA O GERENCIAMENTO DE ENERGIA EM MODERNOS SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

Tese apresentada à Faculdade de Engenharia - UNESP – Câmpus de Ilha Solteira, para obtenção do título de Doutor em Engenharia Elétrica.
Área de Conhecimento: Automação

Marcos Júlio Rider Flores
Orientador

Ilha Solteira
2017

FICHA CATALOGRÁFICA
Desenvolvido pelo Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação

C415m

Cerna Ñahuis, Fernando Vladimir.
Modelos de programação matemática para o gerenciamento de energia em modernos sistemas de distribuição de energia elétrica / Fernando Vladimir Cerna Ñahuis. -- Ilha Solteira: [s.n.], 2017
162 f. : il.

Tese (doutorado) - Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia
Área de conhecimento: Automação, 2017

Orientador: Marcos Júlio Rider Flores
Inclui bibliografia

1. Veiculos elétricos. 2. Paineis fotovoltaicos. 3. Modelos matematicos. 4. Programação matematica. 5. Sistemas de energia. 6. Redes inteligentes.

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

Câmpus de Ilha Solteira

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO DA TESE: Modelos de programação matemática para o gerenciamento de energia em modernos sistemas de distribuição de energia elétrica

AUTOR: FERNANDO VLADIMIR CERNA ÑAHUIS
ORIENTADOR(A): *orientador não cadastrado*

Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de Doutor em ENGENHARIA ELÉTRICA, área: AUTOMAÇÃO pela Comissão Examinadora:

Prof. Dr. MARCOS JULIO RIDER FLORES
Departamento de Engenharia Elétrica / Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP

Prof. Dr. RUBEN AUGUSTO ROMERO LAZARO
Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira

Prof. Dr. JOSE ROBERTO SANCHES MANTOVANI
Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira

Profa. Dra. FERNANDA CASEÑO LIMA TRINDADE ARIOLI
Departamento de Sistemas de Energia Elétrica / Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP

Prof. Dr. JUAN CARLOS CEBRIAN AMASIFEN
Departamento de Engenharia de Energia e Automação Elétricas / Escola Politécnica da USP

Ilha Solteira, 17 de fevereiro de 2017

Aos meus pais e irmãos por me incentivar em cada passo deste caminho.

AGRADECIMENTOS

Ao princípio unificador de todo o ser de infinita luz e sabedoria, por me abençoar em cada momento da minha vida e por ter me permitido conhecer esta maravilhosa terra, o Brasil.

Aos meus Pais Fernando e Eulália, e meus irmãos Edwin, Liesel, e Selene por sempre me dar forças, em todo lugar que esteja, sempre levo no coração cada um de vocês.

Ao meu orientador Prof. Dr. Marcos Júlio Rider Flores, pela paciência, competência, orientação e confiança a mim prestada no desenvolvimento deste trabalho.

Aos professores Prof. Dr. Antônio Padilha Feltrin e Jose Roberto Sanches Mantovani, Prof. Dr. Roberto Cayetano Lotero, e Prof. Dr. Javier Contreras Sanz pela amizade e conselhos ao longo da minha formação.

Agradecimento especial ao Prof. Dr. Rubén Augusto Romero Lázaro e a sua família, pela incondicional e constante ajuda desde a minha chegada ao Brasil.

Ao meu grande amigo o Dr. Mahdi Pourakbhari-Kasmei pelo apoio, confiança e ensinamentos ao longo de cada jornada e conversas.

Aos meus amigos do Laboratório de Planejamento de Sistemas de Energia (LaPSEE) pela excelente convivência e pela amizade ao longo deste trabalho.

A todos os docentes e funcionários do Departamento de Engenharia Elétrica – FEIS/UNESP, que direta ou indiretamente colaboraram para a realização deste trabalho. A CNPq, pelo apoio financeiro.

RESUMO

Nesta tese são apresentados três modelos de programação matemática que abordam os problemas de otimização relacionados ao gerenciamento da energia nos sistemas de distribuição de energia elétrica (SDEE), como: 1) Programação ótima das entregas e carregamento dos veículos elétricos (VEs) durante a navegação em um mapa de cidade, 2) Gerenciamento ótimo pelo lado da demanda considerando um sistema fotovoltaico híbrido (SFH) em uma residência em baixa tensão (RBT) no SDEE, e 3) O melhoramento do fator de carga (FC) do SDEE através do controle da demanda. O primeiro problema visa minimizar os custos relacionados com a manutenção e geração de horas extra durante a operação de uma frota de VEs, levando em conta um conjunto de entregas pre-especificadas, assim como, pontos de carregamento alocados ao longo de cada via urbana (principal e/ou secundária) pertencente ao mapa da cidade. No segundo problema, para uma residência em baixa tensão é planejado um perfil ótimo de consumo para o dia seguinte. Este perfil de consumo é obtido através de um programa de gerenciamento pelo lado da demanda (GLD) que considera uma estrutura tarifária e um esquema de operação que otimiza os recursos energéticos vindos de um SFH e o SDEE. Para cada problema de otimização é apresentado o seu correspondente modelo de programação não linear inteiro misto (PNLIM). O terceiro problema visa minimizar os custos por compra de energia (consumo e perdas de potência ativa) da concessionária, levando em conta, o controle da demanda dos usos-finais, presentes nas unidades consumidoras (residenciais, comerciais, e industriais) no SDEE. As incertezas na utilização dos usos-finais nas unidades consumidoras são simuladas através de um algoritmo Monte Carlo. Além disso, o modelo proposto PIMRQ é rodado dentro de um processo iterativo, que visa a melhoria do FC do SDEE. Por outro lado, através destes modelos não-lineares, a solução ótima global não é garantida, enquanto o uso de modelos equivalentes (para o primeiro e segundo problema, sendo um modelo aproximado para o terceiro) de programação linear inteira mista (PLIM) resolvidos por ferramentas de otimização clássica existentes garantem a convergência para a solução ótima global. Por conseguinte, para resolver este inconveniente, os seus modelos MILP equivalentes são obtidos e explicados em detalhe. Os modelos propostos foram implementados na linguagem de modelagem algébrica AMPL e resolvidos usando o solver comercial CPLEX. Além disso, algoritmos de simulação para representar as incertezas dos tempos de demora na operação dos VEs e os hábitos de utilização dos usos-finais durante o dia, são desenvolvidos. Um grafo unidirecional de 71 nós, uma rede elétrica IEEE de 34 nós, e 21 usos-finais (incluído um VE plug-in para o carregamento na residência) residenciais são utilizados para testar a precisão e a eficiência, assim como, também técnica de solução dos modelos propostos para cada problema.

Palavras-chave: Modelos de programação matemática. Mapa da cidade. Operação de uma frota de VEs. Gerenciamento pelo lado da demanda. Sistema fotovoltaico híbrido.

ABSTRACT

This thesis presents three mathematical programming models to address the optimization problems related to the energy management in the electricity distribution systems (EDSs), such as: 1) Optimal delivery scheduling and charging of electric vehicles (EVs) in the navigation of a city map, 2) Optimal demand side management of an EDS considering a hybrid photovoltaic system (HPS) in a residential low voltage (RLV), and 3) Load factor improvement through the demand control in the EDS. The first problem aims at minimizing the costs related to the maintenance and generation of extra hours during the operation of a EVs fleet, taking into account a number of prespecified deliveries, as well as charging points allocated along each urban road (main or secondary) belongs to the city map. In the second problem, for a RLV, an optimal consumption profile of a day-ahead is planned. This consumption profile is obtained through a demand side management (DSM) program that considers a tariff structure and an operating scheme that optimizes the energy resources coming from HFS and EDS. The third problem aims at minimizing the costs of energy purchase (consumption and active energy losses) of the company, taking into account, the demand control of the end-uses, presents in the consumers units (residential, commercial, and industrial) in the EDS. Uncertainties in the use of the end-uses in the different consumer units are simulated through a Monte Carlo algorithm that determines a habitual consumption profile for EDSs. Based on this habitual profile, the proposed MIPRQ model determines an optimal profile for EDSs. This model uses an iterative process that aims to improve the load factor of the EDS. For each optimization problem the corresponding non-linear mixed integer programming (NLMIP) model is presented. On the other hand, via these nonlinear models, the global optimal solution is not guaranteed, while using the equivalent mixed-integer linear (MILP) models (for the first and second problems, being an approximate model for the third) and solving them by existing classical optimization tools ensures convergence to global optimal solution. Therefore, in order to address this drawback, their equivalent mixed integer linear programming (MILP) models are obtained and explained in detail. The proposed models are implemented in the algebraic modeling language AMPL and solved using the commercial CPLEX solver. Moreover, simulations algorithms to represent the uncertainties of delay times in the operation of EVs and usage habits of end-uses during the day, are developed. A multidirectional graph with 71 nodes, an electrical network IEEE 34 nodes, and a quantity of 21 residential end-uses (including an EV plug-in for residential charging) are used to test the precision and the efficiency, as well as the solution technique of the models proposed for each problem.

Keywords: City map. Demand side management. Hybrid photovoltaic system. Mathematical programming models. Operation of a fleet of EVs.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Grafo multidirecional e matriz de adjacência. 50
Figura 2 – Mapa de cidade com 71 interseções *i* e 131 vias urbanas *ki*. 50
Figura 3 – Fluxograma para representação das incertezas durante a navegação dos VEBs. ... 53
Figura 4 – Nó de partida *i* do VEB durante a navegação 55
Figura 5 – Nós intermediários *i* do VEB durante a navegação. 56
Figura 6 – Nós de chegada *i* do VEB durante a navegação. 56
Figura 7 – Rota curta para cada entrega no mapa de cidade. 57
Figura 8 – Carregamento do VEB durante a navegação. 59
Figura 9 – Rota curta para o VEB 1 durante a navegação. 66
Figura 10 – Rota curta para o VEB 2 durante a navegação. 67
Figura 11 – Rota curta para o VEB 3 durante a navegação. 68
Figura 12 – Rota curta para o VEB 4 durante a navegação. 69
Figura 13 – Rota curta para o VEB 5 durante a navegação. 70
Figura 14 – Tempos de navegação e retardo deviso às incertezas. 71
Figura 15 – Estado de carga SOC do VEB 1. 78
Figura 16 – Estado de carga SOC do VEB 2. 79
Figura 17 – Estado de carga SOC do VEB 3. 79
Figura 18 – Estado de carga SOC do VEB 4. 80
Figura 19 – Estado de carga SOC do VEB 5. 80
Figura 20 – Número de carregamentos por cada VEB. 81
Figura 21 – Fluxograma do algoritmo de simulação. 86
Figura 22 – Conversão da potência solar em elétrica no PP. 87
Figura 23 – Potências de absorção e injeção na BS. 89
Figura 24 – Esquema de operação para fornecimento contínuo na RBT. 90
Figura 25 – Perfil habitual e ótimo dos usos-finais com tempo de utilização maior que 1 hora. 98
Figura 26 – Perfil habitual e ótimo dos usos-finais com tempo de utilização menor que 1 hora. 99
Figura 27 – Perfil habitul e ótimo do VE plug-in 99
Figura 28 – Perfil habitual e ótimo para o total de usos-finais (incluindo o VE plug-in). 100
Figura 29 – Valores médios da potência P_t^{PP} ao longo do dia 100

Figura 30 – Valores médios da potência P_t^{PPa} ao longo do dia 101
Figura 31 – Valores médios da potência P_t^{PPu} ao longo do dia 101
Figura 32 – Valores médios totais de P_t^{PP}, P_t^{PPa}, e P_t^{PPu} após um dia de operação 102
Figura 33 – Valor médio da P_t^{inj} no período *t* durante o dia 102
Figura 34 – Valor médio da P_t^{abs} no período t durante o dia 103
Figura 35 – Valor médio da P_t^{AG} no período *t* durante o dia 103
Figura 36 – Energia armazenada, E_t^{BS} no período *t* durante o dia 104
Figura 37 – Valor médio de P_t^{SG} no período *t* durante o dia 105
Figura 38 – Valor médio de $P_t^{SG} - P_t^{AG}$ no período *t* durante o dia 105
Figura 39 – Valor médio de P_t^{ut} no período *t* durante o dia 106
Figura 40 – Períodos de conexão para utilização dos usos-finais ao longo do dia 111
Figura 41 – Distribuição da probabilidade de utilização e acumulada para cada uso-final 111
Figura 42 – Períodos de utilização dos usos-finais comerciais e industriais durante o dia 112
Figura 43 – Valor da potência média nos períodos de utilização dos usos-finais comerciais e industriais 112
Figura 44 – Distribuição da probabilidade de utilização dos usos-finais residenciais 113
Figura 45 – Distribuição da probabilidade de utilização dos usos-finais comerciais 114
Figura 46 – Distribuição da probabilidade de utilização dos usos-finais industriais 114
Figura 47 – Fluxograma do algoritmo de simulação Monte Carlo 118
Figura 48 – Modelagem matemática da rede elétrica de distribuição 119
Figura 49 – Rede elétrica de distribuição primária IEEE 34 nós 119
Figura 50 – Exemplo explicativo para o cálculo da energia de conexão, $\varepsilon_{i,k,t}^{conn}$ 123
Figura 51 – Exemplo explicativo para o cálculo da energia de desconexão, $\varepsilon_{i,k,t}^{dconn}$ 124
Figura 52 – Cálculo de Λ_t^{av} em cada período *t* 126
Figura 53 – Diferencia entre Λ_t e Λ^{lp}, em cada período *t* 126
Figura 54 – Fluxograma para o melhoramento do fator de carga 131
Figura 55 – Valores do fator de carga, e $\Delta\Lambda^s$ em cada iteração 132
Figura 56 – Perfil habitual e ótimo dos consumidores residenciais 134
Figura 57 – Perfil habitual e ótimo dos consumidores comerciais 134
Figura 58 – Perfil habitual e ótimo dos consumidores industriais 135
Figura 59 – Perfil habitual e ótimo do total de consumidores (SDEE) 135
Figura 60 – Perfil de tensão do SDEE no período de mínimo consumo 136
Figura 61 – Perfil de tensão do SDEE no período de máximo consumo 137

Figura 62 – Perdas do SDEE no período de mínimo consumo 137
Figura 63 – Perdas do SDEE no período de máximo consumo 138
Figura 64 – Perfil de custos nas unidades consumidoras 138

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Pontos de carregamento e comprimento das vias no mapa de cidade da Fig.2. 51
Tabela 2 - Programação das entregas dos VEBs do ponto de partida para o ponto de chegada (partida → chegada). 65
Tabela 3 - Rota curta para VEB 1 durante a navegação. 66
Tabela 4 - Rota curta para VEB 2 durante a navegação 67
Tabela 5 - Rota curta para VEB 3 durante a navegação 68
Tabela 6 - Rota curta para VEB 4 durante a navegação. 69
Tabela 7 - Rota curta para VEB 5 durante a navegação. 70
Tabela 8 - Tempos de navegação, carregamento, e retardo na operação da frota de VEBs 72
Tabela 9 - Tempos de carregamento, número de recargas, e taxa de carregamento unitário para o VEB 1 durante a navegação 73
Tabela 10 - Tempos de carregamento, número de recargas, e taxa de carregamento unitário para o VEB 2 durante a navegação. 74
Tabela 11 - Tempos de carregamento, número de recargas, e taxa de carregamento unitário para o VEB 3 durante a navegação 75
Tabela 12 - Tempos de carregamento, número de recargas, e taxa de carregamento unitário para o VEB 4 durante a navegação 76
Tabela 13 - Tempos de carregamento, número de recargas, e taxa de carregamento unitário para o VEB 5 durante a navegação 77
Tabela 14 - Dados de utilização habitual dos usos-finais 85
Tabela 15 - Dados de carregamento habitual do VE plug-in 85
Tabela 16 - Períodos do dia com fator de conforto unitário 85
Tabela 17 - Dados dos hábitos de utilização dos usos-finais 115
Tabela 18 - Dados técnicos da rede elétrica IEEE 34 nós 120

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

SDEE	Sistema de distribuição de energia elétrica.
VEs	Veículos elétricos
VEBs	Veículos elétricos a bateria.
SFH	Sistema fotovoltaicos híbrido.
RBT	Residência em baixa tensão.
GLD	Gerenciamento pelo lado da demanda
PNLIM	Programação não linear inteira mista.
PLIM	Programação linear inteira mista.
AMPL	A mathematical programming language.
CPLEX	Solver baseado no método simplex e implementado na linguagem de programação C.
EDSs	Electricity distribution systems.
EVs	Electric vehicles.
HPS	Hybrid photovoltaic system.
RLV	Residential low voltage.
DSM	Demand side management.
NLMIP	Non-linear mixed integer programming.
MILP	Mixed integer linear programming.
SG	Smart Grid.
kW	kilo-Watt.
kWh	kilo-Watt hora.
US	United states.
P&D	Pesquisa e desenvolvimento.
PTS	Presença dos sinais de transito.
PS	Presença de escolas.
PPW	Presença de obras públicas.
PP	Painel fotovoltaico.
BS	Bateria de armazenamento.
PIMRQ	Programação inteira mista com restrições quadráticas.
FC	Fator de carga.

LISTA DE SIMBOLOS

Conjuntos

Capítulo 3:

Ω_n Conjunto de interseções *i*.

Ω_a Conjunto de vias urbanas *ki*.

Ω_e Conjunto de entregas *e*.

Ω_{vh} Conjunto de VEBs *vh*.

Capítulo 4:

Ω_e Conjunto de usos-finais *e*.

Ω_t Conjunto de períodos, *t*, ao longo do dia.

Capítulo 5:

Ω_k Conjunto de usos-finais *k*.

Ω_t Conjunto de períodos *t* durante o dia.

Ω_h Conjunto de horas de utilização dos usos-finais.

Ω_b Conjunto de nós *i*.

Ω_l Conjunto de ramos *ij*.

Parâmetros:

Capítulo 3:

δ^{km} Custo de manutenção (R$/km).

δ^{hx} Custo unitário por hora extra (R$/h).

$t^{n}_{vh,e,i}$ Tipo de interseção *i* na entrega *e* de cada BEV *vh* (-1: Partida; 0: intermédio; 1: chegada).

d_{ki} Comprimento da via urbana *ki* (km).

v^{VE}_{vh} Velocidade média do VEB *vh* (km/h).

t^{max} Tempo total de operação (h).

τ^{PTS} Tempo de retardo devido a PTS (h).

τ^{PS} Tempo de retardo devido a PS (h).

τ^{PPW} Tempo de retardo devido a PPW (h).

P^{PTS} Probabilidade de retardo devido a PTS.

P^{PS} Probabilidade de retardo devido a PS.

P^{PPW} Probabilidade de retardo devido a PPW.

Δ_{ki}^{PTS} Valor binário que caracteriza a ocorrência do retardo devido a PTS na via urbana *ki*.

Δ_{ki}^{PS} Valor binário que caracteriza a ocorrência do retardo devido a PS na via urbana *ki*.

Δ_{ki}^{PPW} Valor binário que caracteriza a ocorrência do retardo devido a PPW na via urbana *ki*.

SOC_{vh}^{o} Estado inicial de carregamento da bateria do VEB *vh* (kWh).

K^{g} Energia gasta durante a navegação do VEB *vh* (kWh/km).

M Valor enorme usado no processo de linearização.

K^{s} Capacidade de armazenamento do BEV *vh* (kWh).

Y Número máximo de discretizações da variável $n_{vh,e,ki}^{R}$.

t_{ki}^{a} Valor numérico que caracteriza o tipo de via urbana *ki* (1: via principal; 0: via secundária).

$\tau_{ki}^{MIN,UR}$ Tempo mínimo para carregamento ultrarrápido na via urbana *ki* (h).

$\tau_{ki}^{MAX,UR}$ Tempo máximo para carregamento ultrarrápido na via urbana *ki* (h).

$\tau_{ki}^{MIN,R}$ Tempo mínimo para carregamento rápido na via urbana *ki* (h).

$\tau_{ki}^{MAX,R}$ Tempo máximo para carregamento rápido na via urbana *ki* (h).

p_{ki}^{RU} Taxa de carregamento unitário na via urbana *ki* (kW).

n_{ki}^{P} Número de pontos de carregamento na via urbana *ki*.

Capítulo 4:

δ_t Tarifa horária no período *t* (R$/kWh).

P_e Potência media do uso-final *e* (kW).

t_e^{E} Tipo de uso-final *e* (-1: VE; 0: uso-final com horas de uso menor que 1 h; e 1:uso-final com horas de uso maior ou igual que 1 h).

h^{s} Valor unitário de cada período *t* em que foi discretizado o dia (h).

ss Valor do acumulador no algoritmo de simulação.

φ Porcentagem de redução.

n_e Número de períodos que o uso-final *e* é utilizado durante o dia.

n^{al} Número aleatório entre 0 e 100.

$H_{e,t}^{u}$	Distribuição da utilização do uso-final *e*, incluindo o VE no período *t*.
$H_{e,t}^{au}$	Distribuição acumulada da utilização do uso-final *e*, incluindo o VE no período *t*.
τ_e^{av}	Tempo médio de utilização do uso-final *e* por dia (h).
$\underline{n}_e^{v}$	Mínimo número de períodos que o uso-final *e* é utilizado ao longo do dia.
$\overline{n}_e^{v}$	Máximo número de períodos que o uso-final *e* é utilizado ao longo do dia.
$\underline{\tau}_e$	Tempo mínimo que o uso-final *e* é utilizado por período (h).
$\overline{\tau}_e$	Tempo máximo que o uso-final *e* é utilizado por período (h).
n_e^{V}	Número de períodos que o uso-final *e* é utilizado com tempo menor que 1h.
$\omega_{e,t}^{hu}$	Matriz binária que representa a utilização habitual do uso-final *e* no período *t*.
$Q_{e,t}^{hu}$	Perfil habitual de consume do uso-final *e* no período *t* (kWh).
f^{D}	Constante pela que a variável $\tau_{e,t}^{u}$ é dividida.
M	Valor maior usado no processo de linearização.
P^{EV}	Taxa de carregamento da bateria do VE (kW).
SOC	Estado inicial de carga da bateria do VE (kWh).
K^{s}	Capacidade de armazenamento da bateria do VE (kWh).
$f_{e,t}^{C}$	Fator de conforto do uso-final *e* no período *t*.
$\overline{\tau}^{EV}$	Limite superior da variável τ_t^{EV} (h).
$\underline{\tau}^{EV}$	Limite inferior da variável τ_t^{EV} (h).
$\underline{n}^{p}$	Mínimo número de períodos para o carregamento do VE.
$\overline{n}^{p}$	Máximo número de períodos para o carregamento do VE.
P^{Ins}	Potência instalada da RBT (kW).
η^{PP}	Eficiência do painel fotovoltaico.
A^{PP}	Área do painel fotovoltaico (m^2).
I^{sd}	Insolação media mensal diária (h/dia).
E^{kWh}	Energia consumida pela RBT durante o dia (kWh/dia).
I^{Ah}	Corrente consumida pela RBT (Ah/dia).
P^{T}	Potência media demandada pela RBT(kW/dia).
$\overline{G}$	Valor máximo da radiação solar local (W/m^2).
G_t	Irradiância solar local no período *t* (W/m^2).
P_t^{PP}	Valor médio da potência produzida pelo painel fotovoltaico no período *t* (kW).
$\overline{E}$	Limite superior da variável E_t^{BS} no período *t* (kWh).

$\underline{E}$ Limite inferior da variável E_t^{BS} no período *t* (kWh).

$\overline{P}^{abs}$ Limite superior da variável P_t^{abs} no período *t* (kW).

$\underline{P}^{abs}$ Limite inferior da variável P_t^{abs} no período *t* (kW).

$\overline{P}^{inj}$ Limite superior da variável P_t^{inj} no período *t* (kW).

$\underline{P}^{inj}$ Limite inferior da variável P_t^{inj} no período *t* (kW).

E_o^{BS} Energia inicial na bateria de armazenamento.

β^{abs} Rapidez de carga da bateria de armazenamento.

β^{inj} Rapidez de descarga da bateria de armazenamento.

Capítulo 5:

δ_t Tarifa horária por faixa de tempo (R$/kWh).

h^p Período de utilização (h).

Δm_k Número de períodos para deslocamento do uso-final *k*, considerando o conforto (h).

λ_k Controlabilidade do uso-final *k*.

$N_{k,t}$ Número de usos-finais *k* conectados no período *t*.

t_i^b Tipo de nó *i* (0: para carga e passagem, e 1: subestação).

t_i^l Tipo de nó de carga *i* (1: residencial, 2: comercial, e 3: industrial).

h_k^u Número de períodos de utilização do uso-final *k* (h).

$P_{k,hs}^{eu}$ Valor médio da potência ativa do uso-final *k* no período *hs* (kW).

$\varepsilon_{i,k,t}^{hc}$ Consumo habitual no período *t* do uso-final *k* presente no nó *i* (kWh).

$D_{k,t}^u$ Distribuição de probabilidade de utilização do uso-final *k* no período *t*.

$D_{k,t}^n$ Distribuição de probabilidade normalizada de utilização dos usos-finais *k* no período *t*.

$D_{k,t}^a$ Distribuição de probabilidade acumulada de utilização do uso-final *k* no período *t*.

n_i^u Número de usuários presentes no nó *i*.

$H_{i,1..n_i^u,k,t}^b$ Hipermatriz binária que indica para o período *t* o estado de utilização do uso-final *k* no nó *i* com n_i^u usuários.

$H_{i,1..n_i^u,k,t}^c$ Hipermatriz continua que indica para o período *t* a potência demanda pelo uso-final *k* no nó *i* com n_i^u usuários (kW).

n^{al} Número aleatório entre 0 e 100.

pt Valor inteiro que caracteriza o período *t* para conexão de um uso-final.

R_{ij} Resistência do ramo *ij* (kΩ).

X_{ij} Reatância do ramo *ij* (kΩ).

Z_{ij} Impedância do ramo *ij* (kΩ).

$\underline{I_{ij}}$ Limite inferior da corrente no ramo *ij* (A).

$\overline{I}_{ij}$ Limite superior da corrente no ramo *ij* (A).

V^n Valor nominal da tensão (kV).

$\underline{V}$ Limite inferior da magnitude de tensão (kV).

$\overline{V}$ Limite superior da magnitude de tensão (kV).

Y Número total de blocos de discretização.

$m_{ij,y}^s$ Inclinação do y-ésimo bloco da magnitude de fluxo de potência no ramo *ij*.

$\overline{\Delta}_{ij}^s$ Limite superior da magnitude de blocos do fluxo de potência.

$\Delta\Lambda^s$ Diferencia entre o consumo ótimo e o médio durante o dia (kWh).

Variáveis:

Capítulo 3:

$\omega_{vh,e,ki}$ Variável binária que indica a navegação do VEB *vh* na via urbana *ki* para a entrega *e*.

$\varepsilon_{vh,e,ki}$ Energia total para o carregamento do VEB *vh* na via urbana *ki* para a entrega *e* (kWh).

$SOC_{vh,e,i}^a$ Estado disponível de carga da bateria do VEB *vh* no momento de chegada na interseção *i* para a entrega *e* (kWh).

$SOC_{vh,e,i}$ Estado de carga da bateria do VEB *vh* na interseção *i* para a entrega *e* (kWh).

$\tau_{vh,e,ki}^{RU}$ Tempo de carregamento (no ponto de carregamento disponível na via urbana *ki*) para a bateria do VEB *vh* para a entrega *e* (h).

$n_{vh,e,ki}^R$ Número de carregamento feitos pelo VEB *vh* para a entrega *e* na via urbana *ki*.

Δt_{vh} Horas extra relacionadas ao VEB *vh* (h).

$\Delta'_{vh,e,ki}$ Variável contínua que representa o produto de $\varepsilon_{vh,e,ki}$ e $\omega_{vh,e,ki}$ no processo de linearização.

$\Delta''_{vh,e,ki}$ Variável contínua que representa o produto de $\omega_{vh,e,ki}$ e $SOC_{vh,e,k}$ no processo de linearização.

$W_{vh,e,ki,y}$ Variável binária usada na discretização de $n_{vh,e,ki}^R$.

$\Delta W_{vh,e,ki,y}$ Variável contínua que representa o produto de $\tau_{vh,e,ki}^{RU}$ e $W_{vh,e,ki,y}$ no processo de linearização.

$\Delta Z_{vh,e,ki,y}$ Variável contínua que representa o produto de $\Delta W_{vh,e,ki,y}$ e $\omega_{vh,e,ki}$ no processo de linearização.

Capítulo 4:

$\omega_{e,t}^{ou}$ Matriz binária que representa a utilização ótima do uso-final *e* no período *t*.

$Q_{e,t}^{ou}$ Perfil ótimo de consumo do uso-final *e* no período *t* (kWh).

$\tau_{e,t}^{u}$ Variável inteira que representa o tempo de utilização do uso-final *e* no período *t* (h).

E_t^{EV} Variável contínua que representa a energia na bateria do VE no período *t* (kWh).

τ_t^{EV} Variável contínua que representa o tempo de carregamento da bateria do VE no período *t* (h).

E^{EV} Variável contínua que representa a energia total armazenada na bateria do VE (kWh).

P_t^{PPa} Variável contínua que indica a potência media proveniente do painel fotovoltaico (PP) a armazenada na bateria no período *t* (kW).

P_t^{PPu} Variável contínua que indica a potência media proveniente do PP e usada na RBT no período *t* (kW).

P_t^{abs} Variável contínua que representa a potência media absorvida pela bateria no período *t* (kW).

P_t^{AG} Variável contínua que representa a potência media absorvida da rede elétrica pela bateria de armazenamento no período *t* (kW).

P_t^{inj} Variável contínua que representa a potência media injetada pela bateria no período *t* (kW).

Δ_t^{abs} Variável binária que indica o estado de absorção da bateria no período *t* (kW).

Δ_t^{inj} Variável binária que indica o estado de injeção da bateria no período *t* (kW).

E_t^{BS} Variável contínua que representa a energia da bateria no período *t* (kWh).

P_t^{ut} Variável contínua que representa a potência media utilizada pela RBT no período *t* (kW).

P_t^{SG} Variável contínua que representa a potência media suprida pela rede elétrica a ser usada pela RBT no período *t* (kW).

$\Delta\tau_{e,t}^{u}$ Variável contínua que representa o produto de $\tau_{e,t}^{u}$ e $\omega_{e,t}^{ou}$ no processo de linearização.

$\Delta\tau_{e,t}^{EV}$ Variável contínua que representa o produto de τ_{t}^{EV} e $\omega_{e,t}^{ou}$ no processo de linearização.

Capítulo 5:

$n_{i,k,u,v}$ Número de usos-finais *k* presentes no nó *i* deslocados do período *u* para *v*.

$\varepsilon_{i,k,t}^{conn}$ Energia consumida pelo uso-final *k* conectado no período *t* e presente no nó *i* (kWh).

$\varepsilon_{i,k,t}^{dconn}$ Energia consumida pelo uso-final *k* desconectado do período *t* e presente no nó *i* (kWh).

$\Delta\varepsilon_{i,k,t}$ Diferencia da energia consumida pelo uso-final *k* por conexão e desconexão no período *t* e presente no nó *i* (kWh).

$\varepsilon_{i,k,t}^{oc}$ Consumo ótimo no período *t* do uso-final *k* presente no nó *i* (kWh).

Λ_t Energia consumida pelo total de consumidores no período *t* (kWh).

Λ_t^{av} Valor médio da energia consumida pelo total de consumidores no período *t* (kWh).

Λ^{lp} Valor médio da energia consumida pelo total de consumidores no último período do dia (kWh).

$P_{i,t}^{d}$ Demanda de potência ativa no nó *i* no período *t* (kW).

$Q_{i,t}^{d}$ Demanda de potência reativa *i* no período *t* (kVAr).

$P_{i,t}^{s}$ Potência ativa fornecida pela subestação no nó *i* no período *t* (kW).

$Q_{i,t}^{s}$ Potência reativa fornecida pela subestação no nó *i* no período *t* (kVAr).

$P_{ij,t}$ Fluxo de potência ativa no ramo *ij* no período *t* (kW).

$Q_{ij,t}$ Fluxo de potência reativa no ramo *ij* no período *t* (kVAr).

$I_{ij,t}^{sqr}$ Quadrado da magnitude de corrente no ramo *ij* no período *t* (A).

$V_{i,t}^{sqr}$ Quadrado da magnitude de tensão no nó *i* no período *t* (kV).

$\Delta_{ij,t,y}^{P}$ Valor do y-ésimo bloco de $P_{ij,t}$.

$\Delta_{ij,t,y}^{Q}$ Valor do y-ésimo bloco de $Q_{ij,t}$.

$P_{ij,t}^{+}, P_{ij,t}^{-}$ Variável auxiliar para obter $\left|P_{ij,t}\right|$.

$Q_{ij,t}^{+}, Q_{ij,t}^{-}$ Variável auxiliar para obter $\left|Q_{ij,t}\right|$.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO 24

1.1 OBJETIVOS DA TESE 28

1.1.1 Objetivo geral 28

1.1.2 Objetivos específicos 29

1.2 CONTRIBUIÇÕES DA TESE 29

1.3 ESTRUTURA DA TESE 29

2 REVISÃO BIBILOGRÁFICA... 31

2.1 Programação do carregamento dos veículos elétricos 31

2.2 Desenvolvimento de programas de gerenciamento pelo lado da demanda 37

2.3 COMENTÁRIOS DA REVISÃO BIBLIOGRÁFICA 44

3 PROGRAMAÇÃO ÓTIMA DAS ENTREGAS E CARREGAMENTO DOS VEBS DURANTE A NAVEGAÇÃO EM UM MAPA DE CIDADE 47

3.1 INTRODUÇÃO 48

3.2 MODELAGEM MATEMÁTICA 49

3.2.1 Infraestrutura de abastecimento dos VEBs em um mapa de cidade 49

3.2.2 Influência das incertezas durante a navegação 52

3.3 HIPÓTESES. 53

3.4 MODELO MATEMÁTICO NÃO LINEAR 54

3.5 LINEARIZAÇÕES 60

3.5.1 Linearização de $\varepsilon_{vh,e,ki}\omega_{vh,e,ki}$ 60

3.5.2 Linearização de $SOC_{vh,e,k}\omega_{vh,e,ki}$ 61

3.5.3 Linearização de $\omega_{vh,e,ki}n^{R}_{vh,e,ki}\tau^{RU}_{vh,e,ki}$ 61

3.6 MODELO MATEMÁTICO LINEARIZADO 63

3.7 TESTES E RESULTADOS 65

3.8 CONCLUSÕES DO CAPÍTULO 81

4 GERENCIAMENTO ÓTIMO PELO LADO DA DEMANDA CONSIDERANDO UM SFH EM UMA RBT NO SDDE..... 82

4.1 INTRODUÇÃO..... 82

4.2 MODELAGEM MATEMÁTICA. 84

4.2.1 Hábitos de utilização dos usos-finais e carregamento do VE plug-in 84

4.2.2 Modelagem do PP e a conversão da energia 87

4.2.3 Modelagem da BS 88

4.2.4 Esquema de operação para fornecimento continuo na RBT 89

4.3 HIPÓTESES. 90

4.4 MODELO MATEMÁTICO NÃO LINEAR..... 91

4.5 LINEARIZAÇÕES..... 94

4.5.1 Linearização do produto $\omega_{e,t}^{ou}\tau_{e,t}^{u}$ 94

4.5.2 Linearização do produto $\omega_{e,t}^{ou}\tau_{t}^{EV}$ 94

4.6 MODELO MATEMÁTICO LINEARIZADO..... 95

4.7 TESTES E RESULTADOS 97

4.8 CONCLUSÕES DO CAPÍTULO 106

5 MODELO PIMRQ PARA O MELHORAMENTO DO FATOR DE CARGA NO SDEE ATRAVÉS DO CONTROLE DA DEMANDA 108

5.1 INTRODUÇÃO..... 109

5.2 MODELAGEM MATEMÁTICA. 111

5.2.1 Hábitos de utilização dos usos-finais residenciais..... 111

5.2.2 Hábitos de utilização dos usos-finais comerciais e industriais 112

5.2.3 Perfil de consumo habitual 113

5.2.4 Rede elétrica..... 119

5.3 HIPÓTESES. 120

5.4 MODELO MATEMÁTICO NÃO LINEAR COM RESTRIÇÕES QUADRÁTICAS... 121

5.5 LINEARIZAÇÕES..... 127

5.5.1 Linearização de $V_{i,t}^{qdr} I_{ij,t}^{qdr}$ e $P_{ij,t}^2 + Q_{ij,t}^2$ 127

5.6 MODELO MATEMÁTICO LINEARIZADO COM RESTRIÇÕES QUADRÁTICAS 129

5.7 PROCESSO ITERATIVO PARA MELHORIA DO FATOR DE CARGA 131

5.8 TESTES E RESULTADOS 132

5.9 CONCLUSÕES DO CAPÍTULO 139

6 CONCLUSÕES DA TESE 140

REFERÊNCIAS 144

APÊNDICE A - ALGUNS CONCEITOS DA TEORIA DOS GRAFOS **154**

APÊNDICE B - ALGUMAS TÉCNICAS DE LINEARIZAÇÃO **159**

APÊNDICE C - PUBLICAÇÕES **164**

1 INTRODUÇÃO

A energia elétrica é um recurso de vital importância na sociedade moderna, assim a energia demandada pelas diversas unidades consumidoras (residenciais, comerciais, industriais, serviços públicos, iluminação, etc.) é fornecida através de uma rede de energia elétrica (KAGAN; BARIONI; JOÃO ROBBA, 2009). Esta demanda de energia elétrica aumenta proporcionalmente ao longo do tempo devido ao incremento populacional (ESTUDOS DE DEMANDA – EPE - HORIZONTE DECENAL, 2010-2019). Dessa forma, a atual rede elétrica está limitada pela capacidade de utilização dos recursos disponíveis para geração, transmissão e distribuição de energia elétrica (RELATÓTIO SMART GRID, 2013). Esta capacidade está representada pela demanda máxima do sistema, sendo esta demanda atingida durante os horários de ponta, da mesma maneira existem períodos ao longo do dia em que a capacidade da rede elétrica é sub aproveitada. A otimização da capacidade ou desempenho da rede elétrica reflete nos custos de fornecimento de energia e consequentemente, em menores tarifas para os consumidores. Portanto, é indispensável o desenvolvimento de sistemas, esquemas e programas de gerenciamento de energia que visem o desempenho ótimo da rede elétrica (TURNER; DOTY, 2006).

Com o conceito de rede inteligente, também conhecida como *Smart Grid* (SG) é possível o gerenciamento energético eficiente da rede elétrica durante sua operação, considerando funções de automação, integrando tecnologias de comunicação em dupla via (bidirecional) entre a concessionária de energia e os usuários, assim como, a medição em tempo real mediante o sensoriamento e controle em vários níveis de complexidade (WAYNE; STEVE DOTY, 2007).

Para a implantação das SGs' é necessário vencer desafios regulatórios, econômicos, e financeiros. É necessário também produzir regulamentos específicos relativos às tarifas, que devem ser redefinidas considerando alterações nos valores ao longo do dia, em função das variações horárias da demanda, regulamentos relativos a eletrodomésticos mais eficientes, prédios inteligentes, veículos elétricos, e geração distribuída (eólica, solar, biomassa, etc.). Dessa forma, uma SG apresenta como características: A auto recuperação, participação ativa dos consumidores no mercado de energia (fim do mercado cativo), resistência a ataques físicos e cibernéticos, uso racional e qualidade da energia, fontes de armazenamento de energia e geração distribuída (EKANAYAKE; LIYANAGE; WU; YOKOYAMA; JENKINS, 2012).

No contexto das SGs, o Gerenciamento pelo Lado da Demanda (GLD) ou *Demand Side Management* (DSM) constitui uma das mais importantes ferramentas para o gerenciamento energético eficiente nos modernos SDEE. Assim, o GLD representa um conjunto de alternativas de planejamento, análise e implementação de atividades desenvolvidas pelas empresas de energia, com o objetivo de influenciar nos hábitos de consumo dos usuários, e assim remodelar o perfil de demanda (kW) e/ou consumo (kWh) tanto para as unidades consumidoras, quanto para o SDEE (CELSO DE BRASIL CAMARGO; GHIZONI, 2006).

Estas alternativas permitirão a sincronização dos usos-finais ou eletrodomésticos mediante o uso de sinais tarifários, por exemplo, bloqueando e/ou deslocando a utilização dos usos-finais em determinados horários. A sincronização dos equipamentos mediante tarifas, terá influencia na redistribuição do consumo no perfil diário com uma consequente variação do fator de carga (FC) do SDEE. O valor do FC resulta de muita importância na avaliação do uso racional da energia no SDEE (SURAI; SURAPATANA, 2014). Este indicador calculado como a razão entre a demanda média e a máxima, ocorridas no mesmo período de tempo (dia, mês, etc.) varia de 0 a 1, e enquanto maior este indicador, mais adequado e racional é o uso da eletricidade, contribuindo para a estabilidade da operação do SDEE (KAGAN; BARIONI; ROBBA, 2009).

Outras alternativas de GLD estão relacionadas à geração de energia dentro das próprias residências, com o uso de gás, etanol, biodiesel, mini turbinas eólicas ou de células fotovoltaicas, garantindo o fornecimento dos usuários da mesma área urbana (ALMEIDA PAULI, 2012). Dentre estas fontes de geração, a eólica e solar tem mostrado avanços cada vez mais significativos nos últimos anos. Em países da Europa, especificamente na Alemanha e Dinamarca estas fontes alcançaram percentuais muitos altos de participação na matriz energética. US tem começado a implantação de parques eólicos de cerca de 20 GW visando tornar sua matriz energética mais limpa para os próximos dez anos (LUQUE; HEGEDUS, 2011). Além disso, a implantação das fontes renováveis fotovoltaicas na rede elétrica principalmente nas residências e estabelecimentos comerciais estão levando a uma nova forma de comercialização da energia elétrica (NREL, 2016).

Adicionalmente, os sistemas de armazenagem como uma alternativa de GLD representam uma fonte de suporte para a geração distribuída intermitente. Nesta área, o Japão tem um forte desenvolvimento e suas pesquisas estão concentradas na eficiência energética e desenvolvimento de baterias com maior capacidade de armazenagem e com preços mais econômicos (IRENA, 2015). Estas tecnologias de armazenamento tem influenciado também o

desenvolvimento da indústria do transporte responsável das emissões tóxicas nos grandes centros urbanos (FALCÃO, 2012). Assim, os veículos elétricos (VEs) apresentam-se como alternativas, menos poluentes, mais eficientes e silenciosos, e poderão armazenar a energia necessária para o abastecimento parcial nas residências durante horários críticos quando não se dispõe de fontes distribuídas intermitentes (DELGADO, 1985). Esta tecnologia de transporte permitirá otimizar a operação dos SDEE, e melhorar a qualidade do ar nas grandes metrópoles (PACORELLI; PACÍFICO; RODRIGUES; BRAGA; CASTANEDA; FERNANDES; DE FARIAS; MARTINS; RODRIGUES, 2014). Contudo, as frotas dos VEs representam uma carga dinâmica para a rede elétrica, e devido a sua baixa autonomia o processo de recarga das baterias dos VEs teria um grande impacto durante a operação do SDEE (BARASSA, 2015). Assim, um dos grandes desafios técnicos para o uso em larga escala dos VEs está na implementação de uma infraestrutura para abastecimento (estações de carregamento) das baterias (ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DO VEÍCULO ELÉTRICO - ABVE, 2015).

A implementação destas alternativas de gerenciamento de energia através de programas de GLD serão operados pelas empresas de energia mediante o controle direto ou indireto da demanda.

No controle direto (*direct control*) a concessionária controla a utilização de determinada carga (uso-final, dispositivos de armazenamento, geração distribuída, etc.) através de um canal de comunicação bidirecional durante os períodos de ponta (18:00 a 21:00 horas). Aos participantes deste tipo de controle são-lhes oferecidas vantagens financeiras (IFLAND; EXNER; WESTERMANN, 2011).

O gerenciamento da demanda via o controle indireto (*indirect control*) visa modificar os hábitos de consumo dos usuários pela adoção de tarifas diferenciadas. Estas tarifas permitem aos usuários gerenciar o seu próprio consumo com o intuito de obterem uma redução monetária na sua fatura mensal (AUFFHAMMER; BLUMSTEIN; FOWLIE, 2008).

Desta forma, os programas de GLD consideram seis estratégias para remodelar o perfil de consumo dos usuários e do SDEE (HIRTS, 1990).

A redução de pico (*peak clipping*) como primeira estratégia, consiste na redução do consumo durante os períodos de ponta. Esta redução é conseguida mediante o controle (local ou remoto) dos uso-finais presentes nas unidades consumidoras, sendo adotada principalmente em momentos contingenciais de crise energética do sistema. O preenchimento dos vales (*valley filling*) como segunda estratégia, visa incentivar o aumento de consumo nos períodos fora de ponta, reduzindo assim os vales existentes no perfil de consumo. A terceira

estratégia conhecida como deslocamento da carga (*load shifting*) visa o deslocamento (mudança nos horários de utilização) dos usos-finais do período de ponta para fora de ponta, mediante o uso das tarifas horárias na procura da otimização do sistema. Na quarta estratégia denominada conservação estratégica (*strategic conservation*) consiste em uma redução geral do perfil de consumo, feito através do incentivo à troca de aparelhos de uso final por equipamentos de maior eficiência. O crescimento estratégico de carga (*strategic load growth*) como o quinta estratégia resulta em uma estratégia oposta à anterior, e visa o crescimento global do consumo estimulado pela concessionária, mediante a substituição de equipamentos de uso do óleo combustível por eletricidade em processo industriais. Finalmente, a sexta estratégia denominada curva de carga flexível (*flexible load shape*) esta relacionada à confiabilidade do sistema, levando em conta o estudo da oferta e a demanda para planejamentos futuros minimizando os custos com níveis de qualidade pré-estabelecidos.

A aplicação de cada uma destas alternativas ou estratégias por parte das concessionárias de energia elétrica, depende de vários fatores, dentre eles pode-se mencionar: o contexto energético da rede elétrica, as necessidades e objetivos do momento (otimização da vida útil dos ativos como: chaves, secionadores, transformadores, etc.), tendo como principais alvos o uso eficiente da energia elétrica relacionado ao consumo racional e à redução das perdas de energia na rede elétrica, e à preservação do meio ambiente minimizando o uso de combustíveis fósseis na cadeia de fornecimento (LIMAYE, 1985).

Portanto, programas de GLD visando um gerenciamento de energia eficiente nos modernos sistema de energia, assim como, um fornecimento continuo às cargas tanto estáticas (consumidores residenciais, comerciais, e industriais, etc.), quanto dinâmicas (VEs, VEBs, etc.), assim como, a estabilidade e o uso racional (melhoria do FC) do moderno SDEE constituem um desafio constante na área de pesquisa e desenvolvimento.

Nesta tese o gerenciamento eficiente de energia nos modernos SDEE no contexto de SG é abordado através de três modelos de programação matemática que abrangem os problemas seguintes:

A **programação ótima das entregas e carregamento dos VEBs durante a navegação em um mapa de cidade**. O modelo proposto para presente problema, visa minimizar os custos relacionados com a manutenção e as horas extra geradas durante a operação de uma frota de VEBs, levando em conta um conjunto de entregas pre especificadas, assim como, um mapa de cidade com vias urbanas e suas respectivas interseções, e pontos de carregamento alocados ao longo de cada via urbana (principal e/ou secundária).

O Gerenciamento ótimo pelo lado da demanda considerando um SFH em uma RBT no SDEE. Neste segundo problema um modelo matemático é proposto com o intuito de obter um perfil de consumo ótimo planejado para o dia seguinte em uma residência em baixa tensão. Este perfil de consumo é obtido através da implementação de um programa de GLD considerando uma estrutura tarifária, assim como um esquema de operação que otimiza os recursos energéticos vindos de um SFH (que garante o suporte para o fornecimento continuo) e do SDEE.

O melhoramento do FC do SDEE através do controle da demanda. Neste terceiro modelo, um perfil ótimo com o melhor FC é obtido para o dia seguinte. Este perfil de consumo é planejado através de um programa de GLD baseado em uma estrutura tarifária e um controle da demanda que visa deslocar os horários de utilização de um determinado número de usos-finais, a ser conectados em cada período de tempo, ao longo do dia, dentro de cada unidade consumidora presente no SDEE. Além disso, um processo iterativo baseado na minimização da diferencia dos valores de demanda média e demanda por período, permite melhorar o FC do perfil ótimo para o SDEE.

Para os problemas a ser estudados apresentam-se os seus respectivos modelos não lineares como: PNLIM no primeiro e segundo problema; e PIMRQ no terceiro problema, e os seus respectivos modelos linearizados equivalentes (primeiro e segundo problema) e aproximado (terceiro problema). Estes problemas foram implementados na linguagem de modelagem algébrica AMPL (FOURER; GAY; KERNIGAHAN, 2003), e resolvidos usando o solver comercial CPLEX (CPLEX Optimization - ILOG, 2008). O uso de modelos linearizados equivalentes convexos garantem a convergência para a solução ótima global usando ferramentas de otimização clássicas existentes, no caso do terceiro modelo, esta solução ótima vê-se afetada devido à aproximação do termo relacionado como o cálculo da corrente nas restrições. Finalmente, os resultados apresentados demostraram a eficiência computacional dos modelos propostos.

1.1 OBJETIVOS DA TESE.

1.1.1 Objetivo geral.

Aplicar uma metodologia clássica baseada em programação linear inteira mista, e inteira mista com restrições quadráticas, para resolver os problemas relacionados com gerenciamento de energia no SDEE em uma SG, como: a) Programação ótima das entregas e carregamento dos VEBs durante a navegação em um mapa de cidade, b) Gerenciamento

ótimo pelo lado da demanda considerando um SFH em uma RBT no SDEE, e c) O melhoramento do FC do SDEE através do controle da demanda.

1.1.2 Objetivos específicos.

1. Estudar os três problemas de otimização para o gerenciamento da energia elétrica no SDEE.
2. Apresentar uma formulação matemática não linear inteira mista para cada modelo proposto de otimização.
3. A partir do modelo matemático não linear inteira mista, apresentar o seu modelo linearizado equivalente e aproximado com espaço de solução convexo que garante o ótimo global.

1.2 CONTRIBUIÇÕES DA TESE.

- Um modelo PLIM para programação ótima de rotas de uma frota de VEBs para o carregamento durante a navegação considerando pontos de entrega pré-especificados.
- Um modelo flexível para análise da otimização de diferentes estratégias de programação de VEs com entregas consecutivas a ser carregadas ao longo da rota.
- Um novo modelo PLIM para o GLD ótimo em uma RBT considerando um SFH para fornecimento contínuo.
- Um algoritmo de Monte Carlo utilizado para gerar perfis de consumo diário, considerando as incertezas nas características de utilização dos usos-finais e o carregamento da bateria de um VE plug-in.
- Um modelo PIMRQ para o melhoramento do FC através do controle da demanda em um SDEE.
- Os modelos PLIM e PIMRQ propostos são computacionalmente eficientes e podem ser resolvidos por meio de Solvers comerciais que usam técnicas de otimização clássica.
- Os modelos propostos contribuem para um cenário sustentável no uso de recursos energéticos, pois como subproduto as emissões de poluentes são minimizadas.

1.3 ESTRUTURA DA TESE.

O presente trabalho está organizado em seis capítulos como segue:

- No Capítulo 1, apresenta-se uma introdução ao tema a ser abordado, detalha-se os objetivos desta tese, tanto gerais quanto específicos. Além disso, são ressaltadas as contribuições da tese e finalmente detalha-se a sua estrutura.
- No Capítulo 2, é apresentada a revisão bibliográfica sobre os trabalhos desenvolvidos nos últimos anos, e relacionados aos problemas abordados na tese.
- No Capítulo 3, aborda-se o primeiro problema relacionado com a programação ótima das entregas e carregamento dos VEBs durante a navegação em um mapa de cidade, iniciando com a modelagem das incertezas mediante um algoritmo estruturado e apresentado com seu respectivo fluxograma, a continuação é apresentada a modelagem matemática do mapa de cidade, a estrutura de abastecimento (pontos de carregamento), e finalmente o modelo proposto (não linear e linearizado) é apresentado com os seus respectivos testes e resultados.
- No Capítulo 4, aborda-se o segundo problema relacionado com o gerenciamento ótimo pelo lado da demanda considerando um SFH em uma RBT no SDEE. Neste problema um algoritmo de Monte Carlo é desenvolvido para gerar perfis de consumo habituais, a ser usados como dados de entrada para o modelo proposto a ser rodado. O modelo considera as restrições relacionadas com o desempenho de SFH e do esquema de operação, que garante a utilização ótima da energia, e o fornecimento continuo na RBT.
- No capitulo 5, o problema do melhoramento do fator de carga através do controle da demanda é abordado. O modelo proposto de PIMRQ considera inicialmente um perfil habitual de consumo dos usuários residenciais, comerciais, e industriais, gerado mediante um algoritmo de simulação, assim como, restrições relacionadas ao desempenho de uma rede elétrica, e um processo iterativo aplicado ao modelo proposto que visa melhoria do fator de carga do SDEE.
- No Capítulo 6, apresentam-se as conclusões da tese e as propostas para trabalhos futuros.
- No apêndice A, são revisados alguns conceitos da teoria dos grafos utilizados na elaboração do mapa de cidade como sistema teste.
- No apêndice B, são detalhadas as técnicas de linearização usadas nas formulações desenvolvidas na tese.
- No apêndice C, apresentam-se os trabalhos publicados pelo autor durante a execução desta tese.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.

Baseado na literatura especializada, é apresentada, resumidamente uma revisão bibliográfica dos temas relacionados com os problemas abordados nesta tese. Para melhor explicação do estado da arte, este capítulo considera a revisão em duas partes. A primeira parte considera os trabalhos relacionados ao carregamento dos VEs, e a segunda parte considera os trabalhos relacionados com desenvolvimento e implementação de programas de GLD.

2.1 PROGRAMAÇÃO DO CARREGAMENTO DOS VEÍCULOS ELÉTRICOS.

Nesta subseção é apresentada a literatura relacionada com o primeiro problema. A seguir apresenta-se uma breve revisão destes trabalhos que abordam o carregamento das baterias dos VEs, assim como, a alocação de pontos de abastecimento, dentre outros. Desta maneira, os trabalhos revisados são:

Villez, Gupta, Venkatasubramanian e Rieger (2011) abordaram a maximização dos carregamentos de um fluxo de veículos na cidade. Apresentam um modelo matemático para alocação das estações de carregamento (substituição de bateria), assumindo um fluxo veícular conhecido nas rotas analisadas. Além disso, o modelo é avaliado considerando cenários para o atendimento total dos VEs nas estradas, cruzamentos e estações de serviço, e também cenários com probabilidade de falha no serviço total em cada via. Os resultados mostraram que as falhas de atendimento pelas estações de serviço tem um impacto mínimo sobre o seu desempenho após uma alocação robusta das estações.

Brenna, Foiadelli e Zaninelli (2011) desenvolveram uma arquitetura para o carregamento dos VEs a bateria e recarregáveis. Além disso, propõem um algoritmo para atribuição ótima de energia em cada estação de recarga. No algoritmo considera-se o estado de carga da bateria dos VEs a ser atendidos e a informação sobre a potência disponível por parte da rede elétrica. Os resultados mostraram a importância do desenvolvimento de estratégias de carregamento em áreas urbanas considerando diferentes cenários de capacidade para carregamento dos VEs.

Feng, Ge, Liu, Wang e Feng (2012) apresentaram um modelo para localização e dimensionamento das estações de carregamento em uma estrada principal. O modelo visa a maximização do fluxo de VEs a ser atendidos na estrada principal. Além disso, o modelo analisa a eficência operacional das estações de serviço levando em conta, a taxa de espera dos clientes. O impacto na rede elétrica de distribuição, e o número de quilometros a ser percorridos pelos VEs também são considerados no planejamento ótimo dos pontos de

carregamento. Os resultados demonstraram que a alocação razoável de um número de estações de carregamento não só pode fornecer um serviço de qualidade para os clientes, mas, também fazer o pleno aproveitamento da rede elétrica.

Brenna, Foiadelli e Zaninelli (2012) desenvolveram um modelo para avaliação dos cenários de carregamento dos VEs, assim como, uma estratégia de atribuição dos VEs para recarga ótima. O modelo visa dimensionar a capacidade dos sistemas de armazenamento dos VEs, levando em conta, um sistema de freagem abordo. As simulações resultam úteis na avaliação das interfaces de atendimento das estações de carregamento urbano e sub urbano.

Liang Feng, Shaoyung, Ge, Hong Liu, Long Wang e Yan Feng (2012) desenvolveram um modelo matemático para o planejamento da instalação das estações de carregamamento em uma estrada principal. A maximização do número de VEs próximos das estações de recarga na estrada principal é escolhida como função objetivo para alocação das estações de carregamento. O número de VEs a ser carregados nas estações é calculado considerando a soma mínima das taxas de espera nas estações, custo de serviço, e o número de clientes. Na avaliação do modelo considera-se um sistema de pequeno porte com tres vias alternativas, convergindo a uma estrada principal de cinto e vinte quilometros de comprimento, e um crescimento veícular de quinze porcento anual. Os resultados mostram a eficacia do modelo na alocação das estações de recarga ao longo da estrada principal.

Rahman, Qi Duan e Al-Shaer (2013) demonstraram que o problema da navegação dos VEs é um problema de natureza NP-completo, e desenvolveram um modelo matemático mediante lógica SMT, que permite calcular o plano de roteamento para os motoristas, assim como, os potenciais pontos de carregamento com tarifação heterogenea. Os resultados mostraram um plano de rota a seguir em um sistema de ruas nos Estados Unidos, juntamente com os potenciais pontos de carregamento, satisfazendo as restrições sobre o custo de combustível, e o tempo da viagem.

Dae Ko e Jae Jang (2013) desenvolveram um modelo para alocação de transmissores de energia nas vias (recarga por transmissão indutiva). O modelo determina a capacidade das baterias de cada VE, para um sistema de transporte em massa. A metodologia de solução é feita empregando a meta heurística PSO, minimizando os custos relacionados com a instalação dos transmissores, incluindo sua construção, e os equipamentos, assim como, os custos das baterias de cada VE operando na rota. Os resultados mostram a importância do carregamento em ambiente controlado, mas, destacam a limitação do modelo, quando são levadas em conta incertezas no fluxo veícular em um ambiente de trafego real.

Chenrui, Jin, Jian, Tang e Ghosh (2013) propõem um sistema para carregamento dos VEs que consiste em uma subestação de suprimento e transformadores conectados às linhas de transmissão, sendo os VEs conectados às derivações dos transformadores. Um operador de serviço na central de controle é considerado como o programador dos carregamentos em cada hora. Além disso, uma tarifa variável de hora a hora também é considerada. Os cenários a ser análisados são do tipo estático e dinâmico. No cenário estático os motoristas fornecem informação (taxa de carregamento, estado de carga da bateria, etc.) para a recarga. No cenário dinâmico não há informação antecipada e os VEs são recargados sem conhecimento do operador. Neste cenário, os autores desenvolvem um algoritmo heurístico a fim de atingir soluções próximas à ótima obtida no cenário estático. Os resultados mostraram (para os diversos cenários) que um carregamento regulamentado e com informação antecipada, oferece ganhos significativos, e redução de custos, em comparação com uma abordagem não prevista ou regulamentada.

Bayram, Michailidis, Devetsikiotis e Granelli (2013) apresentam um modelo de PNLIM para avaliar cenários de alocação de potência, em uma rede de estações de carregamento, com dispositivos de armazenamento de energia. O modelo é avaliado para três tipos de cenários: o primeiro é o cenário base em que todas as estações possuem a mesma capacidade de carga e dispositivos de armazenamento identicos, e não há roteamento de clientes para estações próximas. No segundo cenário otimiza-se a alocação de potência nas estações de carregamento, e existe roteamento dos clientes para outras estações próximas. Finalmente, no terceiro cenário é otimizada tanto a alocação de potência, quanto o roteamento dos clientes. Os cenários foram avaliados usando mapas de trafego reais, e considerando dias da semana. Os resultados mostraram uma evolução substancial no desempenho das estações em cada cenário, permitindo assim a mais clientes serem servidos e melhorando a qualidade de atendimento e retanbilidade dos operadores das estações.

Long Jia, Zechun Hu, Wenju Liang, Wenzou Lang e Yonghua Song (2014) apresentaram um modelo de programação linear inteira (PLI) que minimiza o investimento total na alocação dos pontos de carregamento, e os custos por recarga. O modelo foi implementado em MATLAB é resolvido com o CPLEX, obtendo assim a alocação ótima dos pontos de carregamento com recarga rápida ao longo da estrada principal. Este modelo foi aplicado em uma estrutura de área urbana de Pequim.

Siting Chang, Hongyang Li e Nahrstedt (2014) propuseram um modelo de programação binária para localização de pontos de carregamento considerando o volume de fluxo veicular. O modelo visa maximizar o número de VEs a ser reabastecidos nas vias

prinicpais, levando em conta, carregamentos do tipo rápido plug-in, troca de pilhas e path-indutivo. Os resultados mostraram as vantagens de utilizar as diversas tecnologias de carregamento e que a implementação de estações por troca de pilha, na rede rodoviária, permite captar maior fluxo de trafego do que localizar uma estação de recarga rápida plug-in. Além disso, estes resultados mostraram também que, o carregamento por path indutivo permite reduzir significativamente o tempo de carregamento das baterias.

Pourazam, Cassandras e Malikopoulos (2014) abordam o problema de roteamento de VEs considerando diversos estudos de caso. No primeiro caso, apresentam um modelo de PNLIM para o determinar a rota ótima de um único VE, levando em conta, nós de carregamento, com tarifação homogênea e heterogênea. Já no segundo caso é desenvolvido um modelo de programação dinâmica, considerando multi-veículos com agrupamento em subfluxos de trafego. Os resultados mostraram que com a aplicação da programação dinâmica a resolução torna-se lenta devido ao aumento do número de subfluxos, usando assim técnicas alternativas de resolução como algoritmos de apredizado para maior exploração do espaço de soluções. Obtendo assim soluções apróximadas com uma redução do custo computacional.

Lam, Leung, Yiu-Wing e Chu (2014) modelam, através de um grafo, a localização das estações de carregamento em pontos críticos, contidos nos subgrafos. Desenvolvem um modelo de PLIM, a ser resolvido usando o metodo de branch-and-bound, avaliam o desenpenho do modelo considerando diversos cenários ideais e práticos. Conforme os resultados da simulação na aplicação do método demostram a aplicabilidade em diferentes situações, mas, apresentam também as limitações do modelo dependendo do tamanho do problema, natureza do algoritmo, eficiência compuatacional, e requisitos para a qualidade de solução.

Timpner e Wolf (2014) apresentaram uma estratégia para coordenar o atendimento dos VEs nos estacionamentos com pontos de recarga. A estratégia está baseada em janelas de tempo disponíveis para recarga dos VEs dentro dos estacionamentos. A análise é feita para diversos cenários consirerando uma programação estática e outra dinâmica. Na estática é feito um agendamento prévio para o carregamento do VE, e utiliza informação como o estado de carga, e uma previsão do tempo de demora por atendimento para calcular a energia a ser disponibilizada na recarga da bateria. Já a programação dinâmica inclui o deslocamento do VE a outro ponto de carregamento, para seu atendimento dentro da estação, depedendo do requerimento e a prioridade do VE, sendo isto traduzido em custos. Os possíveis pontos de carregamento indisponíveis na estação, são modelados como uma distribuição exponencial.

Os resultados demostraram a importância dos estacionamentos autonomos com capacidade de recarga automática resultado assim conveniente para os mostoristas.

Alesiani e Maslekar (2014) propuseram um algoritmo evolutivo que calcula as rotas ótimas para os deslocamentos dos VEs (origem-destino). O algoritmo visa minimizar os custos relacionados com: o tempo de viagem e recarga, e os custos por consumo de energia ao longo do percurso. A população do algoritmo é representada como uma matriz, em que as linhas representam as possíveis rotas, e as colunas os possíveis pontos de carregamento a ser visitados. Os resultados permitem encontrar uma solução ótima viável, e mostraram a distribuição dos VEs, nas estações de carregamento, presentes nas possíveis rotas, de tal forma a evitar la simultaneidade no atendimento e a aglomeração nas rotas urbanas.

Zou, Liu e Chen (2015) abordam o problema da cooperação entre as estações de carregamento, e os sistemas fovoltaicos, a fim de maximizar os seus lucros durante a operação. Os autores desenvolvem um modelo para a demanda de energia durante o carregamento dos VEs, considerando o tempo de inicio do carregamento, estado de energia das baterias, e a energia fornecida pelos sistemas fotovoltaicos, em uma SG. Assim, a potência de carregamento dependerá da relação entre a demanda para o carregamento, e a potência fotovoltaica produzida. Os testes de simulação mostraram que o gerenciamento da energia pode aumentar o lucro de ambas as partes (estações de carregamento e sistemas fotovoltaicos) em modo cooperação comparado ao modo independente.

Tan e Wang (2015) desenvolveram um framework para navegação e carregamento do VE. O framework considera os impactos tanto no sistema de energia quanto no sistema de transporte. O ambiente de navegação está representado por uma rede de transporte de Milwaukee, Wisconsin. Além disso, a abordagem considera um fluxo de trafego de 50 000 veículos com 5% de VEs. Um jogo hierarquico é formulado no framework para o deslocamento dos VEs até as estações de carregamento. Os resultados da simulação mostraram a melhoria da fiabilidade da rede elétrica de distribuição, assim como, os lucros econômicos das estações de carregamento.

Yudovina e Michailidis (2015) desenvolvem um algoritmo Greedy primal-dual, para programação do atendimento dos VEs, em uma rede de estações de carregamento. O algoritmo visa otimizar os atendimentos, diminuindo a possibilidade de formação de filas. Além disso, o algoritmo, leva em conta a taxa de atendimento dos VEs por cada estação, a taxa de trafego dos VEs e assume que os VEs estão próximos das estações (caracterizados por uma raio de distancia). Esta programação dos atendimento resulta importante, principalmente para os VEs com tempos de carregamento razoávelmente longos. Os resultados obtidos

mostraram a eficiência do algoritmo em cenários de pequeno porte, mas não foi considerada a limitação da capacidade de atendimento das estações de carregamento.

Khorramdel, Khorramdel, Aghaei, Heidari e Agelidis (2015) abordam o problema da programação das fontes de energia em uma micro rede para o atendimento dos VEs plugáveis a ser carregadados através da rede elétrica. O modelo visa maximizar a margem do perfil de tensão e minimiza das perdas totais, custos de energia e as emissões totais de poluentes. Além disso, o número de VEs a ser carregados nos pontos de abastecimento são modelados como uma demanda estocástica ao longo do dia. A valiação do modelo mostra o efeito das diferentes frotas de VEs, assim como os efeitos no perfil de tensão da rede elétrica de distribuição.

Sachan e Kishor (2016) propuseram uma metodologia para localização ótima do carregamento dos VEs e uma estratégia para o carregamento em um sistema de distribuição IEEE de 34 nós. Visando encontrar a localização ótima (em nós da rede elétrica) é considerada uma demanda variável ao longo do dia (24 horas) em cada nó do SDEE. Além disso, a rede elétrica de distribuição é resolvida mediante um fluxo de carga Newton-Raphson, e o carregamento dos VEs nos nós selecionados são feitos baseados em dados de tarifas em tempo real. O resultados obtidos mostram a distribuição e o carregamento ótimo dos VEs nos nós da rede elétrica, levando em conta, os limites de tensão e frequência na operação da rede elétrica. Além disso, a metodologia demonstrou a minimização dos picos de energia por consumo dos VEs permintindo uma poupança para os seus donos.

Leou (2016) desenvolveu um modelo que visa minimizar os custos de operação dos V2G através do controle da carga/descarga da bateria, levando em conta as tarifás horárias em tempo real e os limites de segurança em uma rede elétrica de Taiwan. Os resultados mostraram a importância do controle da carga nas baterias dos V2G durante a operação da rede elétrica permitindo economizar uma grande quantidade de energia.

Tang, Zhong e Bollen (2016) propõem uma nova modelagem dos VEs, assim como, uma estratégia de controle para o carregamento ótimo destes. A estratégia visa minimizar o custo total de carregamento dos VEs. Além disso, a nova modelagem, permite reduzir o tempo computacional significativamente, mesmo com o aumento do número de VEs a ser carregados. Os resultados mostram que a adoção da estratégia proposta minimiza os custos de carregamento dos VEs, assim como, também reduz-se os picos de consumo de energia devido ao carregamento simultaneo ou aglomerado dos VEs.

Falahati, Taher e Shahidehpour (2016) propõem uma metodologia baseada em um controlador fuzzy otimizado usado para o controle da frequência de uma rede elétrica. Através

da metodologia proposta a carga ou descarga da bateria é realizada em relação à frequência da rede elétrica e o estado de carga da bateria (SOC). Para testar a metodologia foi utilizada uma rede elétrica IEEE de 39 nós com geração renovável. As simulações foram realizadas no ambiente MATLAB/SIMULINK e seus resultados ilustram o bom desempenho da metodologia proposta no controle da frequência do sistema e no carregamento da bateria dos VEs.

Rottondi, Neglia e Verticale (2016) modelam o problema da programação ótima da recarga dos VEs através de um grafo bipartido, considerando um gerenciador das frotas dos veículos, e tendo informação das necessidades de viagem dos clientes, no início do horizonte de planejamento. Demonstram que o problema abordado apresenta complexidade polinomial com limites superior e inferior. Além disso, propõem uma heurística on-line para o atendimento dos VEs, baseado nos dados históricos da viagem. Os resultados mostraram uma redução significativa nos custos de carregamento dos VEs.

2.2 DESENVOLVIMENTO E IMPLEMENTAÇÃO DE PROGRAMAS DE GERENCIAMENTO PELO LADO DA DEMANDA.

Nesta subseção a revisão dos trabalhos está relacionada ao segundo e terceiro problema. Esta literatura apresenta os trabalhos em que foram desenvolvidos e implementados programas de GLD tendo como alvo: a redução de pico, melhoramento do fator de carga, deslocamento de carga, etc., e são mencionados a seguir.

Ifland, Exner e Westermann (2011) apresentam um estudo de campo na cidade de Gennan na Alemanhã. O estudo está baseado em duas etapas: a primeira apresenta um método de controle da demanda para o carregamento das baterias dos VEs. E na segunda é feito um controle indireto na rede de distribuição baseado em uma tarifa flexível diferenciada para três horários ao longo do dia, como são: tarifa alta de 09:00-15:00 horas, tarifa média de 07:00-09:00 horas ou 15:00-21:00 horas, e tarifa baixa de 21:00-09:00 horas. O resultado deste estudo mostrou uma redução significativa do número de participantes nos horarios de tarifa alta, permitindo a mudança nos hábitos de consumo, e desenhando um perfil de demanda com redução nas horas de ponta.

Logenthiran, Srinivasan e Shun (2012) desenvolveram um algoritmo evolutivo para o deslocamento de carga em uma SG, levando em conta, um grande número de usos-finais residenciais, comerciais, e industriais, e uma tarifa horária como parte do controle indireto da demanda. O algoritmo proposto está baseado na implementação de uma heurística adatativa, desenvolvida para resolver problemas de minimização. As simulações foram realizadas em

uma rede elétrica de distribuição com diferentes consumidores. Os resultados mostraram que a estratégia de gerenciamento atinge economias substanciais com a consequente redução da demanda dentro do horário de ponta.

Bajada, Fox e Long (2013) propõem uma nova modelagem para o uso de aparelhos domésticos, baseada em cadeias de Markov não homogênea. Esta modelagem, leva em conta, unicamente o valor da potência média de 21 aparelhos domésticos, funcionando ao longo do dia (24 horas). O perfil de demanda obtido é comparado com dados obtidos na pesquisa de eletricidade doméstica em Reino Unido. Os resultados mostraram a disposição de horários de demanda para o controle do carregamento das baterias dos VEs através de programas de GLD.

Kinhekar, Padhy e Gupta (2013) apresentam um algoritmo evolutivo para programação da utilização dos aparelhos residenciais controláveis durante o dia. Além disso, consideram um perfil de demanda como dado de entrada, logo os deslocamentos dos aparelhos são direcionados através de uma tarifa horária obtendo um perfil de demanda final com a redução dos custos operacionais do SDEE. O algoritmo genético foi implementado usando a TOOLBOX de MATLAB. Os resultados demonstraram a importância do GLD para os consumidores residenciais e para as concessionárias de distribuição de energia elétrica durante os horários de ponta.

Groiss, Maier e Gawlik (2013) abordam o problema do equilibrio entre a geração intermitente e a carga local. Propõem um modelo para o deslocamento da carga doméstica, visando minimizar os problemas gerados pela alta densidade de geração fotovoltaica. Considera-se um conjunto de aparelhos domésticos, assim como, uma rede de distribuição de energia. Além disso, são ,levados em conta, os limites de deslocamento (margem dos períodos) de cada aparelho utilizado. Os resultados mostraram a flexibilidade nos horários para o uso dos aparelhos, assim como, o melhor aproveitamento da energia fotovoltaica gerada.

Liang, He, Cao e Shen (2013) desenvolvem um modelo de programação dinâmica para o controle ótimo pelo lado da demanda em uma SG. O modelo considera as tarifas variáveis no tempo, usuários equipados com aparelhos inteligentes e um controlador central, que realiza a programação das demandas. O modelo é resolvido considerando uma heurística que trabalha na descentralização da demanda, assim como, uma técnica Q-Learning usada para encontrar a política ótima de controle. Além disso, o modelo lida com as demandas estocásticas e programa as demandas, segundo os dados dos limites de retardo (estabelecidos pelos usuários), permitidos na utilização dos aparelhos. Na avaliação do modelo tanto a heurística

como a técnica de Q-Learning conseguiram resultados satisfatórios no controle da demanda, mas no processo de avaliação ambas aplicações mostraram suas vantagens e desvantagens sob diversos cenários.

Malik e Havel (2014) propõem um sistema para o GLD a ser projetado em áreas com alta penetração de fontes renováveis. O sistema está baseado em um controle direto dos aquecedores elétricos visando minimizar os picos de energia devido às importações e exportações de energia da área a ser controlada. O controle dos aquecedores é feito em duas etapas: a primeira calcula a distribuição de aquecedores no sistema em um horizonte de tempo; a segunda realiza uma correção sobre a distribuição dos aquecedores elétricos em tempo real baseado na importação ou exportação da energia. As simulações do sistema proposto indicam que o sistema é capaz de reduzir significativamente os picos de importações e exportações, bem como as transferencias e perdas de energia.

Rocha e Pacheco (2014) propõem uma metodologia para o desenvolvimento de projetos em eficiência energética no Brasil. Esta metodologia, leva em conta as incertezas técnicas e econômicas na susbtituição dos velhos aparelhos de ar condicionado por outros mais eficientes como o HVAC (aquecimento, ventilação e ar condicionado) na localidade de Rio de Janeiro em uma rede de 13,8 kV. A metodologia de solução apresenta duas etapas: 1) Modelagem das incertezas econômica e técnica mediante a simulação Monte carlo, através de uma distribuição de probabilidade do valor presente neto e 2) A otimização do diagnóstico energético mediante um algoritmo genético, visando otimizar o projeto. Também, uma metaheuristica é desenvolvida para a substituição dos aparelhos classificados segundo o tipo de utilização. Além disso, uma tarifa horária, assim como o cálculo do fator de demanda, potência ativa instalada, e fator de coincidencia de pico, são considerados na avaliação da metodologia. Os resultados demonstraram que através da aplicação desta metodologia pode-se construir subprojetos mantendo ou mesmo aumentando o valor do custo-benefício de um projeto de eficiência energética.

Brusco, Burgio, Menniti, Pinnarelli e Sorrentino (2014) abordam o gerenciamento da energia para uma coalizão de prosumidores (consumidores e produtores, simultaneamente). Este gerenciamento de energia é controlado através de um coordenador que visa maximizar os lucros da coalizão. Os fluxos de energia nesta rede de prosumidores em coalizão são controlados mediante um programa de resposta da demanda pelo coordenador. A aplicação deste controle é feita em uma área residencial da Italia e os resultados numéricos mostraram a eficácia do sistema de gerenciamento, permitindo assim o aumento dos beneficios econômicos da coalizão.

Douglass, Valle, Ostergaard e Tudora (2014) apresentam o disenho de um controlador de aparelhos domésticos, baseado no desvio da tensão normalizada. O controlador visa contabilizar a sensibilidade das medições de tensão na operação.

Nos SDEE em baixa tensão o aumento de carga impacta no perfil de tensão, assim, este controlador regula a tensão, e aumenta o fator de carga. A avaliação deste controlador, leva em conta as redes elétricas em baixa e média tensão com cargas puramente residenciais e aquecedores de água altamente sensíveis à variação da tensão. Os resultados mostraram a eficácia do controlador unicamente na rede em baixa tensão, reduzindo as flutuações de tensão ocorridas em escalas de tempo muito curtas (minutos), permitindo assim o aumento do fator de carga, e respeitando os limites de temperatura dos aquecedores conectados à rede elétrica.

Kinhekar, Padhy e Gupta (2014) apresentam um algoritmo genético multiobjetivo que visa otimizar os beneficios econômicos, tanto para as concessionárias como para os clientes, através da implementação de um programa de GLD em um SDEE da India. As simulações foram realizadas em um rede elétrica de distribuição com presença de consumidores unicamente comerciais e industriais. Os resultados mostraram que a estratégia implementada de GLD atinge econômias favoráveis tanto para as concesionárias de energia, quanto para os consumidores, simultaneamente, enquanto o pico de consumo do sistema é reduzido.

Surai e Surapatana (2014) propõem uma técnica para o analise da variabilidade da demanda, baseado na curva de duração de carga, durante um período de tempo. Esta técnica considera dados como: histórico anual do perfil de demanda dos usuários, assim como, a frequência de consumo da eletricidade no mesmo período. Contudo, na aplicação da técnica os usuários devem identificar o aparelho elétrico que causa um alto consumo nas suas contas, assim esta técnica permite controlar ou reduzir o pico de consumo gerado através do GLD, com uma consequente melhoria do fator de carga, tal e como mostraram as simulações.

Baldauf (2015) apresenta um programa para o GLD residencial, com um gerador fotovoltaico instalado no telhado. O programa, visa reduzir os custos do cliente, assim como, as perdas de energia na rede elétrica. Dados históricos dos hábitos de consumo (potência média, tempo de uso, e controlabilidade dos aparelhos domésticos) do cliente e previsões de geração fotovoltaica são levados em consideração. Os resultados mostraram que o sistema estabelece o equilibrio entre a geração e a demanda de energia na residência, minimizando os custos na fatura de energia do cliente residencial.

Fan, Liu e Zhang (2015) propõem um modelo de otimização multiobjetivo que considera tarifas em tempo real e carga controlável. Além disso, um algoritmo evolutivo é

utilizado para otimizar a operação dos aparelhos domésticos como: o ar condicionado, aquecedor elétrico, dentre outros, assim como, a otimização do controle de recursos em uma microgrid. O modelo proposto visa minimizar os custos por consumo de energia e equilibrar as temperaturas de aquecimento com o valor limite definido pelo usuário através de preços da energia em tempo real. Os resultados mostraram que o método proposto auxilia aos usuários a atingir um menor gasto por consumo de energia e uma maior eficiência no uso das fontes renováveis.

Erdinc, Paterakis, Catalão, Pappi e Bakirtzis (2015) estudam o impacto da aplicação da resposta da demanda (DR) no dimensionamento de sistemas de geração distribuida e armazenamento de energia no SDEE. Assim, propõem um modelo de programação linear interia (PLI) para o gerenciamento de energia residencial e o dimensionamento de baterias. Além disso, o modelo PLI, levam em conta os aspectos técnicos e econômicos de dimensionar os sistemas de armazenamento. A avaliação demonstrou o impacto da variação tarifária no dimensionamento dos sistemas de geração e armazenagem, assim como no gerenciamento ótimo das cargas no SDEE.

Graditi, Di Silvestre, Gallea e Sanseverino (2015) abordaram o problema do despacho ótimo de potência ao longo das 24 horas, em um SDEE com presença de geração distribuida, e cargas deslocadas mediante o controle direto da demanda. Assim, um novo modelo de programação multiobjetivo é proposto para o deslocamento da demanda. O modelo foi resolvido mediante uma metaheurística inspirada no algoritmo PSO e os resultados mostraram a otimização dos custos de potência despachada, assim como o impacto dos deslocamentos da demanda na operação de uma rede elétrica em baixa tensão.

Lampropoulos, Garoufalis, Van Den Bosch e Kling (2015) definem um esquema de controle preditivo que visa a otimização econômica de um sistema de energia em baixa tensão, integrado com sistemas de geração fotovoltaica, e baterias de armazenamento. A análise do esquema é feita considerando cenários de controle para: o dia seguinte, intra-hora, e tempo real, dentro de uma rede elétrica com cargas residenciais, geração local, assim como, outras restrições técnicas a considerar. As simulações mostraram as potenciais receitas obtidas pelas concessionárias, levando em conta cenários de viabilidade econômica na utilização de dispositivos de armazenamento.

Nguyen, Song e Han (2015) aplicam a teoria dos jogos para formular o consumo e armazenagem de energia de um grupo de usuários com o intuito de otimizar a distribuição da carga na rede elétrica. Neste sistema de energia os jogadores são os usuários e suas estratégias são os esquemas de consumo de energia dos aparelhos e baterias de armazenamento. Com

base nos esquemas, os usuários pretendem reduzir seus custos por consumo de energia mediante a programação conjunta dos seus aparelhos, assim como, controlar o processo de carga e descarga dos seus dispositivos de armazenamento. Além disso, a distribuição da energia é coordenada por um controlador central. Os testes e simulações mostraram que os jogos fornecem esquemas de otimização tanto para o provedor de energia, como para os usuários.

Saikia, Manas e Baruah (2015) abordam o problema da redução de perdas na rede elétrica, através da melhoria do fator de carga, usando o GLD. A análise foi feita na rede elétrica de distribuição da Universidade de Tezpur na India, usada como sistema teste. O programa de GLD a ser implementado visa a adequada substituição de um número determinado de cargas e a programação horária da operação das cargas totais a fim de obter melhorias no fator de carga do sistema teste. Os resultados mostraram que o efeito da substituição de cargas (principalmente a iluminação e os ventiladores de gran potência) beneficiaram na redução das perdas e em um aumento do fator de carga de 0,80 para 0,88 como máximo valor.

Wang, O'neill e Kamath (2015) implementaram um algoritmo para otimização das fontes distribuidas durante a sua operação. O algoritmo opera cada fonte distribuida de forma autônoma no SDEE. Um local comercial com geração fotovoltaica, gerenciamento da carga, estações de carregamento de VEs, assim como, um sistema de armazenamento de energia é utilizado como sistema teste. Assim, este local atua como um tipo de micro rede, podendo participar do mercado da geração distribuida. Os resultados mostraram a capacidade do algoritmo de otimização para responder dinâmicamente em tempo real e sob condições extremas considerando as restrições operacionais das fontes de geração distribuída.

Kinhekar, Padhy, Li e Gupta (2016) abordam as vantagens da implementação de programas de resposta à demanda industrial em uma SG por parte das empresas de energia, em cooperação com as micro redes de energia em DC. É implementada uma técnica de GLD para cargas industriais em AC visando o deslocamento destas cargas com base em tarifas horárias. As simulações foram realizadas em um sistema de distribuição considerando grandes cargas industriais com presença de geração distribuida e fontes de armazenamento. O sistema foi avaliado para diversos cenários com um número determinado de configurações de micro rede DC, assim como, com e sem baterias de armazenamento. Os resultados mostraram uma significativa redução nos custos por consumo resultado da estratégia de GLD.

O'malley, Ampatzis, Ali e Nguyen (2016) analisam o impacto dos sistemas de armazenamento domésticos na procura de benefícios como o auto-consumo dos clientes e

benefícios para os operadores da rede elétrica, sob a forma de regulação da tensão. Devido a que todos os dispositivos de armazenamento estão espalhados na rede elétrica, sua capacidade de comunicação resulta um fator determinante nos benefícios obtidos para toda a rede. Na avaliação do sistema foram testadas duas estratégias de controle, a primeira pressupõe que os controladores de armazenamento estão distribuidos na rede e operam independentemente para melhorar o auto-consumo e o perfil de tensão nas residencias, já a segunda estratégia pressupõe que os dispositivos são controlados centralmente otimizando o auto-consumo e a tensão de operação do sistemas.

Stille, Bocker, Frohleke, Bettentrup e Kaiser (2016) abordam o cálculo de uma tarifa ótima de eletricidade a ser usada no gerenciamento de energia dos aparelhos domésticos. Além disso, no sistema de energia considera-se a presença dos geradores fotovoltaicos instalados no telhado das residencias. Assim, a pesquisa propõe uma estratégia de otimização baseada em tarifas variáveis que auxilia na sincronização da geração de energia por fontes fotovoltaicas e o deslocamento das carga em uma SG. No cálculo desta tarifa a demanda total das cargas resulta a variável de otimização para o deslocamento da carga e o gerenciamento da energia das fontes fotovoltaicas ao longo do dia.

Wang, Lin e Pedram (2016) desenvolvem um algoritmo de controle para a integração dos sistemas de geração fotovoltaicos e o armazenamento de energia nas unidades residenciais em uma SG. Este algoritmo, visa reduzir o pico de demanda através da minimização do custo total do consumo de energia elétrica. O controle, leva em conta, características como o preço da eletricidade durante o dia e a capacidade de armazenamento das baterias (dos tipos Ion-litio e Chumbo-ácido). Dentre as principais funções deste controle estão: 1) a utilização das fontes fotovoltaicas e os valores de previsão de consumo de energia das cargas residenciais e 2) considerar as perdas nos diversos componentes do sistema durante a conversão da energia. Os resultados mostraram uma econômia significativa consequência do ótimo desempenho tanto da geração como do armazenamento durante períodos de pico de demanda.

Xiao, Zhang, Bai e Liang (2016) propõem um modelo de otimização bi-nível para determinar o dimensionamento e alocação ótima de um sistema de armazenamento de energia, na rede elétrica de distribuição. O primeiro nível determina o local ótimo e a capacidade dos dispositivos de armazenamento de energia e visa minimizar o valor presente líquido da rede elétrica para um horizonte de tempo. Em seguida, o segundo nível otimiza o fluxo de potência e a operação das baterias de armazenamento, assim como, as perdas comerciais na rede elétrica. Na avaliação utilizou-se uma rede elétrica IEEE de 33 nós, em que o modelo

demonstrou ser eficaz em comparação com um método existente que não considera as capacidades dos dispositivos de armazenamento.

Yao, Samadi, Wong e Schober (2016) estudam o problema do fluxo de energia inverso para a subestação. Este fluxo é produzido quando a geração de energia fotovoltaica é maior do que o consumo residencial. Assim, desenvolvem um algoritmo para o GLD que visa mitigar o problema do aumento da tensão devido ao problema do fluxo inverso. A função objetivo compreende um custo monetário para o consumo de energia, a receita proveniente da exportação da energia e um custo externo para o aumento da tensão. Os resultados numéricos mostraram que o algoritmo mitiga o problema do aumento de tensão em áreas com alta penetração de unidades fotovoltaicas, assim como, a redução de pico de demanda nas unidades consumidoras.

2.3 COMENTÁRIOS DA REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.

Nos trabalhos relacionados com a programação do carregamento dos veículos elétricos encontramos uma significativa quantidade de trabalhos que abordam os problemas de dimensionamento e alocação das estações de carregamento. Estas estações são alocadas em pontos definidos nas vias principais em um mapa de trafego. Além disso, o dimensionamento das estações de carregamento é feito considerando o volume do fluxo de trafego presente nessas vias. Assim, a análise deste tipo de problemas é feita durante um horizonte de tempo. Em muitos dos casos, o objetivo dos trabalhos está focado no impacto que esta demanda de energia (carregamento das baterias) produz na operação da rede elétrica. Adicionalmente, estes trabalhos consideram um rota específica para todo um fluxo de veículos por cada via. E destes veículos uma pequena percentagem é considerada como VEs. Assim mesmo, há poucos trabalhos relacionados com a navegação dos VEs ao longo das vias. Estes trabalhos modelam as vias urbanas como um grafo simples, em que todas as arestas (vias urbanas) possuem o mesmo comprimento. Além disso, os VEs não possuem uma atividade específica a ser executada em pontos determinados dentro do mapa de cidade e também não consideram a navegação do VE com retorno ao ponto de partida. Na realiadade os mapas de cidade apresentam vias urbanas de diferente comprimento, assim como, diferente sentido (mão única e mão dupla), que são de vital importância a ser considerados na modelagem. Da mesma maneira, os VEs apresentam um local de partida e um local de chegada, e dependendo da atividade específica a ser executada pelo VE as vias a ser atravessadas mudarão durante a navegação. Outro aspecto importante a ressaltar nos trabalhos desenvolvidos resulta na utilização de heurísticas, meta heurísticas, algoritmos relaxados, e de aproximações

simplistas, adotadas como técnicas de resolução. Portanto, nessas abordagens não são levadas em conta as necessidades individuais de carregamento das baterias de cada VE, assim como, os tempos de navegação ao longo de rotas diferenciadas, dependendo da atividade de cada unidade veicular. Adicionalmente, devido à natureza não linear das abordagens as técnicas de resolução utilizadas não garantem um solução ótima global de cada modelo desenvolvido.

Existem diversos trabalhos relacionados com o desenvolvimento e implementação de programas de gerenciamento pelo lado da demanda. Assim, um fator comum entre todos os trabalhos com GLD está na utilização de tarifas diferenciadas em horários ao longo do dia. Esta diferenciação dos custos por consumo de energia em cada período permite direcionar a mudança (deslocamento dos horários de uso) dos hábitos de utilização dos usos-finais, controlar o estado de armazenamento de energia das baterias, o despacho de geração fotovoltáica e eólica, e operar o sistema de forma a reduzir as perdas comerciais.

Além disso, no lado da demanda poucos são os trabalhos que consideram especificamente um número de usos-finais presentes nas instalações das unidades consumidoras. Dentre estes trabalhos a maioria considera como dado principal o valor da potência média de utilização e o número de vezes em que o usos-final é utilizado durante o dia. Mas, não consideram que os usos-finas com maior potência (usos-finais comerciais e industriais) podem ser utilizados por períodos longos de mais de duas horas de operação.

Em outros trabalhos a demanda a ser deslocada é representada como curvas de carga ao longo do dia, este tipo representação não permite analisar o verdadeiro hábito de utilização de cada uso-final a ser conectado na rede elétrica. Além disso, os trabalhos que consideram algoritmos para representar as incertezas dos hábitos de consumo dos usuários são muito escassos na literatura. Outro fato importante a ressaltar dos trabalhos revisados está em que os métodos de resolução a ser utilizados são aproximados (uso de heurísticas, metaheurísticas, etc.), assim como, outras estratégias baseadas em teoria dos jogos, algoritmos Q-learning, lógica difusa, etc., sendo bem escassos os trabalhos que utilizam técnicas clássicas de otimização. Os metodos de solução aproximados, aplicados a problemas de otimização de natureza não linear não garantem a solução ótima global.

Assim, fica evidente que os problemas relacionados com o gerenciamento da energia nos SDEEs apresentam uma maior complexidade que está em aumento devido ao rigoroso análise que exije esta área de pesquisa.

Na atualidade, os solvers comerciais estão se tornando cada vez mais sofisticados, assim como, os sistemas computacionais (KARAKALIDIS; SIFALERAS, 2016). Além disso, o desenvolvimento de modelos de programação matemática e sua resolução por métodos

clássicos que garantam o ótimo global resulta de vital importancia, principalmente para a avaliação dos resultados obtidos por diversas técnicas aproximadas que estão em constante desenvolvimento (MEINDL; TEMPL, 2012).

Portanto, esta tese aborda uma série de problemas relacionados com o gerenciamento de energia propondo um algoritmo de modelagem das incertezas e modelos de programação matemática cuja formulação proposta considera os três tipos de problemas mais representativos a ser resolvidos por técnicas clássicas de otimização. Cabe destacar que, estas formulações representam o ponto de partida de uma visão mais ampla dentro do contexto das redes elétricas inteligentes também conhecidas como SGs'.

3 PROGRAMAÇÃO ÓTIMA DAS ENTREGAS E CARREGAMENTO DOS VEBS DURANTE A NAVEGAÇÃO EM UM MAPA DE CIDADE.

O presente capítulo aborda o problema da programação ótima das entregas e carregamento dos VEBs durante a navegação em um mapa de cidade a ser formulado como um modelo PLIM. O modelo proposto considera uma infraestrutura de abastecimento (estações de carregamento), assim como um mapa de cidade modelado como um grafo multidirecional, em que as arestas representam as vias urbanas e os nós as interseções destas vias. Também, considerou-se dois tipos de vias urbanas: as principais que representam às avenidas (dupla mão), e as secundárias representando as ruas e passeios (mão única). Além disso, os pontos de carregamento dos VEBs estão alocados ao longo das vias urbanas (com maior número de pontos alocados nas vias principais) e são diferenciados pelas taxas de carregamento rápido e ultrarrápido. Cada VEB pertencente à frota possui um número pré-especificado de entregas (quer dizer, as entregas são previamente agendadas e um operador atribuí as entregas a cada VEB) a ser feitas dentro de um horário de trabalho no dia.

Na análise da estratégia do carregamento ótimo da frota dos VEBs durante a operação considerou-se que as entregas são feitas de forma consecutiva e com o posterior retorno ao armazém (ponto de reunião da frota de VEBs). Nesta análise foram avaliados dois casos. O primeiro caso visa minimizar os custos de manutenção da frota dos VEBs e no segundo caso minimiza-se os custos de manutenção e os custos relacionados com as horas extra feitas pela frota. O problema da programação ótima das entregas e carregamento dos VEBs durante a navegação em um mapa de cidade é de natureza não linear inteiro misto e foi modelado como um problema PLIM equivalente. As variáveis inteiras representam o número de pontos de carregamento a serem visitados durante a navegação de cada VEB no mapa de cidade. As variáveis binárias representam as vias urbanas a ser atravessadas (a variável binária assume o valor unitário por cada via urbana atravessada, caso contrário, assume zero) durante a navegação. As variáveis de natureza contínua representam o estado de energia da bateria, tempo unitário de recarga e energia total disponível na bateria do BEV em cada interseção das vias urbanas, já as outras variáveis formam parte das restrições lineares equivalentes a ser apresentadas.

3.1 INTRODUÇÃO.

O desenvolvimento de novas tecnologias menos poluentes é o alvo dos diversos setores da indústria (YU; TANG; LI; SUN; WANG, 2016). Dentre estes, o setor de transporte tem buscado o desenvolvimento de produtos que atinjam as metas de diminuição de emissões de poluentes e da dependência quase total de derivados do petróleo como fonte energética (JIN; TANG; GHOSH, 2013). Sendo que, mais do noventa por cento do consumo energético no setor de transportes se dá na forma de derivados do petróleo (BRENNA; FOIADELLI; ZANINELLI, 2012). Neste contexto os VEs apresentam-se como médios de transporte alternativos menos poluentes e mais eficientes. Estas alternativas de transporte agrupam-se em veículos: puramente elétricos a bateria (VEB) e os híbridos elétricos plugáveis (VHEP). Tanto os VEBs e VHEPs podem extrair e armazenar energia eletroquimicamente, a partir da rede de energia elétrica fornecendo propulsão para o VE (RAHMAN; QI DUAN; AL-SHAER, 2013).

O ingresso destas novas tecnologias de transporte representa uma grande oportunidade de sinergia entre o setor elétrico e o de transportes (LIN, 2014). Para tal, é necessário o desenvolvimento de esquemas inteligentes visando uma navegação flexível, assim como, uma estratégia eficiente para o carregamento das frotas de VEs, levando em conta, restrições de tempo, requerimentos e capacidades, etc. (LONG JIA; ZECHUN HU; WENJU LIANG; WENZOU LANG; YONGHUA SONG, 2014).

O presente trabalho propõe um modelo de PLIM para o problema da programação ótima das entregas e carregamento dos VEBs durante a navegação em um mapa de cidade, considerando as incertezas nos tempos de demora na operação dos VEBs. As principais influencias que geram os tempos de demora e que considera o modelo proposto são: a presença dos sinais de transito, escolas, e obras públicas. A ocorrência de cada uma destas influências em cada via urbana é um fenômeno estocástico e são modeladas através de uma probabilidade de ocorrência em cada via urbana em um mapa de cidade.

O modelo proposto de PLIM é avaliado considerando dois casos: o primeiro minimiza os custos de manutenção da frota dos VEBs e o segundo minimiza os custos de manutenção e das horas extra feitas por cada VEB durante uma jornada de trabalho. Vale salientar que as tarifas por recarga de energia em cada ponto de carregamento são homogêneas. O número de entregas consecutivas pré-especificadas é igual para cada VEB pertencente à frota, a velocidade média e taxas de carregamento diferenciadas (rápida e ultra rápida), assim como, as restrições de capacidade de armazenamento da bateria, e o tempo de operação da frota de

VEBs, também são considerados. O mapa de cidade que contem 71 interseções e 131 vias urbanas é representado como um grafo multidirecional.

A eficiência do modelo proposto foi testada para ambos os casos e uma solução ótima global foi encontrada para cada um. O modelo proposto foi implementado na linguagem matemática AMPL (FOURER; GAY; KERNIGHAN, 2003) e resolvido mediante o solver comercial CPLEX (CPLEX Optimization - ILOG, 2008).

3.2 MODELAGEM MATEMÁTICA.

A modelagem para o problema da programação ótima das entregas e carregamentos dos VEBs durante a navegação em um mapa de cidade considera aspectos como: uma infraestrutura de abastecimento (estações ou pontos de carregamento) para as baterias dos VEBs, e a influência das incertezas ao longo das vias urbanas durante navegação da frota em um mapa de cidade com um número de entregas pre-especificadas (WANG; GUNASEKARAN, 2016). A modelagem da infraestrutura de abastecimento, considera os pontos de carregamento com taxas diferenciadas segundo o tipo de via urbana (principal ou secundária) em que encontram-se localizados. Estas taxas de carregamento permitem o fornecimento necessário de energia na bateria do VEB o que garante a autonomia durante a jornada de trabalho e horas extra.

Uma seguinte modelagem está relacionada com a probabilidade de ocorrência das incertezas durante a navegação da frota de VEBs. Vale mencionar que estas incertezas geram um tempo de retardo na operação de cada VEB devido às influências por sinais de transito (PTS), presença de escolas (PS), e obras públicas (PPW) ao longo do percurso. Assim, este tempo de retardo gera um incremento nos gastos da empresa ou do dono da frota de VEBs. Portanto, estes aspectos foram levados em conta visando obter uma estratégia ótima para a programação da operação da frota de VEBs.

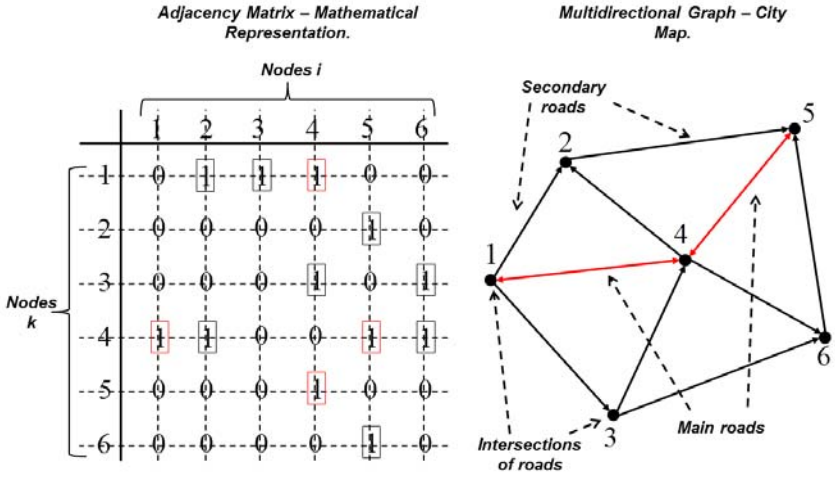
3.2.1 Infraestrutura de abastecimento dos VEBs em um mapa de cidade.

Na modelagem do mapa de cidade considerou-se características como: as vias urbanas e as suas interseções. Estas características são representadas em um grafo multidirecional e com sua respectiva matriz de adjacência (ANDRASFAI, 1991).

A Fig. 1 (lado esquerdo) ilustra uma matriz de adjacência com igual número de linhas e colunas, e um grafo multidirecional (lado direito) representando o sentido das vias urbanas (dupla mão e mão única). Observe que o número de linhas (ou colunas) na matriz de adjacência representam os nós (interseções das vias urbanas) 1, 2, 3, 4, 5, e 6 do grafo

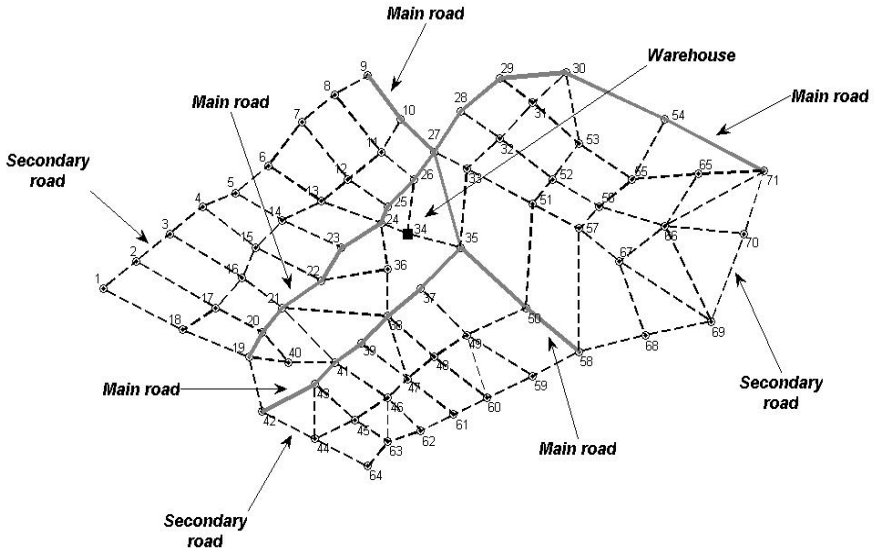
multidirecional. Já os valores unitários dos elementos da matriz representam a conexão entre os nós *k* (de partida) e nós *i* (de chegada) que determinam uma aresta *ki* do grafo. Assim, as setas bidirecionais em vermelho (arestas *14*, *41*, e *45*, *54*) representam as vias principais, enquanto que as setas unidirecionais em preto (arestas *12*, *13*, *25*, *34*, *36*, *42*, *46*, e *65*) representam as vias secundárias.

Figura 1 – Grafo multidirecional e matriz de adjacência.



Fonte: Elaboração do autor.

Figura 2 – Mapa de cidade com 71 interseções e 131 vias urbanas.



Fonte: Elaboração do autor.

Com a Fig. 2 mostra-se um mapa de cidade com 71 interseções e 131 vias urbanas, a ser utilizado como sistema teste no modelo proposto.

Tabela 1 – Pontos de carregamento e comprimento das vias no mapa de cidade da Fig. 2.

Via Urbana ***(k,i)***	d_{ki} (km)	n_{ki}^{P}	**Via Urbana** ***(k,i)***	d_{ki} (km)	n_{ki}^{P}	**Via Urbana** ***(k,i)***	d_{ki} (km)	n_{ki}^{P}
(1,2)	2.50	1	(27,28)	3.75	1	(49,48)	10.0	2
(2,3)	2.50	1	(27,33)	5.00	1	(49,59)	20.0	3
(3,4)	3.75	1	(27,35)	7.50	2	(50,35)	17.5	3
(4,5)	2.50	1	(28,29)	3.75	1	(50,49)	10.0	1
(4,15)	12.5	2	(29,31)	5.00	1	(51,50)	17.5	3
(5,6)	3.00	1	(29,30)	8.75	2	(51,57)	12.5	2
(6,7)	3.75	1	(30,53)	8.75	2	(52,32)	3.75	1
(6,13)	12.5	2	(30,54)	12.5	2	(52,51)	12.5	2
(7,8)	2.50	1	(31,30)	10.5	2	(53,52)	12.5	2
(8,9)	3.00	1	(31,53)	3.75	1	(53,55)	12.5	2
(8,11)	13.75	2	(32,28)	5.50	1	(54,71)	30.0	5
(9,10)	13.75	2	(32,31)	5.00	1	(55,54)	20.0	3
(10,27)	17.50	3	(33,32)	5.00	1	(55,65)	5.00	1
(11,10)	2.50	1	(33,51)	10.5	1	(56,55)	6.25	1
(11,26)	15.00	2	(34,35)	5.00	1	(56,52)	12.5	2
(12,11)	3.00	1	(34,26)	5.00	1	(57,56)	5.00	1
(12,7)	12.50	2	(35,33)	10.0	1	(57,67)	8.75	1
(13,12)	3.75	1	(36,22)	12.5	2	(58,57)	15.0	2
(13,24)	16.25	2	(36,24)	5.00	1	(58,50)	20.0	3
(14,13)	2.50	1	(37,35)	10.0	1	(58,59)	10.0	1
(14,5)	13.75	2	(37,49)	17.5	2	(59,60)	10.0	1
(15,14)	3.75	1	(38,36)	10.0	1	(60,49)	15.0	2
(15,22)	17.50	2	(38,37)	10.0	1	(60,48)	20.0	3
(16,15)	4.25	1	(38,47)	13.8	2	(60,61)	10.0	1
(16,3)	12.50	2	(39,38)	10.0	1	(61,62)	11.3	1
(17,16)	3.75	1	(39,47)	17.5	2	(62,46)	20.0	3
(17,20)	17.50	3	(40,20)	5.00	1	(62,63)	11.3	1
(18,17)	2.50	1	(40,41)	10.0	1	(63,46)	22.5	4
(18,1)	12.50	2	(41,21)	21.3	3	(63,64)	12.5	2
(19,40)	5.00	1	(41,39)	5.00	1	(64,44)	21.3	3
(19,18)	15.00	2	(42,19)	7.50	1	(65,66)	10.0	1
(20,19)	3.75	1	(42,43)	10.0	1	(66,56)	5.00	1
(21,20)	2.50	1	(43,41)	10.0	1	(66,67)	11.3	2
(21,38)	20.00	3	(43,44)	22.5	3	(66,71)	25.0	4
(21,16)	16.25	3	(43,45)	17.5	2	(67,68)	15.0	2
(22,21)	3.75	1	(44,42)	17.5	2	(67,69)	18.0	3
(23,14)	15.00	2	(45,44)	10.0	1	(68,58)	10.0	1
(23,22)	3.75	1	(45,63)	22.5	3	(69,68)	10.0	1
(24,23)	3.75	1	(46,41)	17.5	3	(69,66)	25.0	4
(24,34)	7.50	1	(46,45)	10.0	1	(70,66)	22.5	4
(25,24)	3.75	1	(47,46)	10.0	1	(70,69)	20.0	3
(25,12)	15.00	2	(47,61)	20.0	3	(71,70)	11.3	1
(26,25)	3.75	1	(48,38)	17.5	2	(71,65)	12.5	2
(27,26)	3.75	1	(48,47)	10.0	1	-	-	-

Fonte: Dados da pesquisa do autor.

Observe que as vias urbanas em cinza (linha contínua) são as denominadas como principais (avenidas em dupla mão) e em preto (linha tracejada) as denominadas como secundárias (ruas, passeios, etc. em mão única). Além disso, os pontos de carregamento nas vias principais e secundárias diferenciam-se pela taxa de recarga, p_{ki}^{RU}. Assim, nas vias principais, o carregamento da bateria é feito com taxas ultrarrápidas, enquanto que nas secundárias as taxas são de tipo rápidas.

A Tabela 1 acima, contem as principais características do mapa de cidade mostrado na Fig. 2, tal como o comprimento d_{ki} (km) e o número de pontos de carregamento, n_{ki}^{P}. Observa-se na Tabela 1 que as caixas em cinza representam as vias da mesma cor que na Fig. 2, e são as vias principais caracterizadas com, $t_{ki}^{a} = 1$, e as secundárias com, $t_{ki}^{a} = 0$. Vale destacar na Fig. 2 que, o quadrado em preto (interseção *34*) representa o local de armazém para a frota de VEBs. Além disso, note que o número de pontos para o carregamento da bateria dos VEBs é proporcional ao comprimento, d_{ki}, de cada via urbana *ki*, principalmente nas vias urbanas *ki* pertencentes às vias principais.

3.2.2 Influência das incertezas durante a navegação.

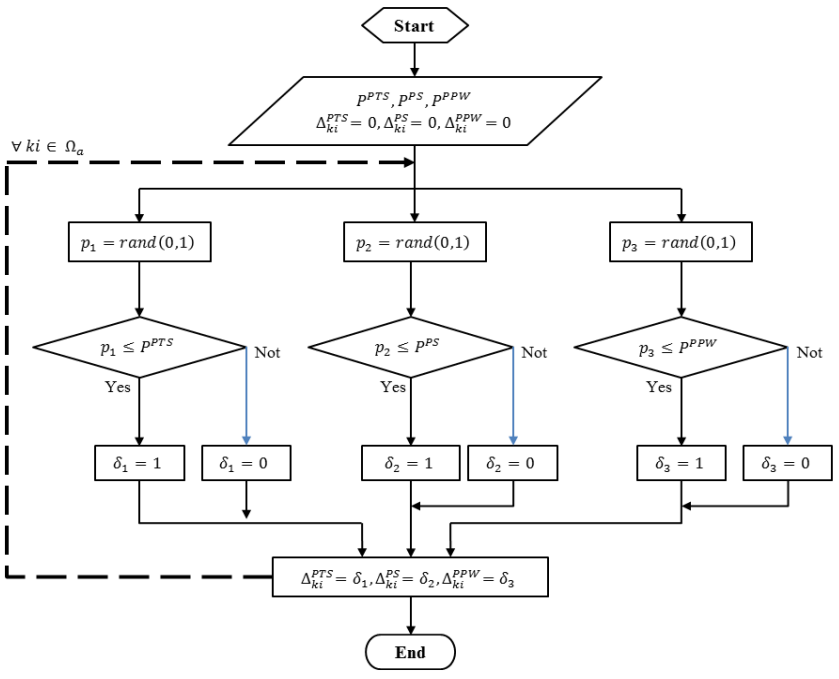
As incertezas durante a navegação de cada VEB são representadas pela probabilidade de ocorrência de fatores como: os sinais de transito (PTS), presença de escolas (PS), e obras públicas (PPW) nas vias urbanas *ki* do mapa de cidade. Como consequência destas influências é gerado um tempo de retardo durante a operação da frota de VEBs. Devido à natureza estocástica destas influências, o uso de números aleatórios resulta relevante na sua modelagem. Os números aleatórios representam a probabilidade de ocorrência de cada influência na via urbana *ki*. Portanto, a modelagem destas influencias resulta de vital importância na avaliação do tempo total de retardo de cada VEB durante sua operação no mapa de cidade.

Visando determinar a probabilidade da ocorrência dos tempos de retardo devido às influências PTS, PS, e PPW em cada via urbana *ki*. Um algoritmo para a modelagem é proposto.

A Fig. 3 mostra o fluxograma do algoritmo de simulação destas incertezas acima mencionadas. Este algoritmo inicia estabelecendo os valores de P^{PTS}, P^{PS}, e P^{PPW}, e os valores de Δ_{ki}^{PTS}, Δ_{ki}^{PS}, Δ_{ki}^{PPW} são inicializados em zero. Vale mencionar que Δ_{ki}^{PTS}, Δ_{ki}^{PS}, Δ_{ki}^{PPW} são o resultado de rodar o algoritmo de simulação, e estes valores determinam a ocorrência de cada influencia PTS, PS, e PPW na via urbana *ki*. Assim, estes resultados são usados como

dados de entrada no modelo proposto que complementam os tempos de navegação e carregamento na restrição (15). Seguidamente, um processo iterativo é realizado para todas as vias urbanas *ki*. Depois disso, valores aleatórios entre zero e um são gerados e atribuídos em p_1, p_2, e p_3. Estes valores aleatórios são avaliados nas condições $p_1 \leq P^{PTS}$, $p_2 \leq P^{PS}$, $p_3 \leq P^{PPW}$. Note que dependendo dos valores de p_1, p_2, e p_3 as condições podem ser verdadeiras ou falsas, e cada via urbana *ki* pode apresentar alguma, todas ou nenhuma das influências PTS, PS, e PPW. Assim, se a condição é satisfeita, então o seu correspondente δ (δ_1 para influência de PTS, δ_2 para influência de PS, e δ_3 para influência de PPW) adota o valor de 1, ou caso contrário 0. Vale mencionar que de acordo ao número de condições satisfeitas, para cada via urbana *ki*, vários casos podem acontecer, tal como: o retardo pela influência PTS ($\delta_1 = 1$ e $\delta_2 = 0$ e $\delta_3 = 0$), retardo pelas influências PS, e PPW ($\delta_1 = 0$ e $\delta_2 = 1$ e $\delta_3 = 1$) ou nenhuma influência ($\delta_1 = 0$ e $\delta_2 = 0$ e $\delta_3 = 0$). Assim, os valores de δ_1, δ_2, e δ_3 são atribuídos em Δ_k^{PTS}, Δ_{ki}^{PS}, e Δ_{ki}^{PPW}, respectivamente. Estes valores são multiplicados pelos seus respectivos tempos de retardo, τ^{PTS}, τ^{PS}, e τ^{PPW}, estabelecidos para o modelo proposto, como mostrado na restrição (15)

Figura 3 – Fluxograma para representação das incertezas durante a navegação dos VEBs.



Fonte: Elaboração do autor.

3.3 HIPÓTESES.

Para modelar o problema da programação ótima das entregas e carregamento dos VEBs durante a navegação em um mapa de cidade são, levadas em conta, as seguintes hipóteses:

1. Uma infraestrutura existente em um mapa de cidade.
2. Os pontos de carregamento localizados ao longo das vias urbanas *ki* são conhecidos.
3. Os pontos de entrega localizados nas interseções *i* no mapa de cidade são conhecidos.
4. A frota de VEBs e a infraestrutura de carregamento pertencem ao mesmo proprietário (dono ou empresa).
5. Os pontos de partida e chegada estão no mesmo local chamado de armazém.
6. O operador pré-programa as entregas atribuídas a cada VEB e estas entregas são feitas consecutivamente.
7. As baterias da frota começam com o mesmo estado de carga (SOC).
8. As taxas de carregamento diferem de acordo com o tipo de via urbana: principal (carregamento ultrarrápido) ou secundária (carregamento rápido).

3.4 MODELO MATÉMATICO NÃO LINEAR.

O modelo proposto para o problema da programação ótima das entregas e carregamento dos VEBs durante a navegação em um mapa de cidade é formulado inicialmente como um problema PNLIM, e apresentado de (1)-(17):

$$Min\ F \tag{1}$$

Onde F visa, no primeiro caso, minimizar os custos de manutenção da frota (f_1) e no segundo caso minimiza os custo de manutenção e custos relacionados com as horas extra da frota dos VEBs ($f_1 + f_2$). Estas funções são definidas da seguinte forma:

$$f_1 = \delta^{km} \sum_{\forall vh \in \Omega_v} \sum_{\forall e \in \Omega_e} \sum_{\forall ki \in \Omega_a} d_{ki} \omega_{vh,e,ki}$$

$$f_2 = \delta^{hx} \sum_{\forall vh \in \Omega_v} \Delta t_{vh}$$

As restrições deste problema são consideradas em detalhe como segue:

$$\sum_{\forall ki \in \Omega_a} \omega_{vh,e,ki} - \sum_{\forall ij \in \Omega_a} \omega_{vh,e,ij} = -1 \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \ / \ t^n_{vh,e,i} = -1 \tag{2}$$

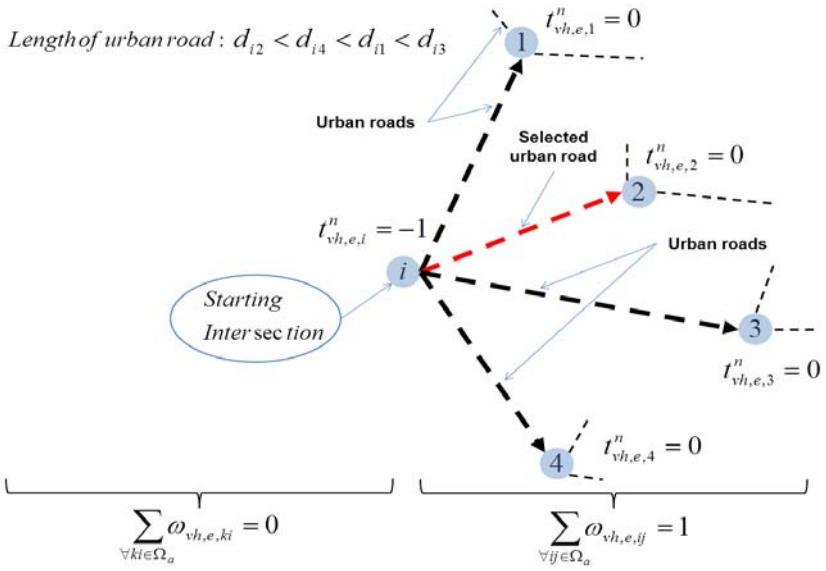
$$\sum_{\forall ki \in \Omega_a} \omega_{vh,e,ki} - \sum_{\forall ij \in \Omega_a} \omega_{vh,e,ij} = 0 \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \ / \ t^n_{vh,e,i} = 0 \tag{3}$$

$$\sum_{\forall ki \in \Omega_a} \omega_{vh,e,ki} - \sum_{\forall ij \in \Omega_a} \omega_{vh,e,ij} = 1 \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \ / \ t^n_{vh,e,i} = 1 \tag{4}$$

As restrições (2), (3), e (4) garantem a determinação da rota mínima para a navegação do VEB *vh* na entrega *e*.

A restrição (2) é aplicada para obter a via urbana curta, d_{ij}, a ser percorrida, partindo da interseção *i* ($t^n_{vh,e,i} = -1$) para todas as possíveis interseções *j*. A Fig. 4 ilustra um exemplo relacionado com a restrição (2). Note que a interseção *i* ($t^n_{vh,e,i} = -1$) representa somente o nó de partida para os nós intermediários 1 ($t^n_{vh,e,1} = 0$), 2 ($t^n_{vh,e,2} = 0$), 3 ($t^n_{vh,e,3} = 0$), e 4 ($t^n_{vh,e,4} = 0$). Portanto, não há VEBs *vh* indo para o nó *i*. Além disso, a linha vermelha (tracejada) representa a via urbana curta, d_{i2}, para ser percorrida, esta via urbana *i2* é representada mediante o valor unitário na variável $\omega_{vh,e,i2}$. Assim, o somatório dos valores de $\omega_{vh,e,ij}$ relacionados com as possíveis vias urbanas *ij* resultam em 1.

Figura 4 – Nó de partida *i* do VEB durante a navegação.



Fonte: Elaboração do autor.

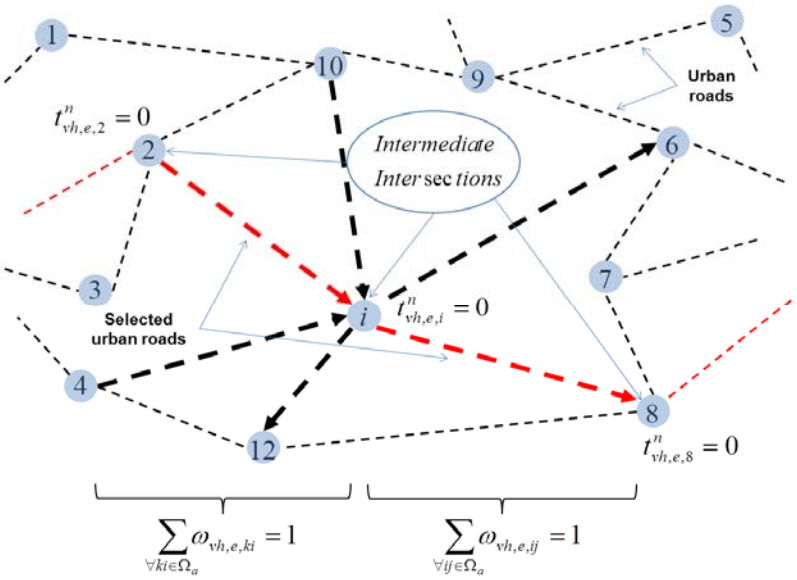
O exemplo ilustrativo da Fig. 5 está relacionado com a restrição (3) e mostra a navegação do VEB *vh* através das vias urbanas formadas pelas interseções intermediárias, onde a navegação desde a interseção *k* até *i* e da interseção *i* até *j* formam as vias urbanas *ki* e *ij* pertencentes a essa rota curta.

Neste caso, a interseção intermediária *i* representa o nó de chegada para o VEB *vh* vindo dos possíveis nós 2 ($t^n_{vh,e,2} = 0$), 4 ($t^n_{vh,e,4} = 0$), e 10 ($t^n_{vh,e,10} = 0$) e ao mesmo tempo representa o nó de partida para o VEB *vh* indo para os possíveis nós 6 ($t^n_{vh,e,6} = 0$), 8 ($t^n_{vh,e,8} = 0$), e 12 ($t^n_{vh,e,12} = 0$).

Assim, o somatório das variáveis $\omega_{vh,e,ki}$ relacionadas com as possíveis vias urbanas *ki* (interseções *k* com valores 2, 4, e 10) resultam em 1 devido à seleção da via urbana curta *2i*. Similarmente, o somatório das variáveis $\omega_{vh,e,ij}$ exultam em 1, (interseções *j* com valores 6, 8, e 12) pela seleção da via urbana curta *i8*.

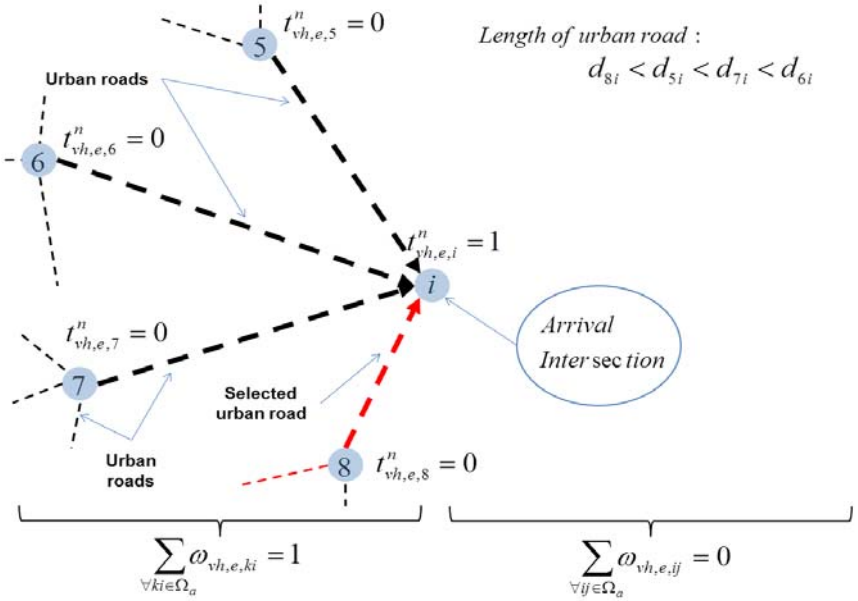
Na restrição (4), a via urbana *ki* é selecionada de modo que o comprimento d_{ki} a ser percorrido, partindo da interseção intermediária k ($t^n_{vh,e,k} = 0$) para a possível interseção de chegada i ($t^n_{vh,e,i} = 1$), resulta a mais curta.

Figura 5 – Nós intermediários *i* do VEB durante a navegação.



Fonte: Elaboração do autor.

Figura 6 – Nó de chegada *i* do VEB durante a navegação.



Fonte: Elaboração do autor.

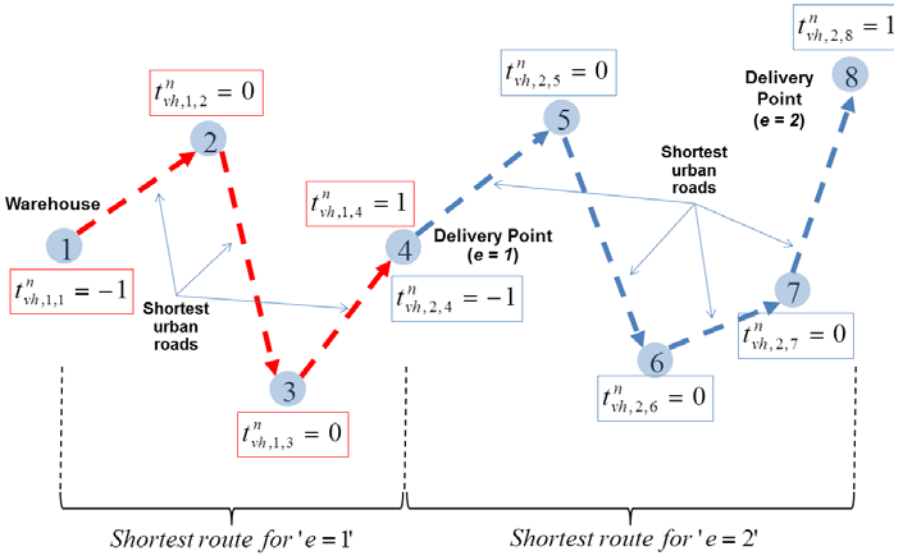
A Fig. 6 é usada para ilustrar a restrição (4). Note que a interseção *i* representa somente o nó de chegada e as interseções *k* estão representadas pelos nós intermediários 2 ($t^n_{vh,e,2} = 0$), 6 ($t^n_{vh,e,6} = 0$), 7 ($t^n_{vh,e,7} = 0$), e 8 ($t^n_{vh,e,8} = 0$). Portanto, não existe um VEB *vh* partindo de *i* para os outros nós intermediários. Assim, a linha vermelha (tracejada) representa a via urbana curta *8i* a ser percorrida, partindo de todas as possíveis interseções *k* até a interseção de chegada *i* ($t^n_{vh,e,i} = 1$).

Assim, o somatório das variáveis $\omega_{vh,e,ki}$ relacionadas com as vias urbanas *ki* (interseção *k* com valores 2, 6, 7, e 8) resultam em 1.

Com a restrição (5), é inicializado o estado de carga (SOC) do VEB *vh* na interseção *i* ($t^n_{vh,e,i} = -1$) para a primeira entrega *e*. Vale mencionar que o SOC é o estado de energia disponível na bateria em um momento dado.

$$SOC_{vh,e,i} = SOC^o_{vh} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e / e = 1, \forall i \in \Omega_n \; / \; t^n_{vh,e,i} = -1 \tag{5}$$

Figura 7 – Rota curta para cada entrega no mapa de cidade.



Fonte: Elaboração do autor.

O estado de carga, $SOC_{vh,e-1,v}$, para a bateria do VEB *vh* na entrega *e-1* na interseção *v* ($t^n_{vh,e,v} = 1$) é igual ao estado de carga, $SOC_{vh,e,u}$, na entrega *e* na interseção *u* ($t^n_{vh,e,u} = -1$) como expressado na restrição (6).

$$SOC_{vh,e,u} = SOC_{vh,e-1,v} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall u \in \Omega_n, \forall v \in \Omega_n \; / t^n_{vh,e,u} = -1 \wedge t^n_{vh,e-1,v} = 1 \tag{6}$$

Na Fig. 7 mostra um exemplo ilustrativo relacionado com as restrições (5) e (6). Note que as setas em vermelho e azul representam as rota curtas para as entregas, *e* = 1 (na

interseção 4) e e = 2 (na interseção 8) em seus correspondentes pontos. A restrição (5), está relacionada com o estado inicial de carga da bateria do VEB, $SOC_{vh,1,1}$ no armazém (interseção de partida 1 com $t^n_{vh,1,1} = -1$). Este estado de carga é representado por SOC^o_{vh} e cujo valor é atribuído para cada BEV *vh* na interseção de partida 1, para a entrega e = 1 (na interseção de chegada 4 com $t^n_{vh,1,4} = 1$). Com o intuito de explicar a restrição (6), na Fig. 7 o nó 4 é considerado. Note que este nó representa para a rota curta em vermelho (e = 1), a interseção de chegada com $t^n_{vh,1,4} = 1$, e para a rota curta em azul (e = 2) a interseção de partida com $t^n_{vh,2,4} = -1$. Portanto, é necessário considerar que para o VEB *vh*, no nó 4, o estado de carga ao final da primeira entrega ($SOC_{vh,1,4}$), que deve ser igual ao estado de carga inicial na segunda entrega ($SOC_{vh,2,4}$). Para calcular o estado de carga da bateria do VEB *vh*, a restrição (7) é usada, e contém termos como o estado de carga disponível, $SOC^a_{vh,e,i}$, e a energia de recarga, $\varepsilon_{vh,e,ki}$ na via urbana *ki*.

$$SOC_{vh,e,i} = SOC^a_{vh,e,i} + \sum_{\forall ki \in \Omega_a} \varepsilon_{vh,e,ki}\omega_{vh,e,ki} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \,/\, t^n_{vh,e,i} \geq 0 \qquad (7)$$

Os limites do $SOC_{vh,e,i}$ para o armazenamento de energia nas baterias da frota, são representados em (8).

$$0.10 * K^s \leq SOC_{vh,e,i} \leq 0.98 * K^s \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \qquad (8)$$

$$SOC^a_{vh,e,i} = \sum_{\forall ki \in \Omega_a} \omega_{vh,e,i}(SOC_{vh,e,k} - K^g d_{ki}) \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \,/\, t^n_{vh,e,i} \geq 0 \qquad (9)$$

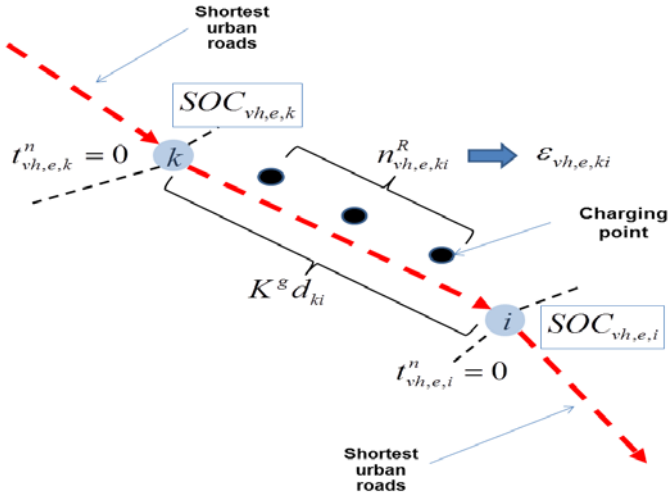
$$0 \leq SOC^a_{vh,e,i} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \,/\, t^n_{vh,e,i} \geq 0 \qquad (10)$$

Na restrição (9), a energia disponível na bateria $SOC^a_{vh,e,i}$ é calculada como a diferencia entre o $SOC_{vh,e,k}$ na interseção k e $K^g d_{ki}$, que representa a energia usada ou gasta durante a navegação ao longo da via urbana *ki* ($\omega_{vh,e,ki} = 1$). Finalmente, a não negatividade de $SOC^a_{vh,e,i}$ é garantida em (10) na interseção i com $t^n_{vh,e,i} \geq 0$.

A Fig. 8 ilustra em detalhe os conceitos das restrições (7) e (9). Note que a via urbana curta *ki* a ser percorrida está representada em vermelho (tracejado). Além disso, as variáveis $SOC_{vh,e,k}$ e $SOC_{vh,e,i}$ representam o estado de carga a bateria do VEB *vh* na interseção k e i, respectivamente. Assim, também são mostrados o número de carregamentos, $n^R_{vh,e,ki}$, na via urbana *ki* e a energia obtida, $\varepsilon_{vh,e,ki}$, pelo carregamento nos pontos de abastecimento presentes nesta via urbana. A restrição (7) considera o cálculo do $SOC_{vh,e,i}$ da bateria do VEB *vh* na interseção intermediária i. Este cálculo leva em conta a energia disponível, $SOC^a_{vh,e,i}$, e

adiciona a energia, $\varepsilon_{vh,e,ki}$, a ser carregada pelo VEB vh nos pontos de carregamento existentes na via urbana ki. Além disso, a energia disponível na interseção intermediária i, $SOC^{a}_{vh,e,i}$, calculada mediante a restrição (9) considerando a redução de energia, $K^{g}d_{ki}$, adicionada ao estado de carga $SOC_{vh,e,k}$ (na interseção intermediária k) ambas mostradas na Fig. 8.

Figura 8 – Carregamento do VEB durante a navegação.



Fonte: Elaboração do autor.

$$\varepsilon_{vh,e,ki} = \omega_{vh,e,ki} n^{R}_{vh,e,ki} \tau^{RU}_{vh,e,ki} p^{RU}_{vh} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall ki \in \Omega_a \qquad (11)$$

$$\tau^{MIN,UR}_{ki} \leq \tau^{RU}_{vh,e,ki} \leq \tau^{MIN,UR}_{ki} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall ki \in \Omega_a / t^{a}_{ki} = 1 \qquad (12)$$

$$\tau^{MIN,R}_{ki} \leq \tau^{RU}_{vh,e,ki} \leq \tau^{MIN,R}_{ki} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall ki \in \Omega_a / t^{a}_{ki} = 0 \qquad (13)$$

$$0 \leq n^{R}_{vh,e,ki} \leq n^{P}_{ki} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall ki \in \Omega_a \qquad (14)$$

A energia $\varepsilon_{vh,e,ki}$ é calculada pela restrição (11), em que o carregamento depende de $n^{R}_{vh,e,ki}$ e $\tau^{RU}_{vh,e,ki}$ em cada ponto de abastecimento localizado ao longo da via urbana ki. Nas restrições (12) e (13) são garantidos o mínimo e máximo valor de $\tau^{RU}_{vh,e,ki}$ na via urbana ki segundo os valores $t^{a}_{ki} = 1$ e $t^{a}_{ki} = 0$. Em (14), o limite máximo do número de pontos de abastecimento a ser visitados na via urbana ki é garantido.

$$\sum_{\forall e \in \Omega_e} \sum_{\forall ki \in \Omega_a} \omega_{vh,e,ki} \left(\frac{d_{ki}}{v^{VE}_{vh}} \right) + \sum_{\forall e \in \Omega_e} \sum_{\forall ki \in \Omega_a} \omega_{vh,e,ki} \left(\tau^{PTS} \Delta^{PTS}_{ki} \right) + \qquad \forall vh \in \Omega_v \qquad (15)$$

$$\sum_{\forall e \in \Omega_e} \sum_{\forall ki \in \Omega_a} \omega_{vh,e,ki}\left(\tau^{PS}\Delta_{ki}^{PS}\right) +$$

$$\sum_{\forall e \in \Omega_e} \sum_{\forall ki \in \Omega_a} \omega_{vh,e,ki}\left(\tau^{PPW}\Delta_{ki}^{PPW}\right) +$$

$$\sum_{\forall e \in \Omega_e} \sum_{\forall ki \in \Omega_a} \omega_{vh,e,ki}\left(n_{vh,e,ki}^{R}\tau_{vh,e,ki}^{RU}\right)$$

$$\leq t^{max} + \Delta t_{vh}$$

$$\omega_{vh,e,ki}\ ;\ binario \qquad \forall vh \in \Omega_{vh}, \forall e \in \Omega_e, \forall ki \in \Omega_a$$

$$n_{vh,e,ki}^{R}\ ;\ inteiro \qquad \forall vh \in \Omega_{vh}, \forall e \in \Omega_e, \forall ki \in \Omega_a$$

Finalmente, a restrição (15) determina o tempo total de operação do VEB *vh* considerando o valor limite t^{max} e as horas extra Δt_{vh} a ser penalizadas para o segundo caso da função objetivo (1). Vale mencionar que o tempo total de operação do VEB *vh* está composto pelos termos $\frac{d_{ki}}{v_{vh}^{VE}}$, $\tau^{PTS}\Delta_{ki}^{PTS}$, $\tau^{PS}\Delta_{ki}^{PS}$, e $\tau^{PPW}\Delta_{ki}^{PPW}$, que são, o tempo de navegação e os tempos de retardo devido às influências PTS (presença dos sinais de transito), PS (presença de escolas), e PPW (presença de obras públicas), respectivamente, e também o tempo de carregamento $n_{vh,e,ki}^{R}\tau_{vh,e,ki}^{RU}$ em cada via urbana *ki* selecionada ($\omega_{vh,e,ki} = 1$) durante a navegação do VEB *vh*.

3.5 LINEARIZAÇÕES.

O modelo proposto para o problema da programação ótima das entregas e carregamento dos VEs durante a navegação em um mapa de cidade, apresenta expressões não lineares contendo produtos de variáveis binárias, inteiras e contínuas nas restrições (7), (9), (11), e (15). Assim, um conjunto de procedimentos de linearização é aplicado nestas restrições não lineares (APÊNDICE B). Este conjunto está inspirado no método da Big-M, como em (IYER, 2009; KASANA; KUMAR, 2004; KOURTEV; TASKIN; FRIEDMAN, 2009) tornando o modelo proposto linearizado e com espaço de soluções convexo o que garante a solução ótima global mediante solver comercial CPLEX (CPLEX Optimization - ILOG, 2008).

3.5.1 Linearização de $\boldsymbol{\varepsilon_{vh,e,ki}\omega_{vh,e,ki}}$

Na restrição (7) do modelo de PNLIM observa-se o produto das variáveis $\boldsymbol{\varepsilon_{vh,e,ki}\omega_{vh,e,ki}}$, sendo $\boldsymbol{\varepsilon_{vh,e,ki}}$ contínua e $\boldsymbol{\omega_{vh,e,ki}}$ binária o resultado deste produto seria de natureza contínua e está representado na variável contínua, $\boldsymbol{\Delta'_{vh,e,ki}}$. A forma linearizada da restrição (7) é apresentada na restrição (16).

$$SOC_{vh,e,i} = SOC^{a}_{vh,e,i} + \sum_{\forall ki \in \Omega_a} \Delta'_{vh,e,ki} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \;/\; t^{n}_{vh,e,i} \geq 0 \qquad (16)$$

Além disso, restrições adicionais consequência da aplicação do método da Big-M são apresentadas como seguem:

$$0 \leq -\Delta'_{vh,e,ki} + \varepsilon_{vh,e,ki} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \qquad (17)$$

$$-\Delta'_{vh,e,ki} + \varepsilon_{vh,e,ki} \leq M * \left(1 - \omega_{vh,e,ki}\right) \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \qquad (18)$$

$$0 \leq \Delta'_{vh,e,ki} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \qquad (19)$$

$$\Delta'_{vh,e,ki} \leq M * \omega_{vh,e,ki} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \qquad (20)$$

3.5.2 Linearização de $\boldsymbol{SOC_{vh,e,k}\omega_{vh,e,ki}}$

Na restrição (9) observa-se o produto, $SOC_{vh,e,k}\omega_{vh,e,ki}$, em que $SOC_{vh,e,k}$ é variável contínua e $\boldsymbol{\omega_{vh,e,ki}}$ variável binária, assim este produto é representado pela variável contínua, $\Delta''_{\boldsymbol{vh,e,ki}}$. Por tanto, a forma linearizada da restrição (9) é apresentada na restrição (21).

$$SOC^{a}_{vh,e,i} = \sum_{\forall ki \in \Omega_a} (\Delta''_{vh,e,ki} - K^{g} d_{ki} \omega_{vh,e,ki}) \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \;/\; t^{n}_{vh,e,i} \geq 0 \qquad (21)$$

E as restrições adicionais consequência da linearização são apresentadas como seguem:

$$0 \leq -\Delta''_{vh,e,ki} + SOC_{vh,e,k} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \qquad (22)$$

$$-\Delta''_{vh,e,ki} + SOC_{vh,e,k} \leq M * \left(1 - \omega_{vh,e,ki}\right) \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \qquad (23)$$

$$0 \leq \Delta''_{vh,e,ki} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \qquad (24)$$

$$\Delta''_{vh,e,ki} \leq M * \omega_{vh,e,ki} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \qquad (25)$$

3.5.3 Linearização de $\boldsymbol{\omega_{vh,e,ki} n^{R}_{vh,e,ki} \tau^{RU}_{vh,e,ki}}$

No modelo proposto de PNLIM, a restrição (11) apresenta um triplo produto de variáveis, $\boldsymbol{\omega_{vh,e,ki} n^{R}_{vh,e,ki} \tau^{RU}_{vh,e,ki}}$. Em que $\boldsymbol{\omega_{vh,e,ki}}$, $\boldsymbol{n^{R}_{vh,e,ki}}$, e $\boldsymbol{\tau^{RU}_{vh,e,ki}}$ são variáveis binária, inteira e contínua, respectivamente. Assim, esta restrição que contem este triplo produto pode ser representada pela expressão (26) como segue:

$$\varepsilon_{vh,e,ki} = p^{RU}_{vh} * \sum_{y=1}^{Y} \Delta Z_{vh,e,ki,y} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall ki \in \Omega_a \qquad (26)$$

Para obter (18.a) a discretização da variável inteira $\boldsymbol{n^{R}_{vh,e,ki}}$ foi feita para representa-la em termos da variável $\boldsymbol{W_{vh,e,ki,y}}$, como se mostra a seguir:

$$n^{R}_{vh,e,ki} = \sum_{y=1}^{Y} W_{vh,e,ki,y} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall ki \in \Omega_a \qquad (27)$$

As restrições adicionais mostradas a seguir estabelecem a relação entre as variáveis contidas nas restrições (26) e (27) acima mostradas.

$$0 \leq -\Delta W_{vh,e,ki,y} + \tau^{RU}_{vh,e,ki} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall ki \in \Omega_a, \forall y = 1 \dots Y \qquad (28)$$

$$-\Delta W_{vh,e,ki,y} + \tau^{RU}_{vh,e,ki} \leq M * \left(1 - W_{vh,e,ki,y}\right) \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall ki \in \Omega_a, \forall y = 1 \dots Y \qquad (29)$$

$$0 \leq \Delta W_{vh,e,ki,y} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall ki \in \Omega_a, \forall y = 1 \dots Y \qquad (30)$$

$$\Delta W_{vh,e,ki,y} \leq M * W_{vh,e,ki,y} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall ki \in \Omega_a, \forall y = 1 \dots Y \qquad (31)$$

$$0 \leq -\Delta Z_{vh,e,ki,y} + \Delta W_{vh,e,ki,y} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall ki \in \Omega_a, \forall y = 1 \dots Y \qquad (32)$$

$$-\Delta Z_{vh,e,ki,y} + \Delta W_{vh,e,ki,y} \leq M * \left(1 - \omega_{vh,e,ki}\right) \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall ki \in \Omega_a, \forall y = 1 \dots Y \qquad (33)$$

$$0 \leq \Delta Z_{vh,e,ki,y} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall ki \in \Omega_a, \forall y = 1 \dots Y \qquad (34)$$

$$\Delta Z_{vh,e,ki,y} \leq M * \omega_{vh,e,ki} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall ki \in \Omega_a, \forall y = 1 \dots Y \qquad (35)$$

Cabe salientar que este triplo produto $\boldsymbol{\omega_{vh,e,ki} n^{R}_{vh,e,ki} \tau^{RU}_{vh,e,ki}}$ aparece também dentro da restrição (15) que adota a forma seguinte após substituir a respectiva expressão equivalente.

$$\begin{aligned}
&\sum_{\forall e \in \Omega_e} \sum_{\forall ki \in \Omega_a} \omega_{vh,e,ki} \left(\frac{d_{ki}}{v^{VE}_{vh}}\right) + \\
&\sum_{\forall e \in \Omega_e} \sum_{\forall ki \in \Omega_a} \omega_{vh,e,ki} \left(\tau^{PTS} \Delta^{PTS}_{ki}\right) + \\
&\sum_{\forall e \in \Omega_e} \sum_{\forall ki \in \Omega_a} \omega_{vh,e,ki} \left(\tau^{PS} \Delta^{PS}_{ki}\right) + \\
&\sum_{\forall e \in \Omega_e} \sum_{\forall ki \in \Omega_a} \omega_{vh,e,ki} (\tau^{PPW} \Delta^{PPW}_{ki}) + \\
&\sum_{\forall e \in \Omega_e} \sum_{\forall ki \in \Omega_a} \sum_{y=1}^{Y} \Delta Z_{vh,e,ki,y} \\
&\leq t^{max} + \Delta t_{vh}
\end{aligned} \qquad \forall vh \in \Omega_v \qquad (36)$$

3.6 MODELO MATEMÁTICO LINEARIZADO.

Após a substituição das expressões lineares equivalentes, o modelo proposto linearizado adota a forma seguinte:

$$Min\ F \tag{1}$$

$$f_1 = \delta^{km} \sum_{\forall vh \in \Omega_v} \sum_{\forall e \in \Omega_e} \sum_{\forall ki \in \Omega_a} d_{ki} \omega_{vh,e,ki}$$

$$f_2 = \delta^{hx} \sum_{\forall vh \in \Omega_v} \Delta t_{vh}$$

s.t.

$$\sum_{\forall ki \in \Omega_a} \omega_{vh,e,ki} - \sum_{\forall ij \in \Omega_a} \omega_{vh,e,ij} = -1 \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \ / \ t^n_{vh,e,i} = -1 \tag{2}$$

$$\sum_{\forall ki \in \Omega_a} \omega_{vh,e,ki} - \sum_{\forall ij \in \Omega_a} \omega_{vh,e,ij} = 0 \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \ / \ t^n_{vh,e,i} = 0 \tag{3}$$

$$\sum_{\forall ki \in \Omega_a} \omega_{vh,e,ki} - \sum_{\forall ij \in \Omega_a} \omega_{vh,e,ij} = 1 \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \ / \ t^n_{vh,e,i} = 1 \tag{4}$$

$$SOC_{vh,e,i} = SOC^o_{vh} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e / e = 1, \forall i \in \Omega_n \ / \ t^n_{vh,e,i} = -1 \tag{5}$$

$$SOC_{vh,e,u} = SOC_{vh,e-1,v} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall u \in \Omega_n, \forall v \in \Omega_n \ / t^n_{vh,e,u} = -1 \ \wedge \ t^n_{vh,e-1,v} = 1 \tag{6}$$

$$0.10 * K^s \leq SOC_{vh,e,i} \leq 0.98 * K^s \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \tag{8}$$

$$0 \leq SOC^a_{vh,e,i} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \ / \ t^n_{vh,e,i} \geq 0 \tag{10}$$

$$\tau^{MIN,UR}_{ki} \leq \tau^{RU}_{vh,e,ki} \leq \tau^{MIN,UR}_{ki} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall ki \in \Omega_a \ / t^a_{ki} = 1 \tag{12}$$

$$\tau^{MIN,R}_{ki} \leq \tau^{RU}_{vh,e,ki} \leq \tau^{MIN,R}_{ki} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall ki \in \Omega_a \ / t^a_{ki} = 0 \tag{13}$$

$$0 \leq n^R_{vh,e,ki} \leq n^P_{ki} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall ki \in \Omega_a \tag{14}$$

$$SOC_{vh,e,i} = SOC^a_{vh,e,i} + \sum_{\forall ki \in \Omega_a} \Delta'_{vh,e,ki} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \ / \ t^n_{vh,e,i} \geq 0 \tag{16}$$

$$0 \leq -\Delta'_{vh,e,ki} + \varepsilon_{vh,e,ki} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \tag{17}$$

$$-\Delta'_{vh,e,ki} + \varepsilon_{vh,e,ki} \leq M * \left(1 - \omega_{vh,e,ki}\right) \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \tag{18}$$

$$0 \leq \Delta'_{vh,e,ki} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \tag{19}$$

$$\Delta'_{vh,e,ki} \leq M * \omega_{vh,e,ki} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \tag{20}$$

$$SOC^{a}_{vh,e,i} = \sum_{\forall ki \in \Omega_a} (\Delta''_{vh,e,ki} - K^{g} d_{ki} \omega_{vh,e,ki}) \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \; / \; t^{n}_{vh,e,i} \geq 0 \qquad (21)$$

$$0 \leq -\Delta''_{vh,e,ki} + SOC_{vh,e,k} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \qquad (22)$$

$$-\Delta''_{vh,e,ki} + SOC_{vh,e,k} \leq M * (1 - \omega_{vh,e,ki}) \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \qquad (23)$$

$$0 \leq \Delta''_{vh,e,ki} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \qquad (24)$$

$$\Delta''_{vh,e,ki} \leq M * \omega_{vh,e,ki} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall i \in \Omega_n \qquad (25)$$

$$\varepsilon_{vh,e,ki} = p^{RU}_{vh} * \sum_{y=1}^{Y} \Delta Z_{vh,e,ki,y} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall ki \in \Omega_a \qquad (26)$$

$$n^{R}_{vh,e,ki} = \sum_{y=1}^{Y} W_{vh,e,ki,y} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall ki \in \Omega_a \qquad (27)$$

$$0 \leq -\Delta W_{vh,e,ki,y} + \tau^{RU}_{vh,e,ki} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall ki \in \Omega_a, \forall y = 1 \dots Y \qquad (28)$$

$$-\Delta W_{vh,e,ki,y} + \tau^{RU}_{vh,e,ki} \leq M * (1 - W_{vh,e,ki,y}) \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall ki \in \Omega_a, \forall y = 1 \dots Y \qquad (29)$$

$$0 \leq \Delta W_{vh,e,ki,y} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall ki \in \Omega_a, \forall y = 1 \dots Y \qquad (30)$$

$$\Delta W_{vh,e,ki,y} \leq M * W_{vh,e,ki,y} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall ki \in \Omega_a, \forall y = 1 \dots Y \qquad (31)$$

$$0 \leq -\Delta Z_{vh,e,ki,y} + \Delta W_{vh,e,ki,y} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall ki \in \Omega_a, \forall y = 1 \dots Y \qquad (32)$$

$$-\Delta Z_{vh,e,ki,y} + \Delta W_{vh,e,ki,y} \leq M * (1 - \omega_{vh,e,ki}) \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall ki \in \Omega_a, \forall y = 1 \dots Y \qquad (33)$$

$$0 \leq \Delta Z_{vh,e,ki,y} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall ki \in \Omega_a, \forall y = 1 \dots Y \qquad (34)$$

$$\Delta Z_{vh,e,ki,y} \leq M * \omega_{vh,e,ki} \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall ki \in \Omega_a, \forall y = 1 \dots Y \qquad (35)$$

$$\sum_{\forall e \in \Omega_e} \sum_{\forall ki \in \Omega_a} \omega_{vh,e,ki} \left(\frac{d_{ki}}{v^{VE}_{vh}} \right) + \sum_{\forall e \in \Omega_e} \sum_{\forall ki \in \Omega_a} \omega_{vh,e,ki} \left(\tau^{PTS} \Delta^{PTS}_{ki} \right) + \sum_{\forall e \in \Omega_e} \sum_{\forall ki \in \Omega_a} \omega_{vh,e,ki} \left(\tau^{PS} \Delta^{PS}_{ki} \right) + \qquad \forall vh \in \Omega_v \qquad (36)$$

$$\sum_{\forall e \in \Omega_e} \sum_{\forall ki \in \Omega_a} \omega_{vh,e,ki}(\tau^{PPW} \Delta_{ki}^{PPW}) +$$

$$\sum_{\forall e \in \Omega_e} \sum_{\forall ki \in \Omega_a} \sum_{y=1}^{Y} \Delta Z_{vh,e,ki,y}$$

$$\leq t^{max} + \Delta t_{vh}$$

$$\omega_{vh,e,ki} \; ; \; binario \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall ki \in \Omega_a$$

$$n_{vh,e,ki}^{R} \; ; \; inteiro \qquad \forall vh \in \Omega_v, \forall e \in \Omega_e, \forall ki \in \Omega_a$$

3.7 TESTES E RESULTADOS.

Com o intuito de avaliar o modelo proposto de PLIM usou-se o sistema teste da Fig. 2 representado por um grafo multidirecional de 131 vias urbanas *ki* e 71 interseções *i*. Adicionalmente, o estado energético da bateria de cada VEB, SOC_{vh}^{o}, inicia em 8,20 kW, enquanto que a capacidade máxima, K^s, foi definida para 30 kWh. A Tabela 2 mostra as entregas *e* atribuídas a cada VEB *vh* pelo operador da frota. Nesta tese, o modelo proposto de PLIM foi implementado na linguagem de programação AMPL (FOURER; GAY; KERNIGHAN, 2003), e resolvido mediante o solver comercial CPLEX (CPLEX Optimization - ILOG, 2008) usando um computador de 2.67-GHz com 3 GB de RAM com o propósito de garantir a solução ótima global.

As taxas de carregamento, p_{ki}^{RU}, foram de 6 kW (rápida) e 10 kW (ultra rápida) nas vias urbanas *ki*, principal e secundária, respectivamente. A energia gasta, K^g, durante a navegação foi de 0,16 kWh/km com uma velocidade média de 40 km/h para cada VEB *vh* (MA; MOHAMMED, 2014). Dois casos foram realizados, o primeiro caso minimiza custos de manutenção da frota e o segundo os custos de manutenção e os custos relacionados com as horas extra da frota de VEBs.

Tabela 2 – Programação das entregas dos VEBs do ponto de partida para o ponto de chegada (partida→chegada).

VEB	Entrega 1	Entrega 2	Entrega 3	Entrega 4	Retorno
1	34 → 25	25 → 10	10 → 7	7 → 5	5 → 34
2	34 → 22	22 → 2	2 → 19	19 → 41	41 → 34
3	34 → 38	38 → 50	50 → 61	61 → 46	46 → 34
4	34 → 29	29 → 51	51 → 68	68 → 60	60 → 34
5	34 → 33	33 → 57	57 → 65	65 → 70	70 → 34

Fonte: Dados da pesquisa do autor.

Os coeficientes de custo, δ^{km} e δ^{hx} em (1) estão em uma proporção de 1 a 100, respectivamente, considerando um maior peso nas horas extra no segundo caso. Na operação do BEV *vh*, o tempo t^{max} foi de 8 horas (jornada habitual de trabalho) (PORTAL OF THE FEDERAL GOVERMENT LEGISLATION, LAW N° 5.452). Adicionalmente, os tempos de retardo para as incertezas, τ^{PTS},τ^{PS}, e τ^{PPW} foram 1, 2 e 5 minutos, respectivamente (GOLDBARG; PACCA LUNA, 2000).

As Tabelas 3, 4, e 5, assim como as Figs. 9, 10 e 11 mostram, respectivamente as rotas curtas para os VEBs 1, 2, e 3 em ambos os casos, com o primeiro caso em vermelho, e o segundo caso em azul.

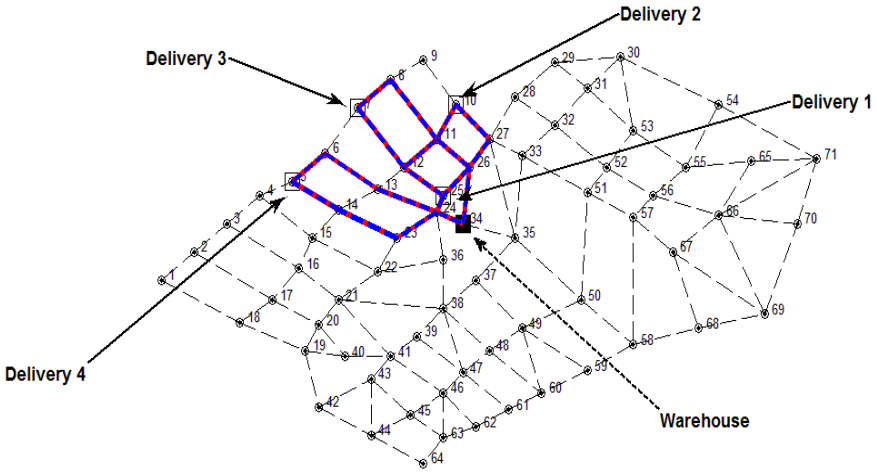
Tabela 3 – Rota curta para o VEB 1 durante a navegação.

Primeiro Caso	
Entrega 1	$34 \rightarrow 26 \rightarrow 25$
Entrega 2	$25 \rightarrow 12 \rightarrow 11 \rightarrow 10$
Entrega 3	$10 \rightarrow 27 \rightarrow 26 \rightarrow 25 \rightarrow 12 \rightarrow 7$
Entrega 4	$7 \rightarrow 8 \rightarrow 11 \rightarrow 26 \rightarrow 25 \rightarrow 24 \rightarrow 23 \rightarrow 14 \rightarrow 5$
Retorno	$5 \rightarrow 6 \rightarrow 13 \rightarrow 24 \rightarrow 34$
Segundo Caso	
Entrega 1	$34 \rightarrow 26 \rightarrow 25$
Entrega 2	$25 \rightarrow 12 \rightarrow 11 \rightarrow 10$
Entrega 3	$10 \rightarrow 27 \rightarrow 26 \rightarrow 25 \rightarrow 12 \rightarrow 7$
Entrega 4	$7 \rightarrow 8 \rightarrow 11 \rightarrow 26 \rightarrow 25 \rightarrow 24 \rightarrow 23 \rightarrow 14 \rightarrow 5$
Retorno	$5 \rightarrow 6 \rightarrow 13 \rightarrow 24 \rightarrow 34$

Fonte: Dados da pesquisa do autor.

A Tabela 3 e a Fig. 9 mostram a rota curta do VEB 1 para cada caso. Estas rotas coincidentes resultam em um comprimento de 153 km percorridos desde o armazém até a entrega 4 e em 39,3 km retornando para o armazém.

Figura 9 – Rota curta para o VEB 1 durante a navegação.



Fonte: Elaboração do autor.

Os tempos totais de operação de 8h 37m 48s para o primeiro caso e de 7h 58m 48s para o segundo caso, mostraram uma redução do tempo de 22,3%. Vale mencionar que esta redução está relacionada com o tempo total de carregamento do VEB 1.

A rota curta para o VEB 2 em ambos os casos é mostrada na Tabela 4 e na Fig. 10. Note que, em ambos os casos as rotas são coincidentes, apresentando um comprimento total de 121 km desde o armazém até a entrega 4 e 37,5 km na rota de retorno para o armazém. Adicionalmente, o tempo total de operação no primeiro caso foi 7h 57m 36s, enquanto que no segundo caso foi de 7h 15m 0s, o que mostra uma redução total de 8,9%.

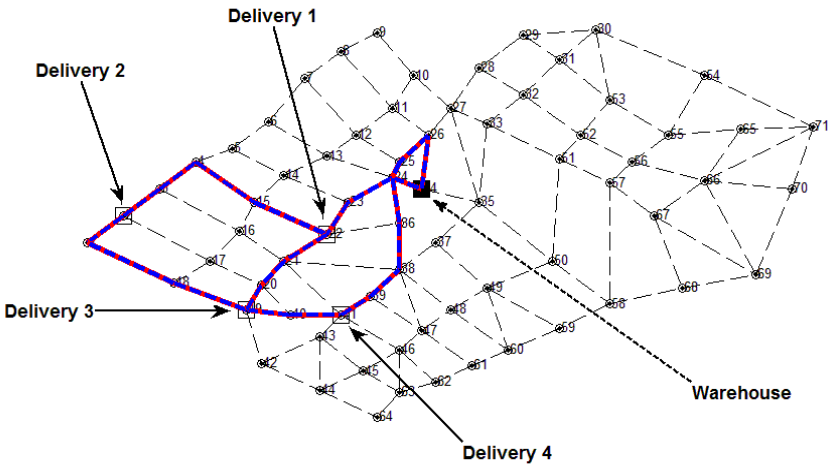
Com rotas coincidentes e uma velocidade média de 40 km/h para a frota, pode conclui-se que esta redução está diretamente relacionada ao tempo total de carregamento do VEB 2.

Tabela 4 – Rota curta para o VEB 2 durante a navegação.

Primeiro Caso	
Entrega 1	34 → 26 → 25 → 24 → 23 → 22
Entrega 2	22 → 21 → 20 → 19 → 18 → 1 → 2
Entrega 3	2 → 3 → 4 → 15 → 22 → 21 → 20 → 19
Entrega 4	19 → 40 → 41
Retorno	41 → 39 → 38 → 36 → 24 → 34
Segundo Caso	
Entrega 1	34 → 26 → 25 → 24 → 23 → 22
Entrega 2	22 → 21 → 20 → 19 → 18 → 1 → 2
Entrega 3	2 → 3 → 4 → 15 → 22 → 21 → 20 → 19
Entrega 4	19 → 40 → 41
Retorno	41 → 39 → 38 → 36 → 24 → 34

Fonte: Dados da pesquisa do autor.

Figura 10 – Rota curta para o VEB 2 durante a navegação.



Fonte: Elaboração do autor.

Com a Tabela 5 e a Fig. 11 mostra-se a rota curta para VEB 3 em ambos os casos. Note que, as rotas são minimamente coincidentes para ambos os casos apresentando uma mudança na rota da entrega 3 afetando assim o tempo de navegação do VEB 3.

No segundo caso, esta mudança resulta em uma redução do tempo total de navegação de 1,12% comparado com o primeiro caso.

Enquanto que para ambos os casos o comprimento total da rota curta foi aproximadamente de 238 km, o tempo total de carregamento do segundo caso mostra uma redução de 36,9 % comparado com o primeiro caso.

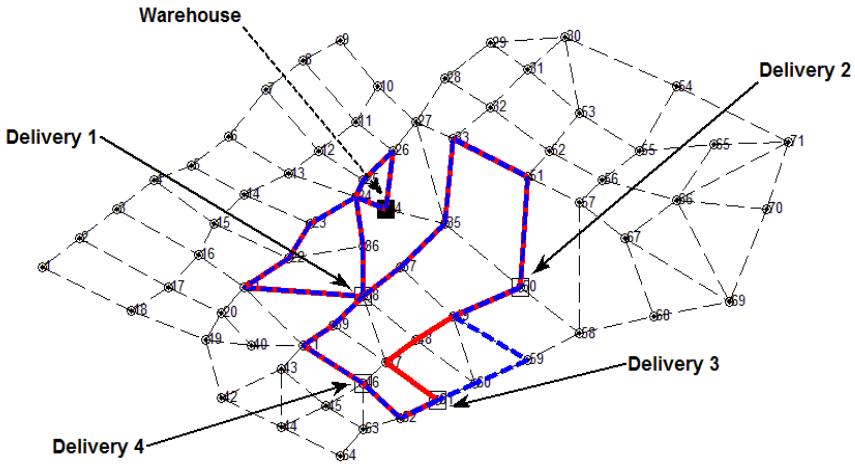
Além disso, o tempo de operação do primeiro e segundo caso foi de 11h 56m 24s e 10h 6m 36s, respectivamente.

Tabela 5 – Rota curta para o VEB 3 durante a navegação.

Primeiro Caso	
Entrega 1	$34 \rightarrow 26 \rightarrow 25 \rightarrow 24 \rightarrow 23 \rightarrow 22 \rightarrow 21 \rightarrow 38$
Entrega 2	$38 \rightarrow 37 \rightarrow 35 \rightarrow 33 \rightarrow 51 \rightarrow 50$
Entrega 3	$50 \rightarrow 49 \rightarrow 48 \rightarrow 47 \rightarrow 61$
Entrega 4	$61 \rightarrow 62 \rightarrow 46$
Retorno	$46 \rightarrow 41 \rightarrow 39 \rightarrow 38 \rightarrow 36 \rightarrow 24 \rightarrow 34$
Segundo Caso	
Entrega 1	$34 \rightarrow 26 \rightarrow 25 \rightarrow 24 \rightarrow 23 \rightarrow 22 \rightarrow 21 \rightarrow 38$
Entrega 2	$38 \rightarrow 37 \rightarrow 35 \rightarrow 33 \rightarrow 51 \rightarrow 50$
Entrega 3	$50 \rightarrow 49 \rightarrow 59 \rightarrow 60 \rightarrow 61$
Entrega 4	$61 \rightarrow 62 \rightarrow 46$
Retorno	$46 \rightarrow 41 \rightarrow 39 \rightarrow 38 \rightarrow 36 \rightarrow 24 \rightarrow 34$

Fonte: Dados da pesquisa do autor.

Figura 11 – Rota curta para o VEB 3 durante a navegação.



Fonte: Elaboração do autor.

Com as Tabelas 6 e 7, e suas respectivas Figs. 12 e 13, ilustra-se as rotas curtas dos VEBs 4 e 5, para o primeiro caso em vermelho e o segundo caso em azul.

Para o VEB 4 a Fig. 12, mostra em ambos os casos, a rota curta feita desde o armazém até a entrega 4, assim como, a rota curta de retorno para o armazém, com valores de comprimento total de 129 km e 60 km, respectivamente.

Além disso, a sequência de interseções *i* percorridas pelo VEB 4 são apresentadas na Tabela 6. O tempo total de operação para o segundo caso foi 8h 3m 56s, que representam um 27,08% menos que no primeiro caso com tempo de operação de 9h 5m 24s.

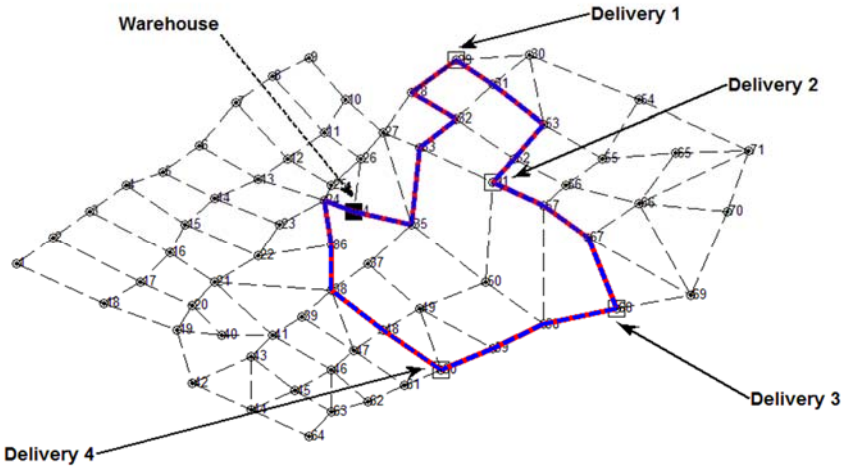
Esta redução resulta da diferencia entre os tempos de carregamento durante a navegação do BEV 4 em ambos os casos.

Tabela 6 – Rota curta para o VEB 4 durante a navegação.

Primeiro Caso	
Entrega 1	$34 \rightarrow 35 \rightarrow 33 \rightarrow 32 \rightarrow 28 \rightarrow 29$
Entrega 2	$29 \rightarrow 31 \rightarrow 53 \rightarrow 52 \rightarrow 51$
Entrega 3	$51 \rightarrow 57 \rightarrow 67 \rightarrow 68$
Entrega 4	$68 \rightarrow 58 \rightarrow 59 \rightarrow 60$
Retorno	$60 \rightarrow 48 \rightarrow 38 \rightarrow 36 \rightarrow 24 \rightarrow 34$
Segundo Caso	
Entrega 1	$34 \rightarrow 35 \rightarrow 33 \rightarrow 32 \rightarrow 28 \rightarrow 29$
Entrega 2	$29 \rightarrow 31 \rightarrow 53 \rightarrow 52 \rightarrow 51$
Entrega 3	$51 \rightarrow 57 \rightarrow 67 \rightarrow 68$
Entrega 4	$68 \rightarrow 58 \rightarrow 59 \rightarrow 60$
Retorno	$60 \rightarrow 48 \rightarrow 38 \rightarrow 36 \rightarrow 24 \rightarrow 34$

Fonte: Dados da pesquisa do autor.

Figura 12 – Rota curta para o VEB 4 durante a navegação.



Fonte: Elaboração do autor.

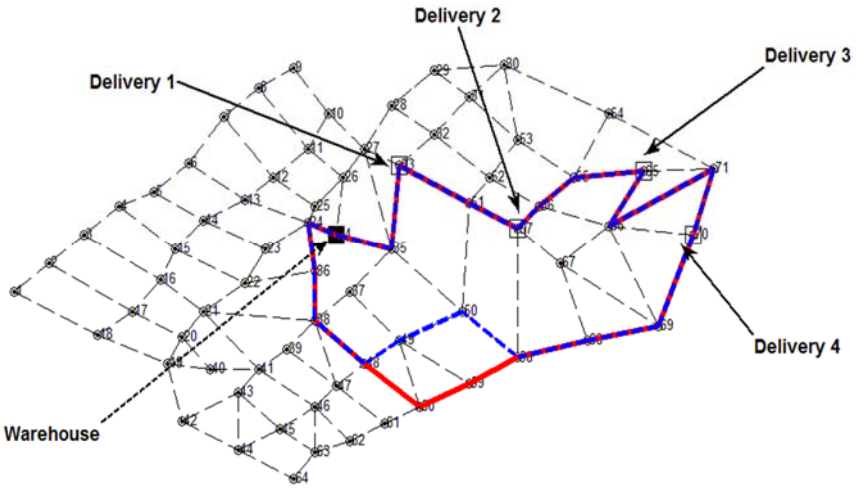
A Fig. 13 ilustra uma variação na rota (quando retorna para o armazém) feita pelo VEB 5, o que resulta em um tempo adicional durante a navegação de 0,78% no primeiro caso sobre o segundo caso. Na Tabela 7 mostra a sequência de interseções *i* a ser percorridas para ambos os casos. Além disso, o tempo de carregamento para o segundo caso foi reduzido em 14,19%. Adicionalmente, os tempo totais de operação para o primeiro e segundo caso foram de 10h 51m 36s e 10h 16m 12s, respectivamente. Em ambos os casos, a rota curta resulta em 220 km aproximadamente. Finalmente, a rota curta obtida por cada VEB da frota, para ambos os casos, demostra a efetividade do modelo proposto em relação com os seus tempos de operação. Um exemplo da efetividade do modelo proposto na redução do tempo de operação é demostrado na operação dos VEBs 4 e 5. Vale salientar que os tempos de operação dos VEBs e seus componentes são analisados em detalhe na Tabela 8.

Tabela 7 – Rota curta para o VEB 5 durante a navegação.

Primeiro Caso	
Entrega 1	34 → 35 → 33
Entrega 2	33 → 51 → 57
Entrega 3	57 → 56 → 55 → 65
Entrega 4	65 → 66 → 71 → 70
Retorno	70 → 69 → 68 → 58 → 59 → 60 → 48 → 38 → 36 → 24 → 34
Segundo Caso	
Entrega 1	34 → 35 → 33
Entrega 2	33 → 51 → 57
Entrega 3	57 → 56 → 55 → 65
Entrega 4	65 → 66 → 71 → 70
Retorno	70 → 69 → 68 → 58 → 50 → 49 → 48 → 38 → 36 → 24 → 34

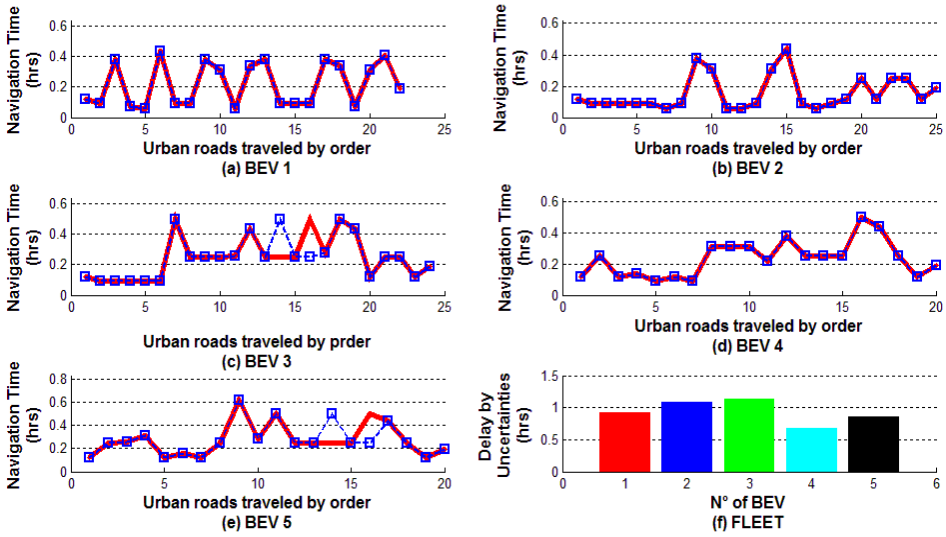
Fonte: Dados da pesquisa do autor.

Figura 13 – Rota curta para o VEB 5 durante a navegação.



Fonte: Elaboração do autor.

Figura 14 – Tempos de navegação e retardo devido às incertezas.



Fonte: Elaboração do autor.

A Fig. 14 mostra os tempos totais de navegação e retardo devido às incertezas, nas vias urbanas *ki* percorridas sequencialmente. As Figs. 14 (a)-(e) ilustram os tempos de navegação $\frac{d_{ki}}{v_{vh}^{VE}}$ pelas vias urbanas *ki*, mostradas nas Figs. 9-13, respectivamente; com linhas em vermelho e azul para o primeiro e segundo caso, respectivamente. Note que nas Figs. 14 (a) e (b), as rotas idênticas resultam em tempos de navegação idênticos para ambos os casos. Para os VEBs 1 e 2, o valor pico obtido durante o tempo de navegação foi de 24 minutos nas vias urbanas *ki* com comprimento de 17,5 km aproximadamente. Note que o VEB 1 (com 6 picos) apresenta um maior tempo total de navegação que o VEB 2 (com 2 picos). O tempo de navegação com maior número de picos gera maiores custos (relacionados com as horas extra) para o dono da frota. A Fig. 14 (c) relacionada ao VEB 3, mostra a variação do tempo de navegação como resultado da mudança nas vias urbanas *ki* percorridas e pertencentes à entrega 3. O tempo de navegação nesta rota foi de 48 minutos em cada caso com 30 km percorridos. Note que, como resultado do processo de otimização do modelo proposto, ambos casos apresentam o mesmo número de picos (valor máximo do tempo de navegação) com valores maiores a 24 minutos durante a navegação do BEV 3. As Figs. 14 (d) e (e) mostram os tempos de navegação para os VEBs 4 e 5 para as rotas das Figs. 12 e 13, respectivamente. Com a Fig. 14 (d) mostram-se os tempos de navegação idênticos, em ambos os casos para o VEB 4, com resultados das rotas curtas e coincidentes da Fig. 12. Além disso, o valor máximo do tempo de navegação foi 30 minutos nas vias urbanas *ki* com 20 km de comprimento. Na Fig. 14 (e) mostra-se o tempo de navegação para o VEB 5 durante sua navegação, para ambos os casos, resultado da mudança de vias urbanas *ki* pertencentes à rota de retorno ao armazém,

como mostra a Fig. 13. Estas vias urbanas *ki* mudadas apresentam um comprimento total de 40 km, e como consequência desta mudança o tempo de navegação incrementou-se em 60 minutos. Note nas Figs. 14 (a)-(e), para cada VEB *vh*, que o número de picos, e consequentemente, os tempos de navegação são iguais para ambos os casos, como mostra a Tabela 7. Além disso, a Fig. 14 (f) mostra os tempos de retardo ($\tau^{PTS} + \tau^{PS} + \tau^{PPW}$) devido à presença das incertezas durante a operação de cada VEB *vh*. Observe que, o VEB 3 (barra verde) e o VEB 2 (barra azul) apresentam um maior tempo de retardo, maior que uma hora, enquanto que o VEB 4 apresenta um menor tempo de retardo de 0,7 horas. Finalmente, estes resultados mostram a forte influência das incertezas, assim como, a obtenção de um perfil otimizado do tempo de navegação de cada VEB *vh* na operação da frota de VEBs.

Tabela 8 – Tempos de navegação, carregamento, retardo na operação da frota de VEBs.

VEB	Tempo de Operação (h)		Tempo de Navegação (h)		Tempo de Carregamento (h)		Tempo de Retardo (h)
	Primeiro Caso	Segundo Caso	Primeiro Caso	Segundo Caso	Primeiro Caso	Segundo Caso	
1	9,55	8,90	5,72	5,72	2,91	2,26	0,92
2	9,05	8,34	5,09	5,09	2,87	2,16	1,09
3	13,08	11,25	7,20	7,12	4,74	2,99	1,14
4	9,76	8,73	5,41	5,41	3,68	2,65	0,67
5	11,72	11,13	6,35	6,40	4,51	3,87	0,86

Fonte: Dados da pesquisa do autor.

A Tabela 8 mostra o tempo total de operação e suas componentes (navegação, carregamento, e retardo) para cada VEB da frota. Observa-se que os tempos de operação e navegação dos VEBs 3 e 5 são maiores em comparação com os outros VEBs.

Note também que, houve uma redução no tempo de carregamento no primeiro caso em comparação com o segundo, para ambos os VEBs. Além disso, o VEB 3 teve o maior tempo de retardo na frota devido à presença das incertezas durante a navegação. Assim, após o processo de otimização é observado que os tempos de carregamento apresentam uma maior influência na operação dos VEBs. Note que para o VEB 2 e 3 a componente tempo de carregamento no segundo caso apresenta uma redução significativa sobre o primeiro caso.

Esta redução resulta necessária (para minimizar os custos) devido a, o maior tempo de retardo por presença das incertezas durante a navegação. Portanto, a otimização do tempo de operação resulta na redução do tempo de carregamento, enquanto a rota curta apresente maiores tempos de retardo pela presença das incertezas.

Tabela 9 – Tempos de carregamento, número de recargas, e taxa de carregamento unitário para o VEB 1 durante a navegação.

VEB 1								
Entregas	**Via Urbana *ki***	**Primeiro Caso**			**Via Urbana *ki***	**Segundo Caso**		
		$\tau^{RU}_{vh,e,ki}$ (h)	$n^{R}_{vh,e,ki}$	p^{RU}_{ki} (kW)		$\tau^{RU}_{vh,e,ki}$ (h)	$n^{R}_{vh,e,ki}$	p^{RU}_{ki} (kW)
Entrega 1	$34 \rightarrow 26$	0	0	0	$34 \rightarrow 26$	0	0	0
	$26 \rightarrow 25$	0	0	0	$26 \rightarrow 25$	0,26	1	10
Entrega 2	$25 \rightarrow 12$	0	0	0	$25 \rightarrow 12$	0	0	0
	$12 \rightarrow 11$	0	0	0	$12 \rightarrow 11$	0	0	0
	$11 \rightarrow 10$	0	0	0	$11 \rightarrow 10$	0	0	0
Entrega 3	$10 \rightarrow 27$	0	0	0	$10 \rightarrow 27$	0	0	0
	$27 \rightarrow 26$	0,28	1	10	$27 \rightarrow 26$	0	0	0
	$26 \rightarrow 25$	0,50	1	10	$26 \rightarrow 25$	0,50	2	10
	$25 \rightarrow 12$	0	0	0	$25 \rightarrow 12$	0	0	0
	$12 \rightarrow 7$	0	0	0	$12 \rightarrow 7$	0	0	0
Entrega 4	$7 \rightarrow 8$	0	0	0	$7 \rightarrow 8$	0	0	0
	$8 \rightarrow 11$	1	1	6	$8 \rightarrow 11$	0	0	0
	$11 \rightarrow 26$	0	0	0	$11 \rightarrow 26$	0	0	0
	$26 \rightarrow 25$	0	0	0	$26 \rightarrow 25$	0	0	0
	$25 \rightarrow 24$	0	0	0	$25 \rightarrow 24$	0,50	2	10
	$24 \rightarrow 23$	0,50	1	10	$24 \rightarrow 23$	0	0	0
	$23 \rightarrow 14$	0	0	0	$23 \rightarrow 14$	0	0	0
	$14 \rightarrow 5$	0	0	0	$14 \rightarrow 5$	0	0	0
Retorno	$5 \rightarrow 6$	0	0	0	$5 \rightarrow 6$	0	0	0
	$6 \rightarrow 13$	0,63	1	6	$6 \rightarrow 13$	0	0	0
	$13 \rightarrow 24$	0	0	0	$13 \rightarrow 24$	0	0	0
	$24 \rightarrow 34$	0	0	0	$24 \rightarrow 34$	0	0	0

Fonte: Dados da pesquisa do autor.

A Tabela 9 mostra para ambos os casos o tempo de carregamento, número de recargas, e a taxa de carregamento unitário do VEB 1 em cada via urbana *ki* percorrida durante a navegação. Observe que, em ambos os casos apresenta-se o mesmo número de carregamentos totais.

Além disso, no primeiro caso só três carregamentos foram do tipo ultra rápido (10 kW) e no segundo caso todos os cinco carregamentos foram feitos com taxa ultra rápida. Vale mencionar que em ambos os casos, a maioria das recargas são feitas em vias urbanas *ki* pertencentes às entregas 3 e 4. O tempo total de carregamento do VEB1 resulta em 2,91 horas e 2,26 horas para o primeiro e segundo caso, respectivamente. Note também que o menor tempo de recarga para o primeiro caso resulta em 0,28 horas (na entrega 3), e 0,26 horas (na entrega 1) no segundo caso com redução de 0,65 horas no tempo total.

Tabela 10 – Tempos de carregamento, número de recargas, e taxa de carregamento unitário para o VEB 2 durante a navegação.

VEB 2								
Entregas	**Via Urbana *ki***	**Primeiro Caso**			**Via Urbana *ki***	**Segundo Caso**		
		$\tau^{RU}_{vh,e,ki}$ (h)	$n^{R}_{vh,e,ki}$	p^{RU}_{ki} (kW)		$\tau^{RU}_{vh,e,ki}$ (h)	$n^{R}_{vh,e,ki}$	p^{RU}_{ki} (kW)
Entrega 1	34 → 26	0	0	0	34 → 26	0	0	0
	26 → 25	0	0	0	26 → 25	0	0	0
	25 → 24	0	0	0	25 → 24	0	0	0
	24 → 23	0	0	0	24 → 23	0	0	0
	23 → 22	0	0	0	23 → 22	0	0	0
Entrega 2	22 → 21	0	0	0	22 → 21	0	0	0
	21 → 20	0	0	0	21 → 20	0,45	1	10
	20 → 19	0	0	0	20 → 19	0	0	0
	19 → 18	1	1	6	19 → 18	0	0	0
	18 → 1	0,87	1	6	18 → 1	0	0	0
	1 → 2	0	0	0	1 → 2	0,55	1	6
Entrega 3	2 → 3	0	0	0	2 → 3	0	0	0
	3 → 4	0	0	0	3 → 4	0	0	0
	4 → 15	1	1	6	4 → 15	0	0	0
	15 → 22	0	0	0	15 → 22	0	0	0
	22 → 21	0	0	0	22 → 21	0,25	2	10
	21 → 20	0	0	0	21 → 20	0,10	1	10
	20 → 19	0	0	0	20 → 19	0	0	0
Entrega 4	19 → 40	0	0	0	19 → 40	0,55	1	6
	40 → 41	0	0	0	40 → 41	0	0	0
Retorno	41 → 39	0	0	0	41 → 39	0	0	0
	39 → 38	0	0	0	39 → 38	0	0	0
	38 → 36	0	0	0	38 → 36	0	0	0
	36 → 24	0	0	0	36 → 24	0	0	0
	24 → 34	0	0	0	24 → 34	0	0	0

Fonte: Dados da pesquisa do autor.

Os valores de tempo de carregamento, número de recargas, e taxa de carregamento unitário, por cada via urbana *ki* percorrida pelo VEB 2 em ambos os casos são mostrados na Tabela 10. Note que, o número de recargas feitas no segundo caso resulta no dobro do primeiro caso. No primeiro caso, as três recargas foram feitas com taxas rápidas (6 kW), já no segundo caso, a maioria com taxas ultra rápidas (10 kW). Note também que, no primeiro caso todas as recargas foram feitas nas vias urbanas *ki* pertencentes às entregas 2 e 3 e para o segundo caso às entregas 2, 3, e 4. Os tempos totais de carregamento para o primeiro e segundo caso resultam em 2,87 e 2,16 horas, respectivamente. Além disso, note que os menores tempos de carregamento para o primeiro e segundo caso resultam em 0,87 horas (entrega 2) e 0,10 horas (entrega 3), respectivamente. Finalmente, os resultados mostraram uma redução significativa de 0,71 horas no tempo total de carregamento.

Tabela 11 – Tempos de carregamento, número de recargas, e taxa de carregamento unitário para o VEB 3 durante a navegação.

VEB 3								
Entregas	**Via Urbana *ki***	**Primeiro Caso**			**Via Urbana *ki***	**Segundo Caso**		
		$\tau^{RU}_{vh,e,ki}$ (h)	$n^{R}_{vh,e,ki}$	p^{RU}_{ki} (kW)		$\tau^{RU}_{vh,e,ki}$ (h)	$n^{R}_{vh,e,ki}$	p^{RU}_{ki} (kW)
Entrega 1	34 → 26	0	0	0	34 → 26	0	0	0
	26 → 25	0	0	0	26 → 25	0	0	0
	25 → 24	0	0	0	25 → 24	0	0	0
	24 → 23	0	0	0	24 → 23	0	0	0
	23 → 22	0	0	0	23 → 22	0	0	0
	22 → 21	0	0	0	22 → 21	0,50	1	10
	21 → 38	0,55	1	6	21 → 38	0	0	0
Entrega 2	38 → 37	0,36	1	10	38 → 37	0,50	4	10
	37 → 35	0	0	0	37 → 35	0,50	1	10
	35 → 33	0	0	0	35 → 33	0	0	0
	33 → 51	1	1	6	33 → 51	0	0	0
	51 → 50	0	0	0	51 → 50	0	0	0
Entrega 3	50 → 49	0	0	0	50 → 49	0	0	0
	49 → 48	0	0	0	49 → 59	0	0	0
	48 → 47	0,92	2	6	59 → 60	0	0	0
	47 → 61	0	0	0	60 → 61	0	0	0
Entrega 4	61 → 62	0	0	0	61 → 62	0	0	0
	62 → 46	1	1	6	62 → 46	0	0	0
Retorno	46 → 41	0	0	0	46 → 41	0	0	0
	41 → 39	0	0	0	41 → 39	0	0	0
	39 → 38	0	0	0	39 → 38	0	0	0
	38 → 36	0	0	0	38 → 36	0	0	0
	36 → 24	0	0	0	36 → 24	0	0	0
	24 → 34	0	0	0	24 → 34	0	0	0

Fonte: Dados da pesquisa do autor.

Após a operação do VEB 3 características como: tempos de carregamento, número de recargas e taxa de carregamento unitárias por cada via urbana *ki* percorrida em ambos os casos, são apresentadas na Tabela 11.

Note que para ambos os casos o VEB 3 apresenta o mesmo número de recargas. O maior número de carregamentos foram feitos nas vias urbanas *ki* pertencentes às entregas 2 e 3, já no segundo caso este maior número se concentra na entrega 2. Além disso, os maiores valores de taxa de carregamento (10 kW) estão presentes no segundo caso.

Os tempos totais de carregamento do VEB 3 em cada caso resultam em 4,74 horas para o primeiro e 3,00 horas para o segundo sendo evidente uma redução significativa de mais de hora e meia (1,74 horas aproximadamente).

Tabela 12 – Tempos de carregamento, número de recargas, e taxa de carregamento unitário para o VEB 4 durante a navegação.

VEB 4								
Entregas	**Via Urbana *ki***	**Primeiro Caso**			**Via Urbana *ki***	**Segundo Caso**		
		$\tau^{RU}_{vh,e,ki}$ **(h)**	$n^{R}_{vh,e,ki}$	p^{RU}_{ki} **(kW)**		$\tau^{RU}_{vh,e,ki}$ **(h)**	$n^{R}_{vh,e,ki}$	p^{RU}_{ki} **(kW)**
Entrega 1	34 → 35	0	0	0	34 → 35	0	0	0
	35 → 33	0	0	0	35 → 33	0	0	0
	33 → 32	0	0	0	33 → 32	0	0	0
	32 → 28	0	0	0	32 → 28	0	0	0
	28 → 29	0	0	0	28 → 29	0,50	2	10
Entrega 2	29 → 31	0	0	0	29 → 31	0	0	0
	31 → 53	0	0	0	31 → 53	0	0	0
	53 → 52	0,68	1	6	53 → 52	0	0	0
	52 → 51	1	1	6	52 → 51	0	0	0
Entrega 3	51 → 57	0	0	0	51 → 57	0	0	0
	57 → 67	1	1	6	57 → 67	0	0	0
	67 → 68	0	0	0	67 → 68	0	0	0
Entrega 4	68 → 58	0	0	0	68 → 58	0,55	1	6
	58 → 59	0	0	0	58 → 59	0	0	0
	59 → 60	1	1	6	59 → 60	0	0	0
Retorno	60 → 48	0	0	0	60 → 48	0,55	2	6
	48 → 38	0	0	0	48 → 38	0	0	0
	38 → 36	0	0	0	38 → 36	0	0	0
	36 → 24	0	0	0	36 → 24	0	0	0
	24 → 34	0	0	0	24 → 34	0	0	0

Fonte: Dados da pesquisa do autor.

A Tabela 12 mostra para ambos os casos, o tempo de carregamento, número de recargas, e a taxa de carregamento unitário do VEB 4 nas vias urbanas *ki* percorridas durante a navegação. Note que, o maior número de recargas foi feito no primeiro caso com uma taxa de 6 kW. Neste caso todas as recargas foram feitas nas vias urbanas *ki* pertencentes às entregas 2, 3, e 4. No segundo caso, a única recarga com taxa ultra rápida (10 kW) foi feita na última via urbana *ki* pertencente à primeira entrega *e*. Os tempos totais de carregamento resultam em 3,68 horas e 2,65 horas para o primeiro e segundo caso, respectivamente. Note que a redução do tempo total de carregamento foi de 1 hora aproximadamente.

Na Tabela 13 mostra-se os resultados obtidos para o tempo de carregamento, número de recargas, e taxa de carregamento unitário após a operação do VEB 5, para ambos os casos. No primeiro caso, o VEB 5 fez duas recargas com taxas de 6 kW, tanto na última entrega, quanto no retorno ao armazém. Já no segundo caso, das 5 recargas feitas (nas entregas 1, 2, e o retorno), duas foram feitas com taxa de carregamento ultra rápida (10 kW) no retorno ao

armazém. Além disso, os tempos totais de carregamento foram de 4,51 e 3,88 horas para o primeiro e segundo caso, respectivamente com uma redução de tempo de 0,63 horas.

Tabela 13 – Tempos de carregamento, número de recargas, e taxa de carregamento unitário para o VEB 5 durante a navegação.

VEB 5								
Entregas	**Via**	**Primeiro Caso**			**Via**	**Segundo Caso**		
	Urbana ki	$\tau^{RU}_{vh,e,ki}$ **(h)**	$n^{R}_{vh,e,ki}$	p^{RU}_{ki} **(kW)**	**Urbana** ki	$\tau^{RU}_{vh,e,ki}$ **(h)**	$n^{R}_{vh,e,ki}$	p^{RU}_{ki} **(kW)**
Entrega 1	34 → 35	0	0	0	34 → 35	0,96	2	6
	35 → 33	0	0	0	35 → 33	0	0	0
Entrega 2	33 → 51	0	0	0	33 → 51	1	1	6
	51 → 57	0	0	0	51 → 57	0	0	0
Entrega 3	57 → 56	0	0	0	57 → 56	0	0	0
	56 → 55	0,91	1	6	56 → 55	0	0	0
	55 → 65	0	0	0	55 → 65	0	0	0
Entrega 4	65 → 66	1	1	6	65 → 66	0	0	0
	66 → 71	0	0	0	66 → 71	0	0	0
	71 → 70	1	1	6	71 → 70	0	0	0
Retorno	70 → 69	0	0	0	70 → 69	0	0	0
	69 → 68	0	0	0	69 → 68	0	0	0
	68 → 58	0	0	0	68 → 58	0	0	0
	58 → 59	0	0	0	58 → 50	0,48	2	10
	59 → 60	0,60	1	6	50 → 49	0	0	0
	60 → 48	1	1	6	49 → 48	0	0	0
	48 → 38	0	0	0	48 → 38	0	0	0
	38 → 36	0	0	0	38 → 36	0	0	0
	36 → 24	0	0	0	36 → 24	0	0	0
	24 → 34	0	0	0	24 → 34	0	0	0

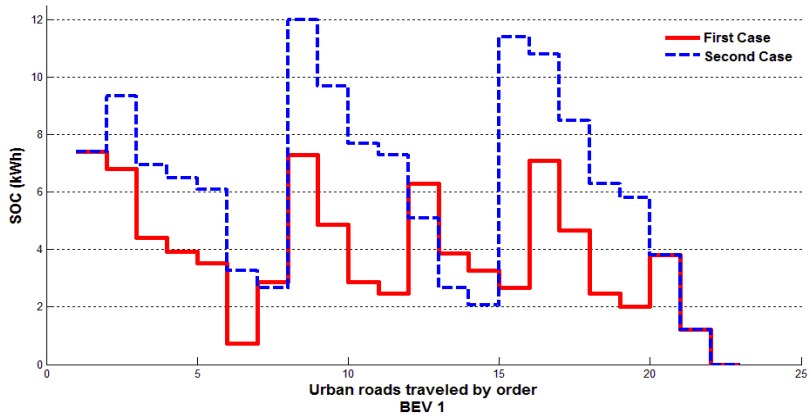
Fonte: Dados da pesquisa do autor.

Finalmente, observa-se para os VEBs pertencentes à frota, uma redução no tempo de carregamento com valores de 0,65 do VEB 1, 0,71 do VEB 2, 1,74 do VEB 3, 1,03 do VEB 4, e 0,63 para o VEB 5. Estas reduções individuais resultam significativas em termos monetários quando são consideradas para uma frota de grande porte.

As Figs. 15-19 mostram o perfil do $SOC_{vh,e,i}$ para os VEBs em ambos os casos, e na Fig. 20 mostra-se o número total de carregamentos, $\sum_{\forall e \in \Omega_e} \sum_{\forall ki \in \Omega_a} n^{R}_{vh,e,ki}$, para cada VEB. Na Fig. 15, para o primeiro caso, o VEB 1 mostra cinco estados de carga de 9,6% (p^{RU}_{ki}*=10;* $n^{R}_{vh,e,ki}$*=1*), 24,3% (p^{RU}_{ki}*=10;* $n^{R}_{vh,e,ki}$*=1*), 20,9% (p^{RU}_{ki}*=6;* $n^{R}_{vh,e,ki}$*=1*), 23,6% (p^{RU}_{ki}*=10;* $n^{R}_{vh,e,ki}$*=1*), e 12,7% (p^{RU}_{ki}*=6;* $n^{R}_{vh,e,ki}$*=1*) de K^s. Para o segundo caso mostram-se três estados de carga com valores de 31,2% (p^{RU}_{ki}*=10;* $n^{R}_{vh,e,ki}$*=1*), 40,3% (p^{RU}_{ki}*=10;* $n^{R}_{vh,e,ki}$*=2*), e 38,3% (p^{RU}_{ki}*=10;* $n^{R}_{vh,e,ki}$*=2*).

Vale mencionar que em ambos os casos, mais da metade dos carregamentos foram feitos com taxas ultra rápidas. Além disso, no segundo caso o perfil do $SOC_{vh,e,i}$, apresenta valores pico de energia armazenada na bateria do VEB 1, obtidos com taxas ultra rápidas, reduzindo o tempo de carregamento durante a operação. Vale mencionar que o primeiro caso apresenta um número maior de picos de energia armazenada (alcançados com taxas de carregamento rápido) do que o segundo caso.

Figura 15 – Estado de carga SOC do VEB 1.



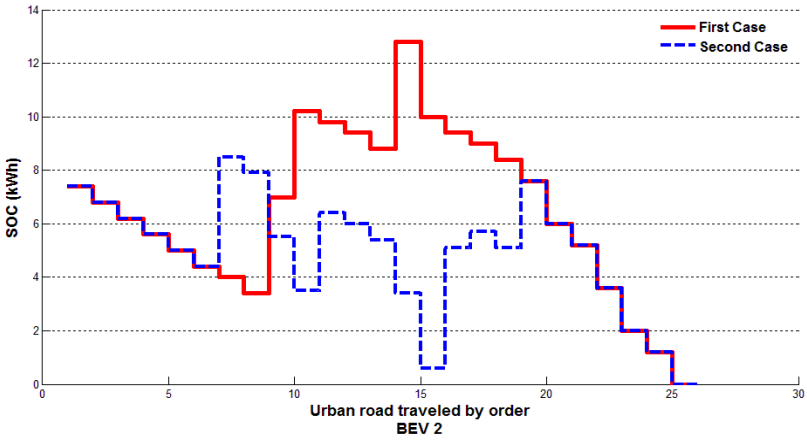
Fonte: Elaboração do autor.

Para o VEB 2 no primeiro caso, a Fig. 16 mostra os três estados de carga da bateria com valores de 23,3% (p_{ki}^{RU}=*6;* $n_{vh,e,ki}^{R}$=*1*), 34,0% (p_{ki}^{RU}=*6;* $n_{vh,e,ki}^{R}$=*1*), e 42,7% (p_{ki}^{RU}=*6;* $n_{vh,e,ki}^{R}$=*1*) atingidos com taxas de carregamento rápidas. O segundo caso, apresenta cinco estados de carga de 28,3% (p_{ki}^{RU}=*10;* $n_{vh,e,ki}^{R}$=*1*), 21,3% (p_{ki}^{RU}=*6;* $n_{vh,e,ki}^{R}$=*1*), 17,0% (p_{ki}^{RU}=*10;* $n_{vh,e,ki}^{R}$=*2*), 19,0% (p_{ki}^{RU}=*10;* $n_{vh,e,ki}^{R}$=*1*), e 25,3% (p_{ki}^{RU}=*6;* $n_{vh,e,ki}^{R}$=*1*), sendo que a maioria destes estados é atingido com taxas ultra rápidas. Note que, no segundo caso mostra-se um perfil de armazenamento de energia menor que no primeiro caso. Vale destacar que os valores de energia armazenada na bateria para o primeiro caso resultam de recargas com tempos de carregamento próximos a 1 hora.

Na Fig. 17, o VEB 3 mostra cinco estados de carga, 15,0% (p_{ki}^{RU}=*6;* $n_{vh,e,ki}^{R}$=*1*), 21,6% (p_{ki}^{RU}=*10;* $n_{vh,e,ki}^{R}$=*1*), 25,3% (p_{ki}^{RU}=*6;* $n_{vh,e,ki}^{R}$=*1*), 36,7% (p_{ki}^{RU}=*6;* $n_{vh,e,ki}^{R}$=*2*), e 29,3% (p_{ki}^{RU}=*6;* $n_{vh,e,ki}^{R}$=*1*) feitos na rota curta para o primeiro caso. No segundo caso, mostra-se três estados de carga com valores de 31,3% (p_{ki}^{RU}=*10;* $n_{vh,e,ki}^{R}$=*1*), 81,6% (p_{ki}^{RU}=*10;* $n_{vh,e,ki}^{R}$=*4*), e 92,9% (p_{ki}^{RU}=*10;* $n_{vh,e,ki}^{R}$=*1*) atingidos com taxa ultra rápida. Portanto, o perfil $SOC_{vh,e,i}$ no segundo caso, apresenta um pico de energia próximo da capacidade da bateria. Note que este pico de energia, foi atingido com valores maiores de taxa de carregamento

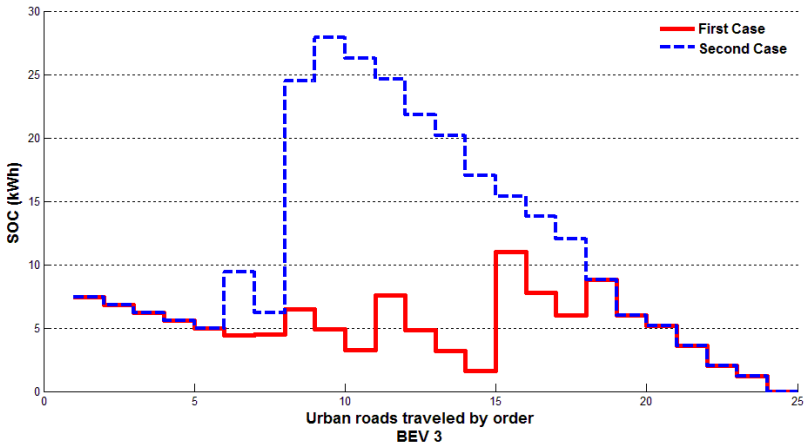
(ultra rápido) e tempos de carregamento próximos de 30 minutos. Após este pico, um novo carregamento é feito à mesma taxa, fornecendo a energia necessária para concluir a operação.

Figura 16 – Estado de carga SOC do VEB 2.



Fonte: Elaboração do autor.

Figura 17 – Estado de carga SOC do VEB 3.



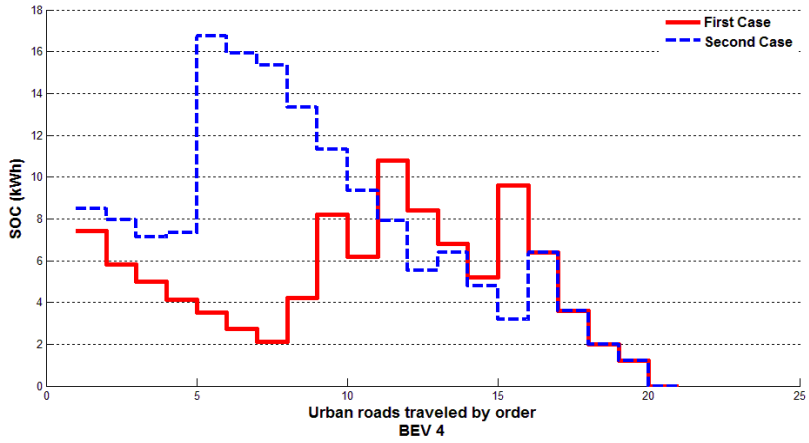
Fonte: Elaboração do autor.

Na Fig. 18, para o VEB 4, os estados de carga obtidos para o primeiro caso são de 14,0% (p_{ki}^{RU}=6; $n_{vh,e,ki}^{R}$=1), 27,3% (p_{ki}^{RU}=6; $n_{vh,e,ki}^{R}$=1), 36,0% (p_{ki}^{RU}=6; $n_{vh,e,ki}^{R}$=1), 32,0% (p_{ki}^{RU}=6; $n_{vh,e,ki}^{R}$=1), e no segundo caso 55,8% (p_{ki}^{RU}=10; $n_{vh,e,ki}^{R}$=2), 21,3% (p_{ki}^{RU}=6; $n_{vh,e,ki}^{R}$=1), e 21,3% (p_{ki}^{RU}=6; $n_{vh,e,ki}^{R}$=2). Note que o perfil do $SOC_{vh,e,i}$ apresenta picos de energia próximos do 50% da capacidade da bateria, e também observa-se que no primeiro caso os picos de energia armazenada são menores e consecutivos.

Com a Fig. 19, mostra-se os estados de carga do VEB 5, para o primeiro caso, com valores de 19,3% (p_{ki}^{RU}=6; $n_{vh,e,ki}^{R}$=1), 31,3% (p_{ki}^{RU}=6; $n_{vh,e,ki}^{R}$=1), 32,0% (p_{ki}^{RU}=6; $n_{vh,e,ki}^{R}$=1), 12,0% (p_{ki}^{RU}=6; $n_{vh,e,ki}^{R}$=1), e 21,3% (p_{ki}^{RU}=6; $n_{vh,e,ki}^{R}$=1), e no segundo caso são

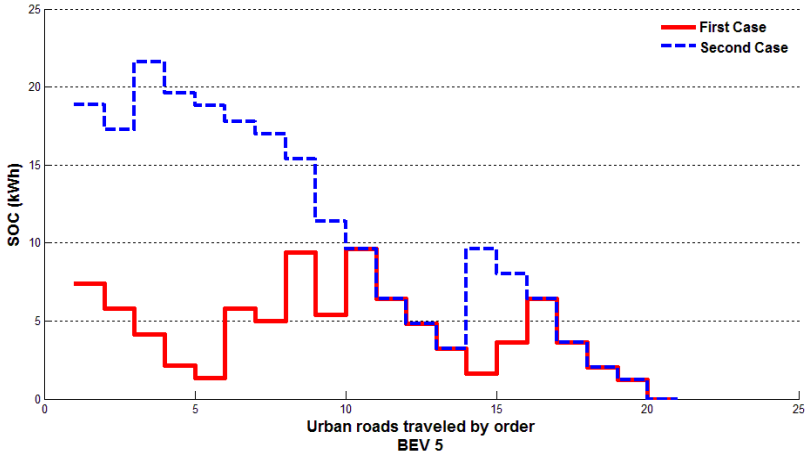
de 62,9% (p_{ki}^{RU}=*6;* $n_{vh,e,ki}^{R}$=*2*), 72,0% (p_{ki}^{RU}=*6;* $n_{vh,e,ki}^{R}$=*1*), e 32,0% (p_{ki}^{RU}=*10;* $n_{vh,e,ki}^{R}$=*2*). Assim, no primeiro caso o VEB 5 inicia sem recarga da sua bateria, e durante a navegação realiza recargas parciais inferiores ao 30% da capacidade da bateria. No segundo caso o perfil do $SOC_{vh,e,i}$ do VEB 5, após o inicio da operação, este armazena energia com um valor de pico próximo do 60% da capacidade da bateria. Vale mencionar que, o perfil de energia armazenada para cada VEB mostra o regime da energia necessária para o atendimento de todas as entregas com retorno ao armazém em ambos os casos.

Figura 18 – Estado de carga SOC do VEB 4.



Fonte: Elaboração do autor.

Figura 19 – Estado de carga SOC do VEB 5.

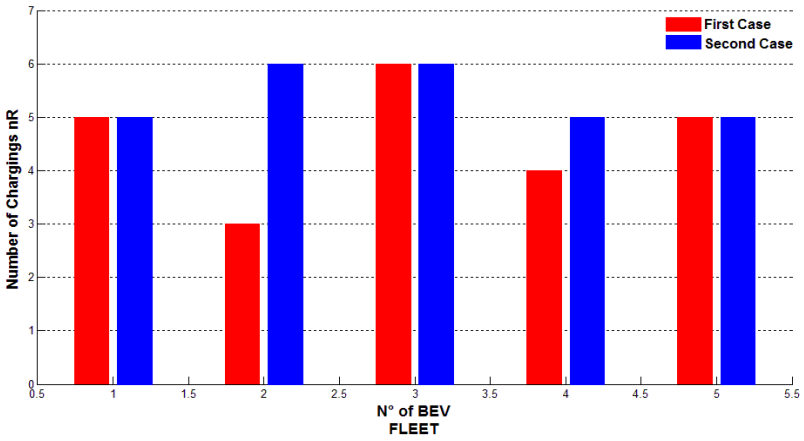


Fonte: Elaboração do autor.

A Fig. 20 mostra o número total de carregamentos para cada VEB durante a navegação. Note que os VEBs 1, 3, e 5 tiveram um mesmo número de recargas, tanto para o primeiro caso, quanto para o segundo. Além disso, para os VEBs 2, e 4 o número de carregamentos no segundo caso foi mais que no primeiro caso. Finalmente, os custos para o primeiro caso foram 4.46% maior que para o segundo caso. Portanto, resulta evidente que

uma estratégia de otimização para este problema deve minimizar as horas extras após o horário de trabalho.

Figura 20 – Numero de carregamentos por cada VEB.



Fonte: Elaboração do autor.

3.8 CONCLUSÕES DO CAPÍTULO.

Foi apresentado um modelo PLIM para otimização dos custos de manutenção e horas extra para rotas programadas de uma frota de VEBs durante a entrega de produtos em pontos de entrega pré especificados. O VEB em cada rota percorrida apresenta uma estratégia de carregamento eficiente. O modelo proposto considera um número de restrições operacionais relacionadas com o número de entregas, velocidade média, localização dos pontos de entrega, e carregamento, assim como, o desempenho das baterias da frota de VEBs. As incertezas são modeladas usando uma probabilidade de ocorrer um tempo de retardo, devido à presença de PTS, PS, e PPW. Foi usado como sistema teste um mapa de cidade de 71 interseções e 131 vias urbanas, principais e secundárias, modelado com um grafo multidirecional. Os resultados mostraram que na consideração das horas extra devido à presença das incertezas, o modelo resolveu apresentando uma programação ótima dos VEBs com custo mínimo. Portanto, o modelo proposto resulta em uma ferramenta útil na análise, avaliação e planejamento da operação econômica dos VEBs, incentivando às empresas a utilizarem essa tecnologia de transporte nas áreas de serviços, garantindo assim a sustentabilidade, e como consequência, a redução da poluição nas áreas urbanas.

4 GERENCIAMENTO ÓTIMO PELO LADO DA DEMANDA CONSIDERANDO UM SFH EM UMA RBT NO SDEE.

No presente capítulo propõe-se um modelo de PLIM para o problema de gerenciamento ótimo pelo lado da demanda considerando um SFH em uma RBT no SDEE. O modelo proposto visa minimizar os custos mensais por consumo de energia, considerando um esquema de operação que otimiza o fornecimento contínuo de energia na RBT, levando em conta, as incertezas nos hábitos de utilização dos usos-finais, assim como, os hábitos de carregamento da bateria de um VE plug-in dentro da RBT.

As incertezas na utilização dos usos-finais e carregamento do VE são modeladas mediante um algoritmo de simulação Monte Carlo. Este algoritmo de simulação permite obter o perfil de consumo habitual de cada uso-final e da bateria do VE ao longo do dia. Assim, um perfil habitual da RBT é obtido para o dia. Este perfil habitual de consumo é usado como dado de entrada no modelo proposto, obtendo assim um perfil ótimo de consumo planejado para o dia seguinte. O perfil ótimo planejado foi obtido através de um programa de GLD, que realiza os deslocamentos dos horários de utilização dos usos-finais (mudança nos hábitos de consumo) ao longo do dia considerando uma tarifa horária.

O problema do gerenciamento ótimo pelo lado da demanda considerando um SFH em uma RBT no SDEE resulta ser um problema não linear com variáveis binárias e contínuas. A não linearidade do modelo proposto está representada nas restrições relacionadas com os cálculos por consumo de energia dos usos-finais e o consumo de energia por parte da bateria do VE. Assim, visando encontrar um modelo linearizado foram utilizadas restrições lineares equivalentes inspiradas no método da Big-M (KASANA; KUMAR, 2004). Além disso, no modelo proposto, as variáveis binárias de decisão representam para cada uso-final e o VE plug-in os períodos de utilização (conectado para carregamento no caso do VE) ao longo do dia. O balanço de potência no esquema de operação para fornecimento contínuo e armazenamento da energia são representados mediante variáveis contínuas a ser utilizadas nas expressões de linearização.

4.1 INTRODUÇÃO.

O gerenciamento da energia e a integração das fontes de energia renováveis do lado dos consumidores na rede elétrica visa melhorar o desempenho do sistema de energia durante a operação (EKANAYAKE; LIYANAGE; WU; YOKOYAMA; JENKINS, 2012). Esta integração é possível dentro de uma infraestrutura inteligente conhecida como SG, que

mediante o uso da tecnologia visa um fornecimento eficiente da energia para os grupos de usuários presentes no SDEE (TURNER; DOTY, 2006). Assim, os programas de GLD são desenvolvidos e implementados visando o incremento da eficiência na operação da rede elétrica. Programas de GLD envolvem alternativas para o planejamento, análise e implementação de atividades que afetam o perfil de consumo dos usuários ao longo do dia (LIMAYE, 1985; HIRST, 1990). O controle da demanda (redução ou deslocamento da demanda de ponta dos usos-finais) considera uma estrutura tarifária, assim como, sistemas de armazenamento de energia, enquanto o uso de fontes renováveis (eólica, solar, cogeração, etc.) representam uma alternativa promissora a ser implementada para usuários residenciais (BRUSCO; BURGIO; MENNITI; PINNARELLI; SORRENTINO, 2014).

O uso da energia solar como fonte renovável através da tecnologia fotovoltaica é considerada como uma das alternativas mais econômicas e viáveis nos anos recentes (NREL, 2016). Os sistemas fotovoltaicos usados na conversão de energia solar em elétrica garantem o fornecimento de energia para o consumo residencial em dias com presença de radiação solar (LUQUE; HEGEDUS, 2011). Adicionalmente, dependendo dos hábitos de consumo dos usuários a energia gerada pelas fontes renováveis podem ou não ser totalmente utilizadas (STILLE; BOCKER; FROHLEKE; BETTENTRUP; KAISER, 2016). Assim, resulta necessário o uso de dispositivos de armazenamento de energia que permitam mais flexibilidade ao sistema mediante a recarga/descarga da energia. A recarga pode ser feita durante os períodos de disponibilidade de radiação solar ou com menores custos por consumo de energia (períodos fora de ponta). A descarga da bateria considera os períodos sem presença de radiação solar (dias nublados e horários noturnos) ou com maiores tarifas de energia (períodos intermediários e de ponta) (WANG; LIN; PEDRAM, 2016). Portanto, no desenvolvimento de programas de GLD resulta necessário o conhecimento dos hábitos de consumo (períodos de utilização dos usos-finais), características dos usos-finais (períodos diários de uso, potência média, etc.) e fontes renováveis disponíveis (eólica, solar, cogeração, dentre outras) (ERDINC; PATERAKIS; CATALÃO; PAPPI; BAKIRTZIS, 2015).

Este trabalho propõe um modelo PLIM para o gerenciamento ótimo pelo lado da demanda em uma RBT considerando um SFH. O modelo proposto considera um esquema de operação que otimiza e garante o fornecimento continuo da energia, levando em conta, as incertezas nas características de utilização dos usos-finais e carregamento da bateria do VE, visando minimizar os custos mensais por consumo de energia. O conjunto de restrições do modelo proposto considera a potência média, número de períodos, e o tempo médio de utilização dos usos-finais, assim como, a taxa e o tempo médio de carregamento, e o estado de

carga (SOC) da bateria do VE. Uma estrutura tarifária é considerada para direcionar o programa de GLD. Um algoritmo de Monte Carlo foi desenvolvido para representar as incertezas e obter um perfil habitual de consumo da RBT. Os usos-finais são diferenciados pelo tempo médio de uso durante o dia e o SFH é dimensionado considerando a irradiância solar local e o consumo da RBT. O modelo proposto foi implementado na linguagem matemática AMPL (FOURER; GAY; KERNIGHAN, 2003) e resolvido mediante o solver comercial CPLEX (CPLEX Optimization - ILOG, 2008).

4.2 MODELAGEM MATEMÁTICA.

A modelagem matemática para o problema proposto visa simular os hábitos de utilização dos usos-finais e o carregamento do VE plug-in, e também representar matematicamente as características dos componentes presentes no esquema de operação para o fornecimento continuo na RBT.

Os hábitos de consumo consideram os períodos durante o dia, em que cada uso-final é conectado à rede elétrica para sua utilização (e carregamento no caso do VE). Assim, o conhecimento dos hábitos de utilização de cada uso-final (incluindo o VE) no dia, permite elaborar um perfil habitual de consumo diário da RBT. Além disso, componentes do esquema de operação como o PP, e BS, assim como os fluxos de potência dentro deste esquema de operação são representados mediante expressões matemáticas que, levam em conta, a eficiência na conversão de potência solar para elétrica, capacidade de armazenamento em cada período *t* durante o dia, e o balanço energético do esquema de operação.

4.2.1 Hábitos de utilização dos usos-finais e carregamento do VE plug-in.

Na modelagem dos hábitos de utilização dos usos-finais e carregamento do VE plug-in são, levados em conta, os dados mostrados nas Tabelas 14 e 15, respectivamente. Estes dados estão inspirados no conjunto de uso-finais apresentados em (BALDAUF, 2015). Vale destacar, que na Tabela 14 apresenta-se um número maior de usos-finais, a ser utilizados pelo usuário presente na RBT. Além disso, na Tabela 16 mostra-se os horários habituais durante o dia, em que cada uso-final *e* é utilizado, e em que, o VE plug-in é carregado. Esses períodos habituais são caracterizados por um parâmetro unitário denominado fator de conforto $f_{e,t}^{C}$ (PROCEL INFO, 2016). Conhecendo os períodos *t* em que os usos-finais são utilizados, dentro de seu horário habitual, é possível traçar um perfil habitual de consumo da RBT para o dia. Os dados da Tabela 16 permitem desenhar um perfil habitual de consumo com maior probabilidade de utilização dos usos-finais, e carregamento do VE, durante os períodos

intermediários e pico, como em (2015 STATISTICAL YEARBOOK OF ELECTRICITY, 2014).

Tabela 14 – Dados de utilização habitual dos usos-finais.

N°	Uso-final e	P_e(kW)	t_e^E	τ_e^{av}(h)	$\underline{n}_e^v$	$\underline{\tau}_e$(h)	n_e^V
1	Air Conditioner	4.00	1	2	2	0.25	0
2	Freezer	0.40	1	10	10	0.50	0
3	Clothes Dayer	3.50	1	1	1	0.50	0
4	Computer	0.25	1	2	2	0.50	0
5	Incand. Light	0.10	1	5	5	0.25	0
6	TV	0.09	1	5	5	0.50	0
7	Electric Iron	1.00	1	1	1	0.25	0
8	Fan	0.10	1	4	4	0.50	0
9	DVD Player	0.025	1	2	2	0.25	0
10	Stereo	0.020	1	2	2	0.25	0
11	Electric Faucet	3.50	0	0.50	1	0	1
12	Dishwasher	1.50	0	0.75	1	0	1
13	Coffee Maker	1.00	0	0.50	1	0	1
14	Oven Resistance	1.50	0	0.50	1	0	1
15	Electric Shower	3.50	0	0.15	1	0	1
16	Microwave	1.30	0	0.33	1	0	1
17	Washing Machine	1.50	0	0.50	1	0	1
18	Vacuum Cleaner	1.00	0	0.33	1	0	1
19	Hair Dryer	0.70	0	0.50	1	0	1
20	Toaster	0.80	0	0.16	1	0	1

Fonte: Dados da pesquisa do autor.

Tabela 15 – Dados de carregamento habitual do VE plug-in.

N°	VE	P^{EV} (kW)	t_e^E	SOC (kWh)	$\underline{\tau}^{EV}(h)$	$\underline{n}^p$
21	Electric Vehicle	4.00	1	1.23	0.3	5.0

Fonte: Dados da pesquisa do autor.

Tabela 16 – Períodos do dia com fator de conforto unitário.

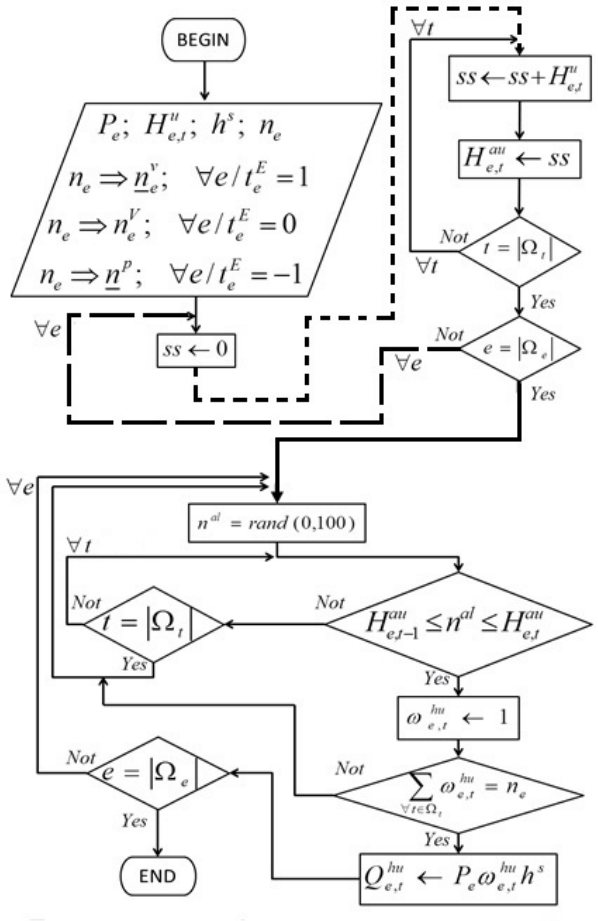
N°	Periods with $f_{e,t}^C = 1$	N°	Periods with $f_{e,t}^C = 1$
1	[01:00-04:00]; [11:00-13:00]; [18:00-22:00]	12	[06:00-08:00]; [12:00-13:00]; [18:00-22:00]
2	[06:00-24:00]	13	[06:00-08:00]; [12:00-13:00]; [18:00-22:00]
3	[05:00-07:00]; [17:00-19:00]	14	[06:00-07:00]; [20:00-21:00]
4	[05:00-12:00]; [17:00-21:00]	15	[05:00-07:00]; [18:00-20:00]
5	[01:00-06:00]; [18:00-24:00]	16	[06:00-08:00]; [11:00-14:00]; [17:00-19:00]
6	[05:00-24:00]	17	[07:00-14:00]; [22:00-24:00]
7	[06:00-08:00]; [12:00-13:00]; [18:00-21:00]	18	[07:00-12:00]; [23:00-24:00]
8	[01:00-06:00]; [09:00-24:00]	19	[05:00-09:00]; [11:00-12:00]; [17:00-18:00]; [22:00-23:00]
9	[07:00-09:00]; [18:00-24:00]	20	[06:00-10:00]; [13:00-14:00]; [20:00-23:00]
10	[05:00-09:00]; [18:00-24:00]	21	[01:00-06:00]; [18:00-24:00]
11	[05:00-07:00]; [11:00-13:00]; [17:00-21:00]	-	-

Fonte: Dados da pesquisa do autor.

Com o intuito de obter o perfil habitual de consumo da RBT, um algoritmo de simulação Monte Carlo é desenvolvido, considerando as incertezas nas características de

utilização dos usos-finais e carregamento do VE ao longo do dia (CRAMER, 2004). A Fig. 21 mostra o fluxograma do algoritmo de simulação. Este fluxograma inicia com os dados de potência média do uso-final *e*, P_e (taxa de carregamento P^{EV} no caso do VE plug-in); distribuição de probabilidade de utilização do uso-final *e* incluindo o VE no período *t*, $H^u_{e,t}$; valor de tempo no período *t*, h^s; número de períodos em que o uso-final *e* é utilizado ao longo do dia, n_e. Note que, n_e pode adotar os valores de $\underline{n}^v_e$, n^V_e, e $\underline{n}^p$ dependendo do parâmetro t^E_e.

Figura 21 – Fluxograma do algoritmo de simulação.



Fonte: Elaboração do autor.

Seguidamente, é feito um processo iterativo para cada uso-final *e*, em que o acumulador *ss* é inicializado em zero. Depois disso, é feito outro processo iterativo para os períodos *t*, em que $H^u_{e,t}$ é adicionado para cada valor atual do acumulador *ss*, obtendo um novo valor de *ss* a ser atribuído em $H^{au}_{e,t}$ e o processo continua enquanto a condição $t = |\Omega_t|$ é falsa, caso contrário, a condição $e = |\Omega_e|$ é avaliada até ser verdadeira.

Depois, um novo processo iterativo para os usos-finais *e* é executado, gerando o valor n^{al} em cada iteração *e*. Seguidamente a condição, $H^{au}_{e,t-1} \le n^{al} \le H^{au}_{e,t}$ é avaliada. Se esta condição for falsa e $t = |\Omega_t|$, então, outro n^{al} é gerado, para o caso $t \neq |\Omega_t|$ o processo

continua para a próxima iteração *t*. Caso contrário, quando a condição, $H_{e,t-1}^{au} \leq n^{al} \leq H_{e,t}^{au}$ for verdadeira, então um valor binário é atribuído em $\omega_{e,t}^{hu}$ no período *t* e, seguidamente, a condição $\sum_{\forall \tau \in \Omega_t} \omega_{e,\tau}^{hu} = n_e$ é avaliada para cada uso-final *e*. Vale mencionar que esta condição refere-se ao número de valores unitários alocados aleatoriamente em $\omega_{e,t}^{hu}$ até o atual período *t*.

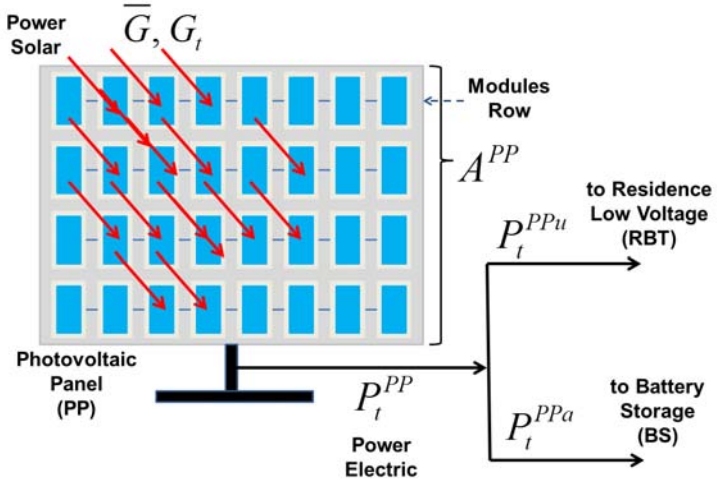
Estes valores unitários representam os períodos *t* em que o uso-final *e* é utilizado habitualmente. Assim, se esta condição for falsa, um novo valor n^{al} é gerado; caso contrário, $Q_{e,t}^{hu}$ é calculado, e a condição $e = |\Omega_e|$ é avaliada. Se esta condição não se mantiver, o processo iterativo continua para o próximo uso-final *e*; caso contrário, o processo finaliza. Note que, este algoritmo proposto não somente simula o consumo diário como uma curva de demanda ao longo do dia , como nas referencias (YAO; SAMADI; WONG; SCHOBER, 2015; ALNEJAILI; DRID; MEHDI; ALAOUI, 2015).

Este algoritmo visa simular as características de utilização de cada uso-final *e*, assim como, a recarga do VE plug-in, levando em conta, os períodos de conforto, para obter um perfil habitual de consumo diário da RBT.

4.2.2 Modelagem do PP e a conversão da energia.

A modelagem do PP e a conversão de potência solar, $A^{PP} G_t$, para potência elétrica, P_t^{PP} é mostrada na Fig. 22.

Figura 22 – Conversão da potência solar em elétrica no PP.



Fonte: Elaboração do autor.

Esta conversão de potência é representada mediante a expressão (37) e estão relacionadas através da eficiência do PP, η^{PP}, como em (LUQUE; HEGEDUS, 2011; SOLARIMETRIC ATLAS OF BRAZIL, 2000).

$$\eta^{PP} A^{PP} G_t = P_t^{PP} \qquad \forall t \in \Omega_t \qquad (37)$$

Vale mencionar que P_t^{PP} varia segundo os valores de G_t durante o dia. Este valores são definidos por intervalos horários e simulados mediante as equações de (38)-(41) (SOLAR ENERGY INTERNATIONAL, 2004) como mostradas a seguir.

$$G_t = 0 \qquad \forall t \in [t_1, t_6[\qquad (38)$$

$$G_t = \overline{G}\big((t - t_6)/(t_{12} - t_6)\big) \qquad \forall t \in [t_6, t_{12}[\qquad (39)$$

$$G_t = -\overline{G}\big((t - t_{19})/(t_{19} - t_{12})\big) \qquad \forall t \in [t_{12}, t_{19}] \qquad (40)$$

$$G_t = 0 \qquad \forall t \in]t_{19}, t_{24}] \qquad (41)$$

Assim, as equações de (38) e (41) representam a ausência de radiação solar durante os horários de madrugada (01:00 h – 06:00 h) e a noite (19:00 h – 24:00 h). Entretanto, o incremento da radiação solar (06:00 h – 12:00 h) é representado em (39), alcançando o maior valor, $\overline{G}$ ao meio-dia. A radiação solar decresce após o meio-dia até o começo da noite (19:00 h), como representado em (40).

No dimensionamento do PP, E^{kWh} é calculado mediante a expressão (42) a seguir.

$$E^{kWh} = \sum_{\forall e \in \Omega_e} P_e \tau_e^{av} \qquad (42)$$

Assim, o valor de E^{kWh} é dividido por I^{sd} com o propósito de obter P^T (MESSENGER; VENTRE, 2010). É utilizada a referência (CATALOG OF MODULES AND PHOTOVOLTAIC PANELS) para selecionar o conjunto de módulos fotovoltaicos do tipo KD325GX-LFB para fornecimento de P^T. Cada modulo fotovoltaico deste tipo esta formado por 80 células com área total de 2,27 m^2. O PP esta formado por um arranjo de cinco linhas em paralelo, contendo cada linha seis módulos fotovoltaicos e uma eficiência de 21% (SOLAR ENERGY INTERNATIONAL, 2004).

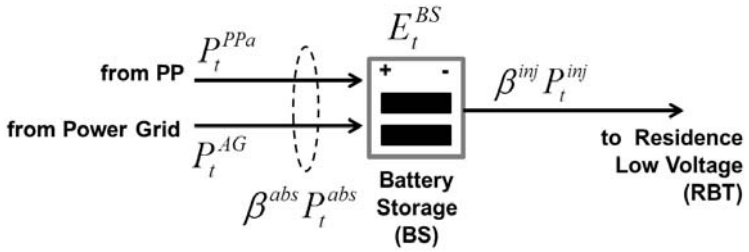
4.2.3 Modelagem da BS.

A Fig. 23 mostra a BS, e as potências P_t^{abs} e P_t^{inj} no período *t*. A energia armazenada E_t^{BS} considera as taxas β^{abs} e β^{inj} durante o dia. Note que P_t^{abs} tem como componentes as potências P_t^{PPa} e P_t^{AG}, vindas do PP e rede elétrica, respectivamente. No dimensionamento da BS considera-se que a sua capacidade é função da energia consumida na RBT em um dia e é calculado através da expressão (43) (EKANAYAKE; LIYANAGE; WU; YOKOYAMA; JENKINS, 2012).

$$\overline{E} = \sum_{\forall e \in \Omega_e} \sum_{\forall t \in \Omega_t} Q_{e,t}^{hu} \qquad (43)$$

Além disso, os limites mínimo ($\underline{P}^{abs}$,$\underline{P}^{inj}$) e máximo ($\overline{P}^{abs}$, $\overline{P}^{inj}$) das potência de absorção e injeção na BS consideram os valores médios de 1 kW e 4 kW, respectivamente. Um valor de 0,5 é considerado para as taxas β^{abs} e β^{inj} baseado em (NGUYEN; SONG; HAN, 2015) e (LUQUE; HEGEDUS, 2011). Na prática determinadas característica como: a vida cíclica para descargas profundas, necessidade de manutenção, eficiência de carregamento, taxa de auto descarga, e confiabilidade devem ser observadas para que as baterias tenham um bom desempenho quando instaladas (WENHAM, 2009; COPETTI; MACAGNAM, 2007).

Figura 23 – Potências de absorção e injeção na BS.



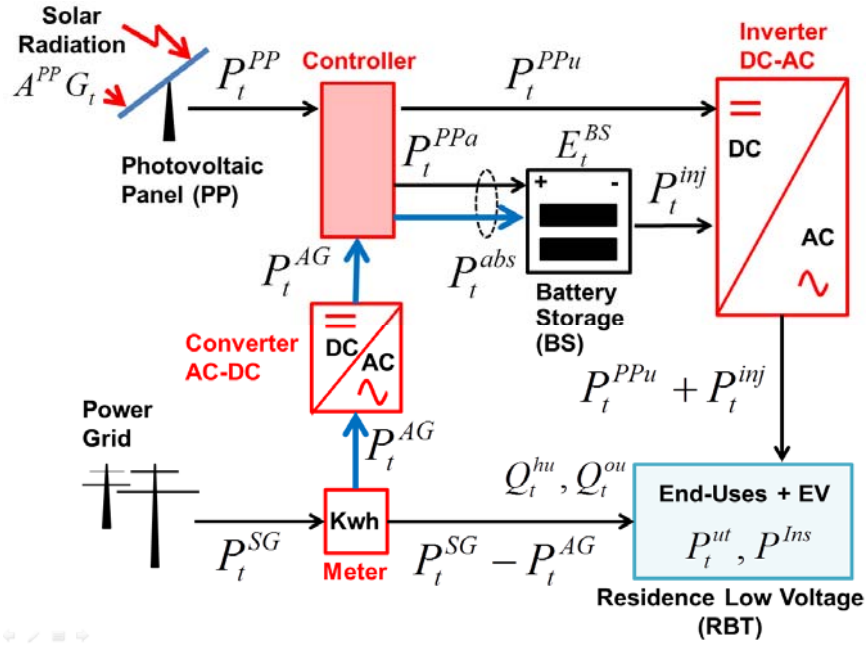
Fonte: Elaboração do autor.

4.2.4 Esquema de operação para fornecimento continuo na RBT.

A Fig. 24 mostra o esquema de operação para fornecimento continuo na RBT. Note que o esquema de operação considera um SFH (PP e BS). Assim, observa-se que a demanda, P_t^{ut}, na RBT no período *t* é fornecida por três fontes diferentes. A primeira fonte considera a potência, P_t^{PPu} vinda do PP, já a segunda fonte esta representada pela potência, P_t^{inj}, vinda da BS, e a última fonte esta representada por $P_t^{SG} - P_t^{AG}$, obtida da rede elétrica menos a parcela de potência, P_t^{AG}, a ser armazenada na BS em determinados períodos *t* ao longo do dia. Além disso, observe que os hábitos de consumo na RBT são representados por Q_t^{hu} (obtido com o algoritmo de simulação Monte Carlo), que é remodelado mediante o GLD, obtendo Q_t^{ou}. Ainda na Fig. 24 observa-se os equipamentos de condicionamento de potência como: controlador de carga, e conversores AC/DC, e DC/AC. Na prática estes tipos de equipamentos tem uma influência significativa no gerenciamento de energia de um esquema de operação. O controlador tem a função de proteger a BS contra descargas excessivas, otimizando a vida útil da bateria (ou banco de baterias). Na especificação deste tipo de dispositivo é importante saber o tipo de BS a ser usada, assim como, o regime de operação do esquema. Outras características condicionantes na especificação de um controlador são: proteção contra

corrente reversa, sobre tensões, curto-circuito, inversão de polaridade, etc. (WENHAM, 2009). No caso dos conversores de potência, estes equipamentos fornecem potência de AC/DC ou DC/AC e características como a forma de onda, método de conversão e filtragem utilizado para eliminar a formação de harmônicos durante a conversão, assim como a alta eficiência na conversão (tanto na carga nominal quanto em carga parciais), baixa manutenção, dentre outras, são, levadas em conta, para sua escolha e instalação no local de operação (PINHO; GALDINO, 2014).

Figura 24 – Esquema de operação para fornecimento continuo na RBT.



Fonte: Elaboração do autor.

4.3 HIPÓTESES.

Para modelar o problema de gerenciamento ótimo pelo lado da demanda considerando um SFH em uma RBT no SDEE são consideradas as seguintes hipóteses:

1. Um único usuário na RBT com usos-finais representativos, incluindo um VE plug-in.
2. Os tempos de utilização (usos-finais) e tempos de carregamento (VE) são discretizados em períodos de uma hora ao longo do dia.
3. Os usos-finais são diferenciados pelo tempo médio de utilização durante o dia (menor ou maior que 1 hora).
4. Uma estrutura tarifária com três níveis (pico, intermediário e fora de pico) é aplicada para notificar ao consumidor do seu uso da eletricidade.
5. Na estimativa de produção da energia elétrica, a variação da irradiação solar é discretizada em períodos de uma hora durante o dia.

6. O painel fotovoltaico opera com inclinação horizontal e orientação ao norte geográfico.
7. Os dispositivos de proteção, controle e conversão (AC/DC e DC/AC) são considerados ideais (sem perdas durante a operação).

4.4 MODELO MATEMÁTICO NÃO LINEAR.

O problema do gerenciamento ótimo pelo lado da demanda considerando um SFH em uma RBT no SDEE é formulado inicialmente como um modelo de PNLIM como se mostra a seguir.

$$Min: \sum_{\forall t \in \Omega_t} \delta_t P_t^{SG} h^s \tag{44}$$

Na função objetivo (44), o custo da energia fornecida pela rede elétrica é minimizado e as restrições deste problema são consideradas como mostradas a continuação.

$$\omega_{e,t}^{ou} = 0 \qquad \forall e \in \Omega_e, \forall t \in \Omega_t / f_{e,t}^{C} = 0 \tag{45}$$

$$\sum_{\forall t \in \Omega_t} \omega_{e,t}^{ou} f_{e,t}^{c} = n_e^V \qquad \forall e \in \Omega_e / t_e^E = 0 \tag{46}$$

$$\mathrm{Q}_{e,t}^{ou} = P_e \omega_{e,t}^{ou} \tau_e^{av} \qquad \forall e \in \Omega_e, \forall t \in \Omega_t / t_e^E = 0 \tag{47}$$

Na restrição (45) reforça-se a utilização dos usos-finais no período *t* com $f_{e,t}^{C} = 1$. As restrições (46) e (47) estão relacionadas com os usos-finais *e* com valor τ_e^{av} menor que uma hora ($t_e^E = 0$). Em (46), determina-se o tempo de utilização, n_e^V, do uso-final *e* no período *t* com $f_{e,t}^{C} = 1$. Na restrição (47), é calculado o consumo do uso-final *e* no período *t*.

$$\underline{n}_e^v \leq \sum_{\forall t \in \Omega_t} \omega_{e,t}^{ou} f_{e,t}^{c} \leq \overline{n}_e^v \qquad \forall e \in \Omega_e / t_e^E = 1 \tag{48}$$

$$\underline{\tau}_e \leq \frac{1}{f^D} \tau_{e,t}^{u} \leq \overline{\tau}_e \qquad \forall e \in \Omega_e, \forall t \in \Omega_t / t_e^E = 1 \tag{49}$$

$$\mathrm{Q}_{e,t}^{ou} = P_e \omega_{e,t}^{ou} \left(\frac{1}{f^D} \tau_{e,t}^{u} \right) \qquad \begin{matrix} \forall e \in \Omega_e \\ \forall t \in \Omega_t / t_e^E = 1 \end{matrix} \tag{50}$$

$$\sum_{\forall t \in \Omega_t} \omega_{e,t}^{ou} \left(\frac{1}{f^D} \tau_{e,t}^{u} \right) = \tau_e^{av} \qquad \forall e \in \Omega_e / t_e^E = 1 \tag{51}$$

$$0 \leq \tau_{e,t}^{u} \leq f^D \qquad \forall e \in \Omega_e, \forall t \in \Omega_t / t_e^E = 1 \tag{52}$$

As restrições de (48)-(52) estão relacionadas com os usos-finais *e* com valor de τ_e^{av} maior que uma hora ($t_e^E = 1$). Assim, em (48) os limites, $[\underline{n}_e^v, \overline{n}_e^v]$, são estabelecidos para o número de períodos em que o uso-final *e* é utilizado durante o dia. A restrição (49) são

definidos os limites, $\left[\underline{\tau}_e, \overline{\tau}_e\right]$, do tempo de utilização, $\frac{1}{f^D}\tau_{e,t}^u$ do uso-final *e*. O valor de $\mathrm{Q}_{e,t}^{ou}$ para o uso-final *e* no período *t* é calculado em (50). A igualdade entre o somatório de $\frac{1}{f^D}\tau_{e,t}^u$ e τ_e^{av} para cada uso-final *e* é garantida em (51). Finalmente, a restrição (52) reforça os limites do tempo de utilização do uso-final *e* no período *t*, $\tau_{e,t}^u$. As restrições de (53)-(58) estão relacionadas com o carregamento da bateria do VE ($t_e^E = -1$).

$$E_t^{EV} = P^{EV}\omega_{e,t}^{ou}\tau_t^{EV} \qquad \forall e \in \Omega_e, \forall t \in \Omega_t / t_e^E = -1 \qquad (53)$$

$$\underline{\tau}^{EV} \leq \tau_t^{EV} \leq \overline{\tau}^{EV} \qquad \forall t \in \Omega_t \qquad (54)$$

$$\underline{n}^p \leq \sum_{\forall t \in \Omega_t} \omega_{e,t}^{ou} \leq \overline{n}^p \qquad \forall e \in \Omega_e / t_e^E = -1 \qquad (55)$$

$$Q_{e,t}^{ou} = E_t^{EV} \qquad \forall e \in \Omega_e, \forall t \in \Omega_t / t_e^E = -1 \qquad (56)$$

$$E^{EV} = SOC + \sum_{\forall t \in \Omega_t} E_t^{EV} \qquad (57)$$

$$0.10K^s \leq E^{EV} \leq 0.98K^s \qquad (58)$$

Em (53) é calculada a energia do VE no período *t*. Os limites $\left[\underline{\tau}^{EV}, \overline{\tau}^{EV}\right]$ de τ_t^{EV} são definidos na restrição (54). Em (55), são estabelecidos os limites $\left[\underline{n}^p, \overline{n}^p\right]$ para o carregamento do VE. Em (56) o valor de E_t^{EV} é atribuído em $Q_{e,t}^{ou}$. A energia total do VE considerando o SOC e o valor de E_t^{EV} é calculado em (57). Em (58) são estabelecidos os limites desta energia total.

$$\sum_{\forall e \in \Omega_e} \sum_{\forall t \in \Omega_t} \delta_t \left(Q_{e,t}^{hu} - Q_{e,t}^{ou}\right) \leq \varphi \sum_{\forall e \in \Omega_e} \sum_{\forall t \in \Omega_t} \delta_t Q_{e,t}^{hu} \qquad (59)$$

$$\sum_{\forall e \in \Omega_e} Q_{e,t}^{ou} \leq Max_{\forall \tau \in \Omega_t} \left\{ \sum_{\forall e \in \Omega_e} Q_{e,\tau}^{hu} \right\} \qquad \forall t \in \Omega_t \qquad (60)$$

A redução percentual na fatura (conta da energia) para o usuário que participa no programa de GLD é representada na restrição (59). A restrição (60) estabelece que o consumo $Q_{e,t}^{ou}$ no período *t* é menor ou igual que o consumo máximo de $Q_{e,t}^{hu}$. As restrições de (61)-(63) estão relacionadas com o P_t^{PP} do PP, e suas componentes são mostradas na Fig. 2. Em (61) garante-se que o P_t^{PP} é resultado da soma de P_t^{PPa} e P_t^{PPu}. Nas restrições (62) e (63) são estabelecidas a não negatividade de P_t^{PPa} e P_t^{PPu}, respectivamente.

$$P_t^{PP} = P_t^{PPa} + P_t^{PPu} \qquad \forall t \in \Omega_t \qquad (61)$$

$$0 \leq P_t^{PPa} \qquad \forall t \in \Omega_t \qquad (62)$$

$$0 \leq P_t^{PPu} \qquad \forall t \in \Omega_t \qquad (63)$$

As restrições de (64)-(71) estão relacionadas com o desempenho da BS.

$$P_t^{abs} = P_t^{PPa} + P_t^{AG} \qquad \forall t \in \Omega_t \qquad (64)$$

$$\underline{P}^{abs}\Delta_t^{abs} \leq P_t^{abs} \leq \overline{P}^{abs}\Delta_t^{abs} \qquad \forall t \in \Omega_t \qquad (65)$$

$$\underline{P}^{inj}\Delta_t^{inj} \leq P_t^{inj} \leq \overline{P}^{inj}\Delta_t^{inj} \qquad \forall t \in \Omega_t \qquad (66)$$

$$\Delta_t^{abs} + \Delta_t^{inj} = 0 \qquad \forall t \in \Omega_t \,/t = 1 \qquad (67)$$

$$\Delta_t^{abs} + \Delta_t^{inj} = 1 \qquad \forall t \in \Omega_t \,/t > 1 \qquad (68)$$

$$E_t^{BS} = E_o^{BS} \qquad \forall t \in \Omega_t \,/t = 1 \qquad (69)$$

$$E_t^{BS} = E_{t-1}^{BS} + \beta^{abs}P_t^{abs}h^s - \beta^{inj}P_t^{inj}h^s \qquad \forall t \in \Omega_t \,/t > 1 \qquad (70)$$

$$\underline{E} \leq E_t^{BS} \leq \overline{E} \qquad \forall t \in \Omega_t \qquad (71)$$

A restrição (64), garante que P_t^{abs} é igual ao somatório de P_t^{PPa} e P_t^{AG}. Os limites $\left[\underline{P}^{abs}, \overline{P}^{abs}\right]$ e $\left[\underline{P}^{inj}, \overline{P}^{inj}\right]$ correspondentes a P_t^{abs} e P_t^{inj} são definidos pelas restrições (65) e (66), respectivamente. A restrição (67) impõe que a BS no período t = 1 não esteja no modo de absorção nem no modo de injeção. Em (68), é garantida a operação de absorção, Δ_t^{abs}, ou injeção, Δ_t^{inj}, da BS nos períodos t > 1. Com a restrição (69), é inicializado o estado da BS em t = 1. O estado de carga ou descarga da BS para os períodos t > 1 é estabelecido na restrição (70). Já os limites $\left[\underline{E}, \overline{E}\right]$ de E_t^{BS} são definidos e levados em consideração na restrição (71).

$$P_t^{ut} = \left(\frac{1}{h^s}\right) \sum_{\forall e \in \Omega_e} Q_{e,t}^{ou} \qquad \forall t \in \Omega_t \qquad (72)$$

$$P_t^{ut} \leq P^{Ins} \qquad \forall t \in \Omega_t \qquad (73)$$

$$(P_t^{SG} - P_t^{AG}) + P_t^{inj} + P_t^{PPu} = P_t^{ut} \qquad \forall t \in \Omega_t \qquad (74)$$

$$0 \leq P_t^{SG} \qquad \forall t \in \Omega_t \qquad (75)$$

$$P_t^{AG} \leq P_t^{SG} \qquad \forall t \in \Omega_t \qquad (76)$$

As restrições de (72)-(76) estão relacionadas ao balanço de potência no esquema de operação na RBT, como se mostra na Fig. 2. Na restrição (72), é calculado o valor da potência P_t^{ut} em cada período *t*. Com (73) garante-se que o valor P_t^{ut} é menor o igual que P^{Ins} no período *t*. Na restrição (74), é definido o balanço de potência no esquema de operação para fornecimento contínuo da RBT. Com a restrição (75), a não negatividade do P_t^{SG} é garantida. Finalmente, em (76) é estabelecido o limite superior da potência P_t^{AG}.

4.5 LINEARIZAÇÕES.

O modelo proposto para o problema gerenciamento ótimo pelo lado da demanda considerando um SFH em uma RBT no SDEE, apresenta os produtos $\omega_{e,t}^{ou}\tau_{e,t}^{u}$ e $\omega_{e,t}^{ou}\tau_{t}^{EV}$. O primeiro produto esta presente nas restrições (50) e (51), já o segundo produto está na restrição (53). Estes produtos fazem com que o espaço de soluções do presente problema seja não convexo e, portanto a solução ótima global não seja atingida. A fim de garantir a solução ótima global mediante o solver comercial CPLEX (CPLEX Optimization - ILOG, 2008) tornamos o espaço de soluções convexo, através de uma série de linearizações a ser feitas (APÊNDICE B) sobre esta série de produtos, obtendo assim um modelo equivalente de PLIM.

4.5.1 Linearização do produto $\boldsymbol{\omega_{e,t}^{ou}\tau_{e,t}^{u}}$

Nas restrições (50) e (51) do modelo proposto de PNLIM observa-se o produto, $\omega_{e,t}^{ou}\tau_{e,t}^{u}$, que contém a variável binária, $\omega_{e,t}^{ou}$, e a variável contínua, $\tau_{e,t}^{u}$. O resultado deste produto resulta em uma variável de natureza contínua, $\Delta\tau_{e,t}^{u}$, e adiciona um conjunto de restrições lineares equivalentes ao modelo proposto.

$$\mathrm{Q}_{e,t}^{ou} = P_e\left(\frac{1}{f^D}\Delta\tau_{e,t}^{u}\right) \qquad \forall e \in \Omega_e, \forall t \in \Omega_t \qquad (77)$$

$$\sum_{\forall t\in\Omega_t}\left(\frac{1}{f^D}\Delta\tau_{e,t}^{u}\right) = \tau_e^{av} \qquad \forall e \in \Omega_e / t_e^E = 1 \qquad (78)$$

$$0 \le -\Delta\tau_{e,t}^{u} + \tau_{e,t}^{u} \qquad \forall e \in \Omega_e, \forall t \in \Omega_t \qquad (79)$$

$$-\Delta\tau_{e,t}^{u} + \tau_{e,t}^{u} \le M\left(1-\omega_{e,t}^{ou}\right) \qquad \forall e \in \Omega_e, \forall t \in \Omega_t \qquad (80)$$

$$0 \le \Delta\tau_{e,t}^{u} \qquad \forall e \in \Omega_e, \forall t \in \Omega_t \qquad (81)$$

$$\Delta\tau_{e,t}^{u} \le M\omega_{e,t}^{ou} \qquad \forall e \in \Omega_e, \forall t \in \Omega_t \qquad (82)$$

4.5.2 Linearização do produto $\boldsymbol{\omega_{e,t}^{ou}\tau_{t}^{EV}}$

Na restrição (53) do modelo proposto de PNLIM observa-se o produto, $\omega_{e,t}^{ou}\tau_{t}^{EV}$, em que $\omega_{e,t}^{ou}$ e τ_{t}^{EV} são variáveis binária e contínua, respectivamente. A linearização deste produto é obtida com as expressões equivalentes mostradas a seguir:

$$E_t^{EV} = P^{EV}\Delta\tau_{e,t}^{EV} \qquad \forall e \in \Omega_e, \forall t \in \Omega_t / t_e^E = -1 \qquad (83)$$

$$0 \le -\Delta\tau_{e,t}^{EV} + \tau_t^{EV} \qquad \forall e \in \Omega_e, \forall t \in \Omega_t \qquad (84)$$

$$-\Delta\tau_{e,t}^{EV} + \tau_t^{EV} \le M\left(1-\omega_{e,t}^{ou}\right) \qquad \forall e \in \Omega_e, \forall t \in \Omega_t \qquad (85)$$

$$0 \leq \Delta\tau_{e,t}^{EV} \qquad \forall e \in \Omega_e, \forall t \in \Omega_t \qquad (86)$$

$$\Delta\tau_{e,t}^{EV} \leq M\omega_{e,t}^{ou} \qquad \forall e \in \Omega_e, \forall t \in \Omega_t \qquad (87)$$

Finalmente, é obtido um modelo linear equivalente usando as expressões matemáticas baseadas no método da Big-M como em (IYER, 2009) e (KASANA; KUMAR, 2004) tornando o modelo proposto linearizado com espaço de soluções convexo, o que garante a solução ótima global mediante o solver comercial CPLEX (CPLEX Optimization - ILOG, 2008).

4.6 MODELO MATEMÁTICO LINEARIZADO.

O problema do gerenciamento ótimo pelo lado da demanda considerando um SFH em uma RBT no SDEE é formulado como um modelo de PLIM como segue:

$$Min: \sum_{\forall t \in \Omega_t} \delta_t P_t^{SG} h^s \qquad (44)$$

s.t.

$$\omega_{e,t}^{ou} = 0 \qquad \forall e \in \Omega_e, \forall t \in \Omega_t / f_{e,t}^{c} = 0 \qquad (45)$$

$$\sum_{\forall t \in \Omega_t} \omega_{e,t}^{ou} f_{e,t}^{c} = n_e^V \qquad \forall e \in \Omega_e / t_e^E = 0 \qquad (46)$$

$$\mathrm{Q}_{e,t}^{ou} = P_e \omega_{e,t}^{ou} \tau_e^{av} \qquad \forall e \in \Omega_e, \forall t \in \Omega_t / t_e^E = 0 \qquad (47)$$

$$\underline{n}_e^v \leq \sum_{\forall t \in \Omega_t} \omega_{e,t}^{ou} f_{e,t}^{c} \leq \overline{n}_e^v \qquad \forall e \in \Omega_e / t_e^E = 1 \qquad (48)$$

$$\underline{\tau}_e \leq \frac{1}{f^D} \tau_{e,t}^{u} \leq \overline{\tau}_e \qquad \forall e \in \Omega_e, \forall t \in \Omega_t / t_e^E = 1 \qquad (49)$$

$$0 \leq \tau_{e,t}^{u} \leq f^D \qquad \forall e \in \Omega_e, \forall t \in \Omega_t / t_e^E = 1 \qquad (52)$$

$$\underline{\tau}^{EV} \leq \tau_t^{EV} \leq \overline{\tau}^{EV} \qquad \forall t \in \Omega_t \qquad (54)$$

$$\underline{n}^p \leq \sum_{\forall t \in \Omega_t} \omega_{e,t}^{ou} \leq \overline{n}^p \qquad \forall e \in \Omega_e / t_e^E = -1 \qquad (55)$$

$$Q_{e,t}^{ou} = E_t^{EV} \qquad \forall e \in \Omega_e, \forall t \in \Omega_t / t_e^E = -1 \qquad (56)$$

$$E^{EV} = SOC + \sum_{\forall t \in \Omega_t} E_t^{EV} \qquad (57)$$

$$0.10K^s \leq E^{EV} \leq 0.98K^s \qquad (58)$$

$$\sum_{\forall e \in \Omega_e} \sum_{\forall t \in \Omega_t} \delta_t \left(Q_{e,t}^{hu} - Q_{e,t}^{ou}\right) \leq \varphi \sum_{\forall e \in \Omega_e} \sum_{\forall t \in \Omega_t} \delta_t Q_{e,t}^{hu} \qquad (59)$$

$$\sum_{\forall e \in \Omega_e} Q_{e,t}^{ou} \leq Max_{\forall \tau \in \Omega_t} \left\{ \sum_{\forall e \in \Omega_e} Q_{e,\tau}^{hu} \right\} \qquad \forall t \in \Omega_t \qquad (60)$$

$$P_t^{PP} = P_t^{PPa} + P_t^{PPu} \qquad \forall t \in \Omega_t \qquad (61)$$

$$0 \leq P_t^{PPa} \qquad \forall t \in \Omega_t \qquad (62)$$

$$0 \leq P_t^{PPu} \qquad \forall t \in \Omega_t \qquad (63)$$

$$P_t^{abs} = P_t^{PPa} + P_t^{AG} \qquad \forall t \in \Omega_t \qquad (64)$$

$$\underline{P}^{abs} \Delta_t^{abs} \leq P_t^{abs} \leq \overline{P}^{abs} \Delta_t^{abs} \qquad \forall t \in \Omega_t \qquad (65)$$

$$\underline{P}^{inj} \Delta_t^{inj} \leq P_t^{inj} \leq \overline{P}^{inj} \Delta_t^{inj} \qquad \forall t \in \Omega_t \qquad (66)$$

$$\Delta_t^{abs} + \Delta_t^{inj} = 0 \qquad \forall t \in \Omega_t \,/ t = 1 \qquad (67)$$

$$\Delta_t^{abs} + \Delta_t^{inj} = 1 \qquad \forall t \in \Omega_t \,/ t > 1 \qquad (68)$$

$$E_t^{BS} = E_o^{BS} \qquad \forall t \in \Omega_t \,/ t = 1 \qquad (69)$$

$$E_t^{BS} = E_{t-1}^{BS} + \beta^{abs} P_t^{abs} h^s - \beta^{inj} P_t^{inj} h^s \qquad \forall t \in \Omega_t \,/ t > 1 \qquad (70)$$

$$\underline{E} \leq E_t^{BS} \leq \overline{E} \qquad \forall t \in \Omega_t \qquad (71)$$

$$P_t^{ut} = \left(\frac{1}{h^s}\right) \sum_{\forall e \in \Omega_e} Q_{e,t}^{ou} \qquad \forall t \in \Omega_t \qquad (72)$$

$$P_t^{ut} \leq P^{Ins} \qquad \forall t \in \Omega_t \qquad (73)$$

$$(P_t^{SG} - P_t^{AG}) + P_t^{inj} + P_t^{PPu} = P_t^{ut} \qquad \forall t \in \Omega_t \qquad (74)$$

$$0 \leq P_t^{SG} \qquad \forall t \in \Omega_t \qquad (75)$$

$$P_t^{AG} \leq P_t^{SG} \qquad \forall t \in \Omega_t \qquad (76)$$

$$\mathrm{Q}_{e,t}^{ou} = P_e \left(\frac{1}{f^D} \Delta\tau_{e,t}^{u}\right) \qquad \forall e \in \Omega_e, \forall t \in \Omega_t \qquad (77)$$

$$\sum_{\forall t \in \Omega_t} \left(\frac{1}{f^D} \Delta\tau_{e,t}^{u}\right) = \tau_e^{av} \qquad \forall e \in \Omega_e / t_e^E = 1 \qquad (78)$$

$$0 \leq -\Delta\tau_{e,t}^{u} + \tau_{e,t}^{u} \qquad \forall e \in \Omega_e, \forall t \in \Omega_t \qquad (79)$$

$$-\Delta\tau_{e,t}^{u} + \tau_{e,t}^{u} \leq M\left(1 - \omega_{e,t}^{ou}\right) \qquad \forall e \in \Omega_e, \forall t \in \Omega_t \qquad (80)$$

$$0 \leq \Delta\tau_{e,t}^{u} \qquad \forall e \in \Omega_e, \forall t \in \Omega_t \qquad (81)$$

$$\Delta\tau_{e,t}^{u} \leq M\omega_{e,t}^{ou} \qquad \forall e \in \Omega_e, \forall t \in \Omega_t \qquad (82)$$

$$E_t^{EV} = P^{EV} \Delta\tau_{e,t}^{EV} \qquad \forall e \in \Omega_e, \forall t \in \Omega_t / t_e^E = -1 \qquad (83)$$

$$0 \leq -\Delta\tau_{e,t}^{EV} + \tau_t^{EV} \qquad \forall e \in \Omega_e, \forall t \in \Omega_t \qquad (84)$$

$$-\Delta\tau_{e,t}^{EV} + \tau_t^{EV} \leq M\left(1 - \omega_{e,t}^{ou}\right) \qquad \forall e \in \Omega_e, \forall t \in \Omega_t \qquad (85)$$

$$0 \leq \Delta\tau_{e,t}^{EV} \qquad \forall e \in \Omega_e, \forall t \in \Omega_t \qquad (86)$$

$$\Delta\tau_{e,t}^{EV} \leq M\omega_{e,t}^{ou} \qquad \forall e \in \Omega_e, \forall t \in \Omega_t \qquad (87)$$

4.7 TESTES E RESULTADOS.

Na avaliação do modelo proposto foram utilizados os dados das Tabelas 14, 15, e 16. Estes dados permitem obter o perfil habitual de consumo, $Q_{e,t}^{hu}$, da RBT, gerado pelo algoritmo Monte Carlo.

O modelo proposto foi rodado uma primeira vez, obtendo-se resultados do desempenho do SFH considerando o perfil habitual. Seguidamente, o modelo proposto foi rodado por segunda vez, obtendo o desempenho do SFH, levando em conta, o perfil ótimo de consumo, $Q_{e,t}^{ou}$, que considera um programa de GLD baseado no deslocamento dos horários de utilização dos usos-finais e direcionado mediante uma tarifa horária ao longo do dia. A estrutura tarifária de três níveis a ser usada foi de: 0,22419; 0,32629; e 0,51792 todo em R$/kWh (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA - ANEEL – A tarifa branca e convencional.), para períodos fora de ponta, intermediários, e ponta, respectivamente; a porcentagem de redução, φ, foi definida em 0,25 (ANEEL – Programa de Eficiência energética, 2015; HIRST, 1990). A BS está totalmente descarregada, $E_o^{SB} = 0$, no começo do dia (00: 00 horas) e sua operação considera valores de $\underline{P}^{abs}$ e $\underline{P}^{inj}$ de 1 kW, e $\overline{P}^{abs}$ e $\overline{P}^{inj}$ de 4 kW durante o seu desempenho diário (NGUYEN; SONG; HAN, 2015). Para o caso da bateria do VE plug-in, o estado SOC foi inicializado com 1,23 kWh sendo carregado com uma taxa, P^{EV}, de valor constante até um 98% de K^s (20 kWh). Adicionalmente, $\overline{\tau}^{EV}$, do VE plug-in foi considerado com valor menor de 1 hora para cada período *t*, enquanto que o valor de $\overline{n}^{p}$ foi definido para 10 (LUQUE; HEGEDUS, 2011). O valor de máxima radiação solar, $\overline{G}$, foi de 250 W/m^2, captado por um arranjo fotovoltaico com área total de 68,1 m^2 (SOLARIMETRIC ATLAS OF BRAZIL, 2000).

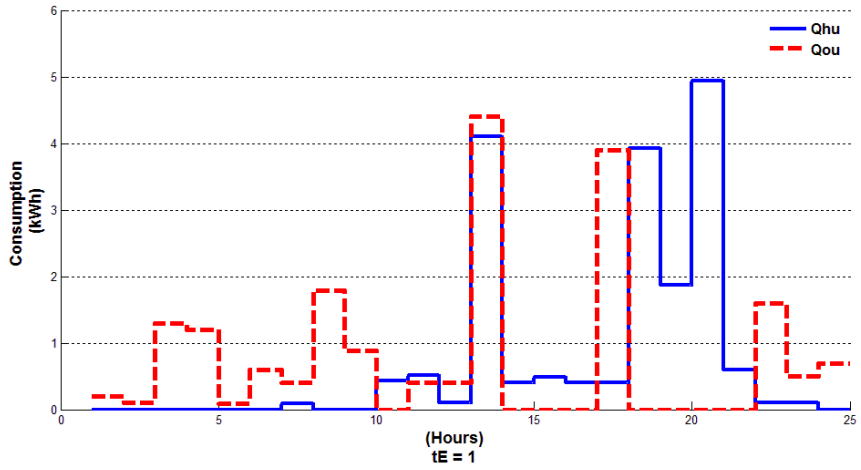
O modelo proposto foi implementado em um computador desktop de 2 processadores de 2.67 GHz e 3 GB de RAM, usando a linguagem de modelagem algébrica AMPL (FOURER; GAY; KERNIGHAN, 2003) e resolvido com o solver comercial CPLEX (CPLEX Optimization - ILOG, 2008).

As Figs. 25, 26, 27, e 28 mostram o perfil habitual (azul) obtido pelo algoritmo de simulação Monte Carlo e o perfil ótimo (vermelho tracejado) obtido com a implementação de um programa de GLD que considera a mudança dos hábitos de utilização dos usos-finais e carregamento do VE plug-in.

Com as Figs. 25 e 26 ilustram-se esses perfis de consumo para os usos-finais com tempo de utilização maior que 1 hora ($t_e^E = 1$) e menor que 1 hora ($t_e^E = 0$), respectivamente. Além disso, os perfis habitual e ótimo para o VE plug-in e o total de usos-finais (incluindo o VE) são ilustrados nas Figs. 27 e 28, respectivamente.

No perfil ótimo da Fig. 25, mostra para os usos-finais *e* com $t_e^E = 1$ uma redução de consumo no horário de ponta (18:00 a 21:00 horas) devido ao deslocamento dos períodos (mudança nos hábitos de consumo) de utilização desses usos-finais *e* para períodos *t* (fora de ponta) com menor custo por consumo de energia.

Figura 25 – Perfil habitual e ótimo dos usos-finais com tempo de utilização maior de 1 hora.

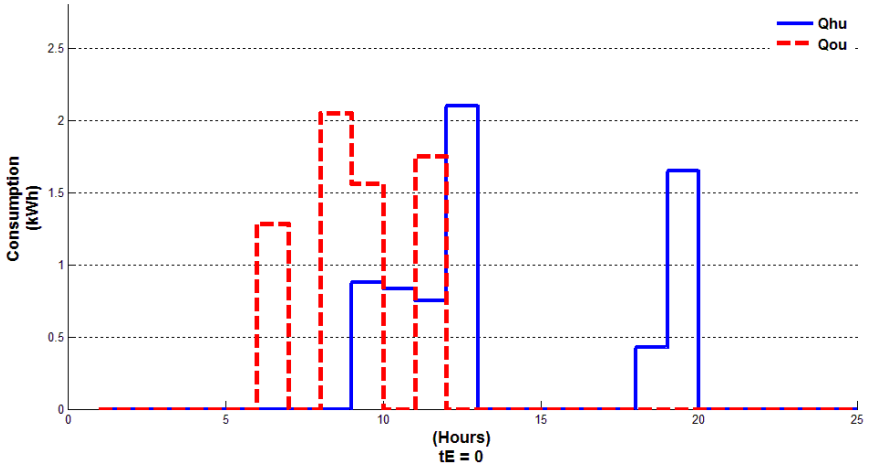


Fonte: Elaboração do autor.

Da mesma maneira, a mudança nos hábitos de utilização dos usos-finais *e* com $t_e^E = 0$, foi feita para os períodos de manhã (fora de ponta), obtendo o perfil ótimo mostrado na Fig. 26. Note que, o valor de consumo pico de 2 kW (aproximadamente) presente ao meio dia (12 : 00 horas) no perfil habitual, foi deslocado para um período de manhã (08 : 00 horas) no perfil ótimo. Além disso, note que o consumo de 1,5 kWh (aproximadamente) feito dentro do horário de ponta (perfil habitual) foi deslocado para o período próximo ao meio dia (no perfil ótimo).

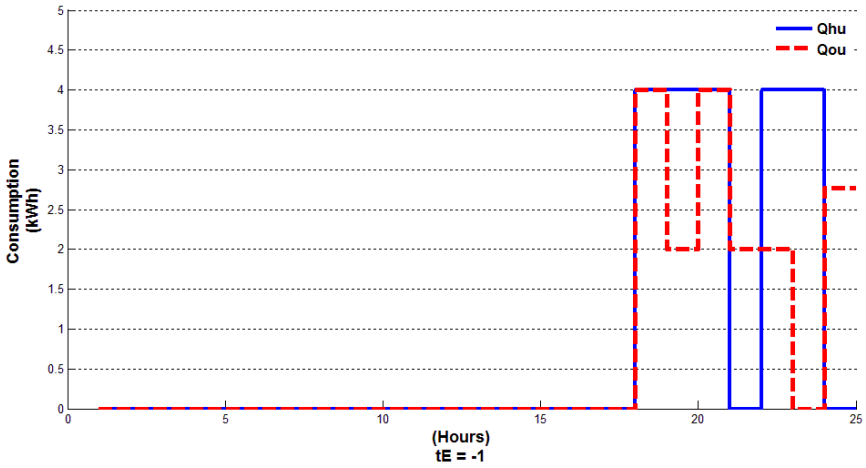
Para o caso do VE plug-in a forma do perfil ótimo de consumo da Fig. 27 mostra a mudança nos hábitos de carregamento do VE. Observe que tanto no perfil habitual quanto no perfil ótimo, os carregamentos são feitos no horário noturno. Além disso, note que parte do carregamento nas 19:00 horas (perfil habitual) foi deslocado para períodos a partir das 21:00 horas (períodos intermediários) e próximos da meio noite (24:00 horas). Vale mencionar que, a energia armazenada na bateria do VE plug-in após o carregamento atingiu um valor de 90% da capacidade de armazenamento, K^s para o perfil ótimo.

Figura 26 – Perfil habitual e ótimo dos usos-finais com tempo de utilização menor de 1 hora.



Fonte: Elaboração do autor.

Figura 27 – Perfil habitual e ótimo do VE plug-in.



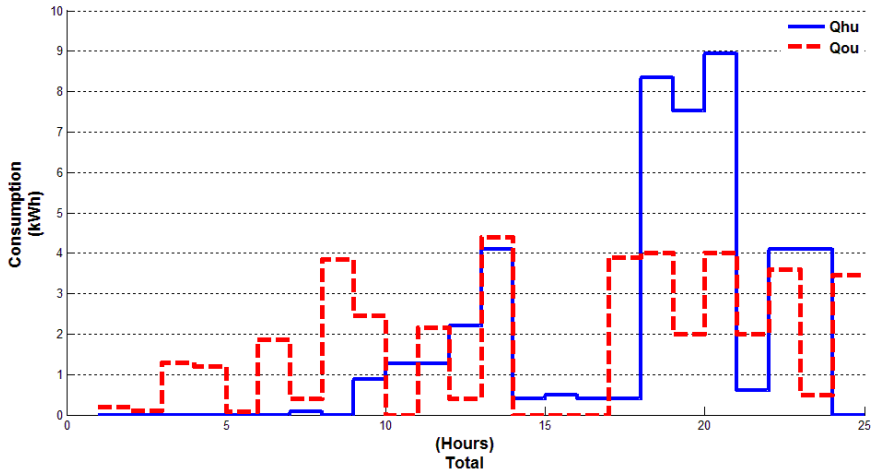
Fonte: Elaboração do autor.

Finalmente, o perfil ótimo da RBT mostra uma redução de 52,7% em comparação com o perfil habitual para o período de ponta (18:00 e 21:00 horas), como ilustra a Fig. 28.

Observa-se que o consumo reduzido durante o período de ponta foi deslocado para os períodos de manhã, parte da madrugada e a noite (períodos com menor custo por consumo de energia).

Note também, que no perfil ótimo quase o 50% do consumo total está presente nos períodos noturnos.

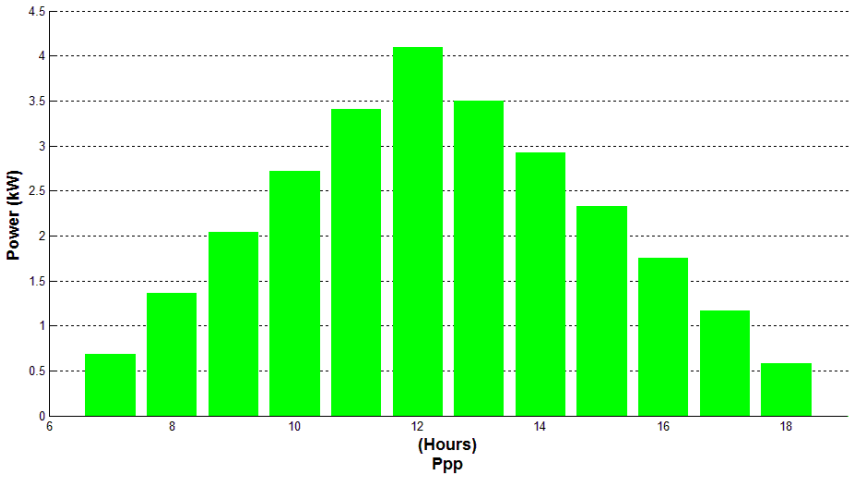
Figura 28 – Perfil habitual e ótimo para o total de usos-finais (incluindo o VE plug-in).



Fonte: Elaboração do autor.

O valores médios das potências P_t^{PP}, P_t^{PPa}, e P_t^{PPu} em cada período *t* durante o dia são mostrados nas Figs. 29, 30, e 31, respectivamente.

Figura 29 – Valores médios da potência P_t^{PP} ao longo do dia.



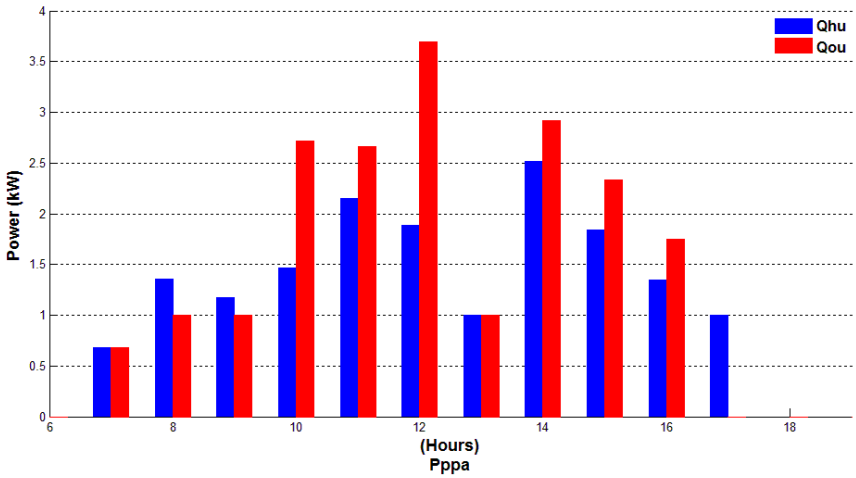
Fonte: Elaboração do autor.

Os valores de P_t^{PP} (barras verdes) produzidos durante os períodos *t* com presença de radiação solar (06:00 horas a 19:00 horas) são mostrados na Fig. 29. Note que P_t^{PP} atinge o seu valor máximo de 4 kW (aproximadamente) no período das 12:00 horas (meio dia), e seu mínimo valor de 0,5 kW durante o período das 18:00 horas.

Os valores das componentes P_t^{PPa} e P_t^{PPu}, de P_t^{PP} são mostradas nas Figs. 30 e 31, respectivamente. Para cada componente os seus valores de potência são ilustrados em cada período *t* durante o dia, para ambos os perfis. Com perfil habitual em barras azuis e o ótimo em barras vermelhas. Para a componente P_t^{PPa} a Fig. 30 mostra o seu valor máximo de 2,52

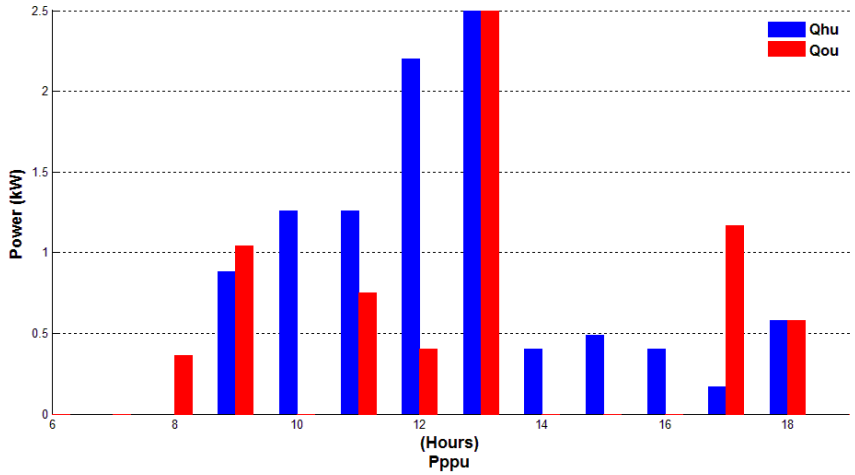
kW no perfil habitual para o período de 14:00 horas, e 3,69 kW no meio dia para o perfil ótimo.

Figura 30 – Valores médios da potência P_t^{PPa} ao longo do dia.



Fonte: Elaboração do autor.

Figura 31 – Valores médios da potência P_t^{PPu} ao longo do dia.



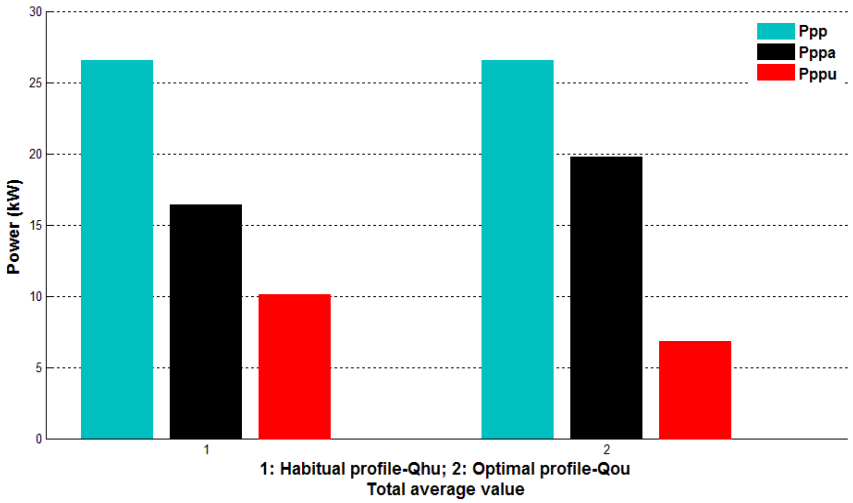
Fonte: Elaboração do autor.

Na Fig. 31, observa-se que, para ambos os perfis de consumo, o máximo valor de 2,50 kW da potência P_t^{PPu} é atingido no período das 13:00 horas. Vale mencionar que, as Figs. 29 e 30 mostram que para o período das 07:00 horas (em ambos os perfis) e o período das 14:00-16:00 horas (perfil ótimo) a potência P_t^{PP} é completamente armazenada na BS.

A Fig. 32, os valores médios totais das potências P_t^{PP}, P_t^{PPa}, e P_t^{PPu} ao final do dia são apresentadas em barras. Observe que, para o perfil habitual, P_t^{PPa} e P_t^{PPu} representam o 61,94% e 38,06% da potência P_t^{PP}, respectivamente. Para o caso do perfil ótimo, estas componentes foram 74,44% e 25,56%, respectivamente.

Estes resultados mostram que, com a mesma potência produzida (ambos os perfis), um aumento na energia armazenada (no perfil ótimo) resulta em um gerenciamento ótimo do consumo na RBT.

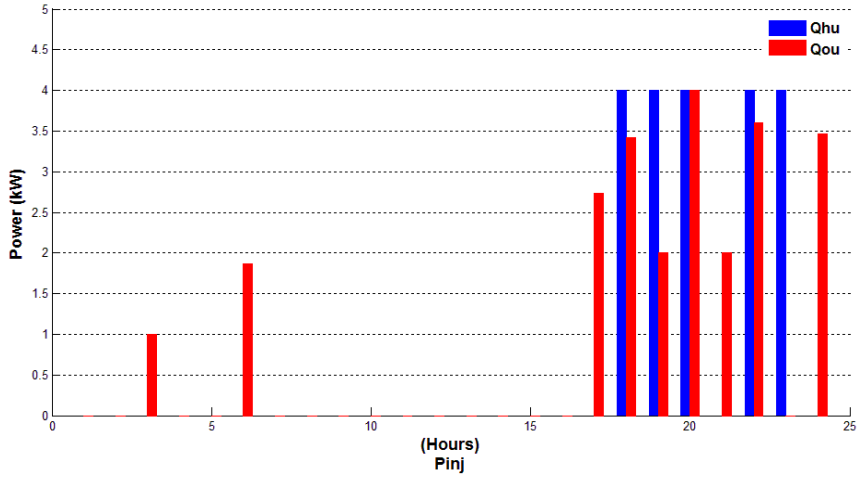
Figura 32 – Valores médios totais de P_t^{PP}, P_t^{PPa}, e P_t^{PPu} após um dia de operação.



Fonte: Elaboração do autor.

Os valores médios das potências P_t^{inj}, P_t^{abs}, e P_t^{AG} relacionadas com a BS são mostrados nas Figs. 33, 34 e 35, respectivamente.

Figura 33 – Valor médio de P_t^{inj} no período *t* durante o dia.



Fonte: Elaboração do autor.

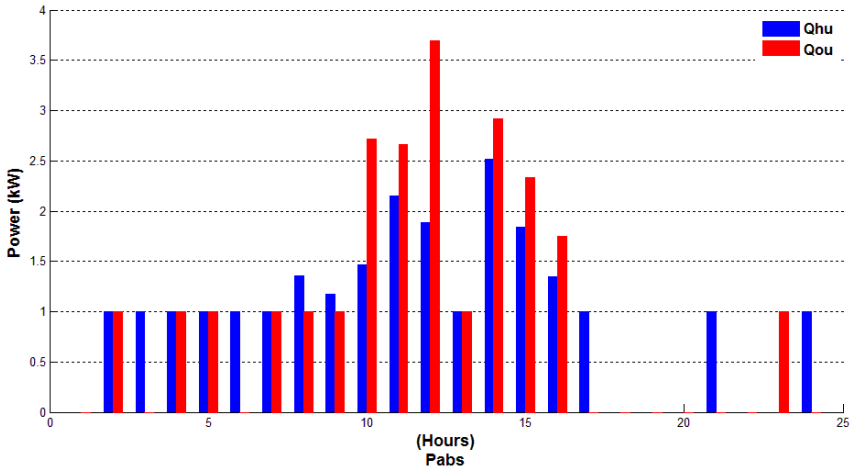
Na Fig. 33 os valores de P_t^{inj} ao longo do dia são mostrados nos períodos de 18:00-20:00 horas e 22:00-23:00 horas, em que o máximo valor permanece constante, e igual a 4 kW, para o perfil habitual. No caso do perfil ótimo, o valor máximo de 4 kW é atingido durante o horário de ponta (período das 20:00 horas). Além disso, observa-se uma pequena injeção de potência da BS para a RBT, durante a madrugada com valores de 1 kW e 1,8 kW (aproximadamente).

Os valores médios de P_t^{abs}, em cada período t ao longo do dia, são mostrados na Fig. 34. Note que os maiores valores de absorção são alcançados durante os períodos fora de ponta. Adicionalmente, P_t^{abs} atinge os valores máximos de 2,52 kW (perfil habitual) e 3,69 kW (perfil ótimo), nos períodos de 14:00 e 12:00 horas, respectivamente.

A Fig. 35 mostra os valores médios de P_t^{AG}, esta componente vinda da rede elétrica, atinge um valor máximo de 1 kW para ambos os perfis nos períodos da madrugada, e no final da noite.

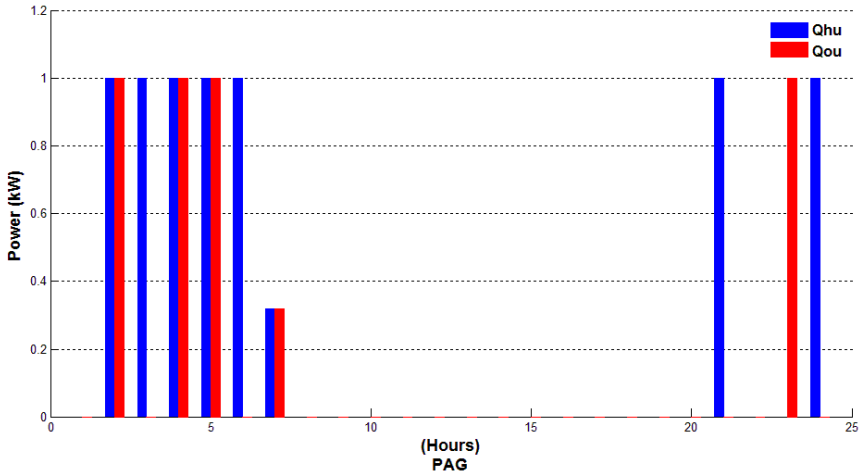
Note que o único valor desta potência absorvida no horário de ponta aparece no perfil habitual, com valor de 1 kW no período das 21:00 horas.

Figura 34 – Valor médio de P_t^{abs} no período t durante o dia.



Fonte: Elaboração do autor.

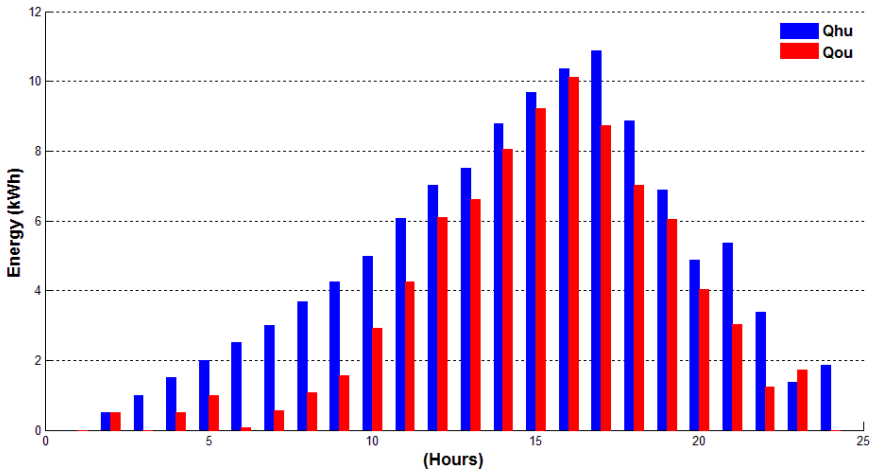
Figura 35 – Valor médio de P_t^{AG} no período t durante o dia.



Fonte: Elaboração do autor.

Na Fig. 36, os valores de E_t^{BS} da BS no período t para o perfil habitual (barras em azul) e o perfil ótimo (barras em vermelho) são mostrados. Note que, para ambos os perfis a BS é inicializada ($t = 1$) totalmente descarregada ($E_t^{SB} = 0$). Além disso, para o perfil habitual, a BS é carregada até o período das 17:00 horas atingindo uma energia armazenada de 10,87 kWh, e após este período começa a descarregar até as 24:00 horas com 1,87 kWh de energia na bateria BS. Para o caso do perfil ótimo, primeiro a BS é carregada até 05:00 horas (com 1 kW) e descarregada até 06:00 horas (com energia armazenada de 0,07 kWh) após este período a BS é carregada novamente até as 16:00 horas (10,1 kWh) para finalmente, descarregar-se totalmente ao final do dia (24:00 horas). Note que, os máximos valores da energia armazenada pela BS são obtidos em períodos (16:00-17:00 horas) próximos ao horário de ponta.

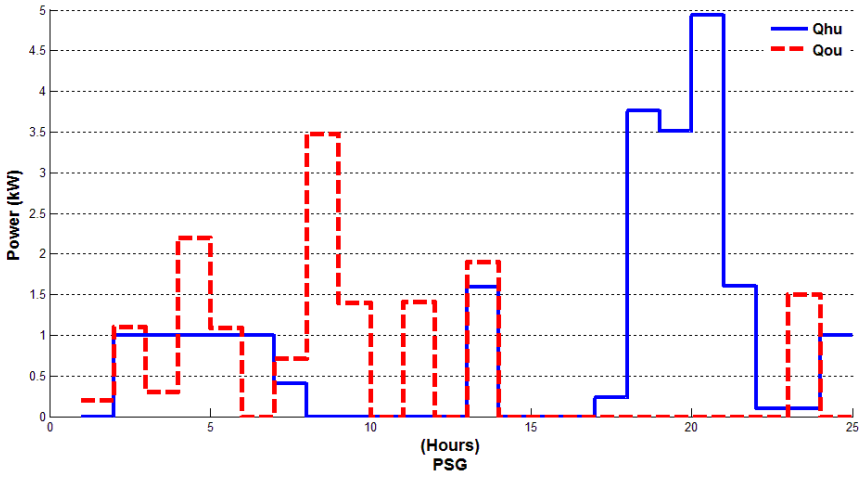
Figura 36 – Energia armazenada, E_t^{BS}, no período t durante o dia.



Fonte: Elaboração do autor.

As Figs. 37, 38, e 39 mostram os valores médios das potências P_t^{SG}, $P_t^{SG} - P_t^{AG}$, e P_t^{ut} relacionadas com a RBT, para o perfil habitual (em azul) e o perfil ótimo (vermelho tracejado).

Figura 37 – Valor médio de P_t^{SG} no período *t* durante o dia.

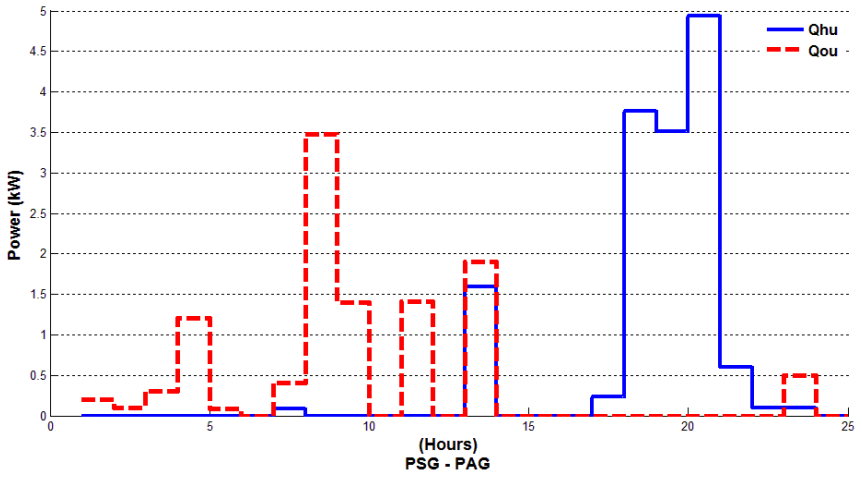


Fonte: Elaboração do autor.

A Fig. 37 mostra os valores de P_t^{SG}, em cada período *t* ao longo do dia. Observa-se para o perfil ótimo, que o fornecimento desta potência vinda da rede elétrica foi feita durante os períodos com menor custo por consumo de energia (fora de ponta).

Além disso, neste perfil de consumo, P_t^{SG} atinge um valor máximo de 3,48 kW, no período das 08:00 horas representando o 70% do valor máximo no caso do perfil habitual.

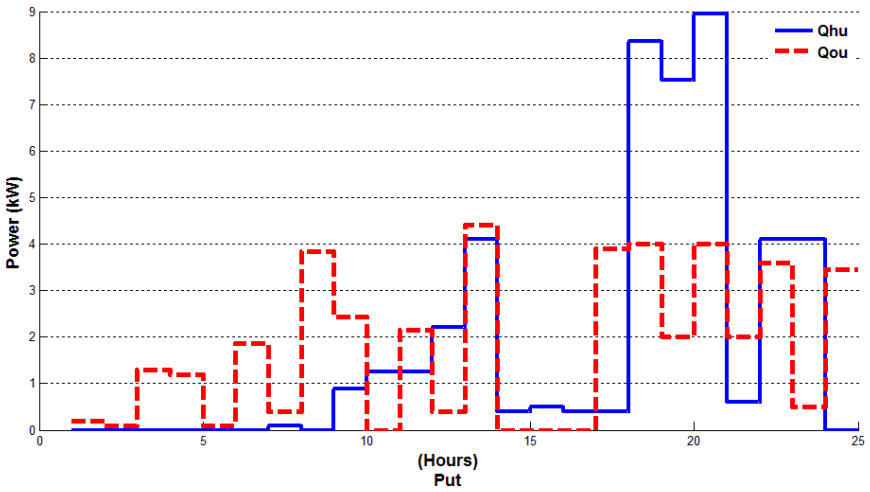
Figura 38 – Valor médio de $P_t^{SG} - P_t^{AG}$ no período *t* durante o dia.



Fonte: Elaboração do autor.

Com a Fig. 38 a potência resultante, $P_t^{SG} - P_t^{AG}$, que representa a potência fornecida vinda da rede elétrica menos a potência absorvida pela BS. Para o consumo diário esta potência resultante representa o 64,2% de P_t^{SG}, no caso do perfil habitual e 71,8% para o perfil ótimo.

Figura 39 – Valor médio de P_t^{ut} no período t durante o dia.



Fonte: Elaboração do autor.

A Fig. 39 mostra os valores de P_t^{ut} na RBT para ambos os perfis. Note que em ambos os perfis (habitual e ótimo) estas potências seguem o mesmo padrão de comportamento como os seus perfis de consumos mostrados nas Figs. 28. Finalmente, quanto ao custo do consumo de energia no perfil ótimo há uma redução de 55% em relação ao valor do perfil habitual, demonstrando um impacto econômico evidente do programa de GLD nos gastos por consumo de energia dos usuários participantes do programa em um determinado período (diário, mensal, etc.).

4.8 CONCLUSÕES DO CAPÍTULO.

Foi apresentado um modelo PLIM para o gerenciamento ótimo pelo lado da demanda em uma RBT com um SFH. O modelo proposto objetiva minimizar o custo mensal por consumo de energia, enquanto que um esquema de operação para otimizar e garantir o fornecimento contínuo de energia é levado em conta. Um perfil ótimo que considera a mudança dos hábitos de utilização dos usos-finais e o carregamento de um VE plug-in, é obtido para o dia seguinte, esta mudança é direcionada mediante uma tarifa horária ao longo do dia. Adicionalmente, o modelo proposto considera um conjunto de restrições operacionais relacionadas ao desempenho do SFH, o consumo de energia na RBT, e o conforto dos usuários participantes do programa de GLD. As incertezas nos hábitos de utilização dos usos-finais e carregamento do VE plug-in são simuladas mediante um algoritmo Monte Carlo para gerar perfis habituais de consumo diários. Os resultados mostram que a implementação de um programa de GLD para um período definido resulta na redução de custos por consumo de energia para o usuário na RBT. O modelo proposto pode ser usado como uma importante

ferramenta para análise, planejamento e avaliação dos programas de GLD desenvolvidos pelas empresas concessionárias de energia elétrica.

5 MODELO PIMRQ PARA O MELHORAMENTO DO FC NO SDEE ATRÁVES DO CONTROLE DA DEMANDA.

O presente capítulo propõe um modelo baseado em programação inteira mista com restrições quadráticas (PIMRQ) para o problema do melhoramento do fator de carga do SDEE através do controle da demanda, que considera um algoritmo de Monte Carlo utilizado para simular as incertezas nos hábitos de utilização dos usos-finais, assim como estimar o perfil de consumo do SDEE e dos grupos de usuários residenciais, comerciais, e industriais.

Uma rede de distribuição primária de 11 kV com 34 nós diferenciados pelo tipo de unidade consumidora (residencial, comercial, e industrial) é considerada como sistema teste. O modelo proposto de PIMRQ, leva em conta um número determinado de unidades consumidoras, presentes em cada nó do SDEE. Assim, cada unidade consumidora do mesmo tipo (residencial, comercial, ou industrial) apresenta o mesmo número de usos-finais a ser conectados para sua utilização ao longo do dia.

A fim de fazer uma análise relacionada com a mudança dos horários de conexão dos usos-finais, considerou-se uma tarifa horária com três patamares tarifários que indicam os custos por consumo de energia em cada período do dia.

O problema do melhoramento do fator de carga do SDEE através do controle da demanda resulta ser um problema não linear, com variáveis inteiras e mistas que considera uma restrição quadrática relacionada ao consumo médio e ao consumo por período ao longo do dia. Além disso, o modelo proposto é rodado dentro de um processo iterativo que reduz a diferencia entre o consumo médio e cada valor de consumo por período durante o dia, com o intuito de melhorar FC do SDEE.

Com o objetivo de apresentar um modelo linearizado com restrições quadráticas, foram linearizados termos quadráticos na restrição relacionada com o cálculo da corrente (APÊNDICE B).

Nesta restrição foi feita uma aproximação com o valor da tensão, o que o torna um modelo linear aproximado apresentado no trabalho de (GONÇALVES, 2013). Além disso, no modelo proposto de PIMRQ as variáveis inteiras de decisão representam o número de usos-finais deslocados para os períodos com menor tarifa, levando em conta, os intervalos de períodos com mínimo desconforto na utilização dos usos-finais dos usuários. A energia consumida, potência transportada, assim como, os valores das tensões por cada nó do SDEE para cada período durante o dia são representados pelas variáveis contínuas presentes nas expressões de linearização.

5.1 INTRODUÇÃO.

O uso eficiente da energia elétrica na operação do SDEE vem ganhando muita importância nos últimos anos. Esta eficiência está relacionada ao consumo racional e à redução das perdas de energia na rede elétrica (SAIKIA; MANAS, 2015). Um dos principais indicadores do uso eficiente da energia no SDEE é o FC. Este indicador é calculado como a razão entre as demandas média e máxima ocorridas no mesmo período de tempo (dia, mês, etc.). O FC varia de 0 a 1, quanto maior este indicador mais adequado e racional é o uso da eletricidade (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA - ANEEL, 2000). Assim, a melhoria do FC, significa contribuir para a estabilidade do SDEE durante fornecimento da energia elétrica. Esta melhoria está intimamente relacionada à forma do perfil de consumo diário dos usuários, sendo este perfil remodelado através da implementação dos programas de GLD (SURAI; SURAPATANA, 2014).

Os programas de GLD são ferramentas para o gerenciamento da energia nas futuras SGs e oferecem potenciais benefícios no controle e operação do SDEE (EKANAYAKE; LIYANAGE; YOKOYAMA; JENKINS, 2012). O desenvolvimento destes programas leva em conta, uma estrutura tarifária, número de usos-finais nas unidades consumidoras (residencial, comercial, industrial, etc.), assim como, os hábitos de consumo dos usuários durante os períodos de tempo (PALENSKY; DIETMAR, 2011). Em nível operacional existem dois tipos básicos de programas de GLD (CELSO DE BRASIL CAMARGO; GHIZONI, 2006): a) Os que permitem o controle direto da carga, mediante ações por parte da concessionária sobre o uso da energia nas unidades consumidoras e b) os que utilizam o controle indireto da carga para mudar os hábitos de consumo dos usuários considerando a adoção de tarifas diferenciadas para grupos de consumidores (TURNER; DOTY, 2006).

Dentre as ações do controle direto tem-se: A redução de pico, preenchimento dos vales, deslocamento de carga e curva de carga flexível (LOGENTHIRAN; SRINIVASAN, SHUN, 2012). Já as ações de controle indireto são a conservação estratégica e o crescimento estratégico de demanda (GONÇALVES GUERREIRO; BRAGA MAIA; RISCADO DA SILVA; MONIZ DE ARAGÃO; GORINI DE OLIVEIRA, 2009).

Na literatura existem experiências internacionais e nacionais que apresentam estudos de casos na aplicação dos programas de controle direto e indireto. Dentre eles estão os casos de EUA (LOUGHRAN, KULICK, 2004), Canadá (RIVERS; JACCARD, 2011), Taiwan (CHEN; LEU, 1990) e o Brasil (RAAD, 2002). As aplicações destes programas dependem do contexto da rede elétrica. Ambos os tipos de programas apresentam limitações nas etapas de

seleção do tipo de tecnologia tanto para sua utilização quanto para sua difusão, implementação e operação (CHAMBERLIN; HERMAN, 1996).

A utilização de tarifas como forma de incentivo junto a programas de controle de carga resultam na mudança de hábitos dos consumidores e em consequência no aumento da confiabilidade do sistema (CHAMBERLIN, 1985). Portanto, a utilização de incentivos econômicos como tarifas diferenciadas permitem dar um direcionamento de sucesso na implementação de determinada alternativa de GLD (FUGIMOTO, 2010).

A potencialidade deste tipo de programas permite aos usuários gerenciar a utilização dos seus usos-finais seja mudando os horários de utilização (deslocamento) ou reduzindo as horas de utilização (redução) guiadas por incentivos econômicos (LIMAYE, 1985). Cabe mencionar que, uma correta aplicação dos sinais tarifários gera uma mudança de hábitos de consumo dos usuários conseguindo mudar a forma do perfil de consumo e em consequência melhorar a confiabilidade da rede elétrica de distribuição (KOSTKOVA; OMELIA; KYCINA; JAMRICH, 2013).

Neste capítulo propõe-se um modelo de programação inteira mista com restrições quadráticas PIMRQ para melhorar o FC do SDEE, através do controle da demanda, considerando as incertezas nos hábitos de utilização dos usos-finais presentes nas unidades consumidoras do SDEE. O objetivo do modelo proposto é minimizar o custo total da compra de potência ativa por parte da concessionária através da melhoria do fator de carga, levando em conta, o tempo de utilização de cada uso-final a potência média dos usos-finais controláveis, uma tarifa horária e as restrições operacionais da rede de distribuição de energia elétrica.

Para a modelagem das incertezas nos hábitos de utilização dos usos-finais das unidades consumidoras foi desenvolvido um algoritmo de simulação Monte Carlo. O modelo proposto foi implementado na linguagem matemática AMPL (FOURER; GAY; KERNIGHAN, 2003) e resolvido usando o solver comercial CPLEX (CPLEX Optimization - ILOG, 2008).

Para demonstrar a eficiência do modelo proposto foi utilizado um sistema teste IEEE de 34 nós, diferenciado por tipos de usuários como: residenciais, comerciais e industriais presentes em cada nó, e com um número definido de usos-finais por usuário, assim como, as horas de utilização ao longo do dia.

5.2 MODELAGEM MATEMÁTICA.

Na modelagem matemática para o problema do melhoramento do FC no SDEE através do controle da demanda, são simulados os hábitos de consumo das diversas unidades consumidoras presentes no SDEE, além disso, é apresentada a modelagem matemática da rede elétrica a ser usada como sistema teste.

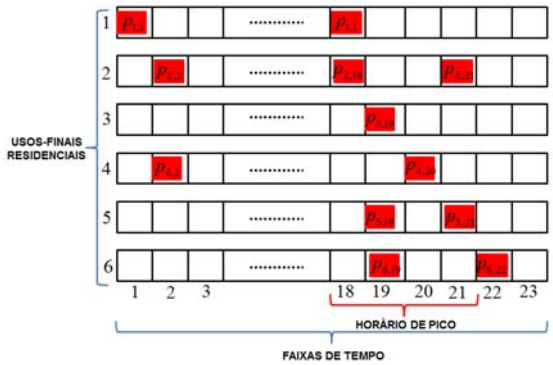
A simulação dos hábitos de consumo considera os períodos de utilização dos usos-finais ao longo do dia. Estes usos-finais são diferenciados segundo o tipo de unidade consumidora residencial, comercial, ou industrial em que estão presentes. Além disso, cada uso-final é caracterizado por um regime de utilização (horas consecutivas de utilização) ao longo do dia.

Na modelagem da rede elétrica de distribuição, cada nó de carga é caracterizado pelo número de unidades consumidoras do mesmo tipo. Assim, mediante um algoritmo que leva em conta as incertezas na utilização destes usos-finais é possível simular diversos perfis habituais de consumo para: Os usos-finais, grupos de unidades consumidoras, e o SDEE.

5.2.1 Hábitos de utilização dos usos-finais residenciais

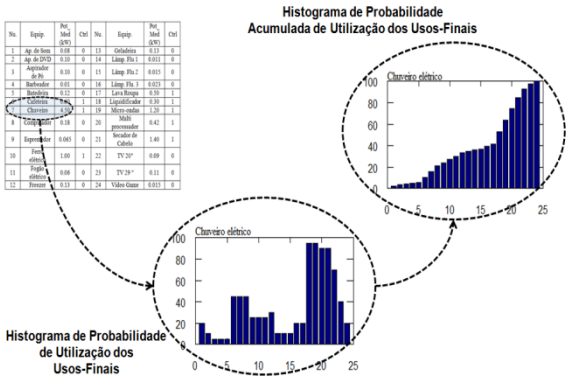
Devido a que os usos-finais residenciais são conectados para sua utilização por curtos períodos de tempo durante o dia, a simulação dos hábitos de utilização deste tipo de usos-finais é feita em períodos discretos ao longo do dia. Assim, o dia é discretizado em períodos de tempo de uma hora. Os períodos discretizados representarão os períodos de utilização dos usos-finais nos seus horários habituais de uso como mostra a Fig. 40 (PROCEL INFO, 2016).

Figura 40 - Períodos de conexão para utilização dos usos-finais ao longo do dia.



Fonte: Elaboração do autor.

Figura 41 - Distribuição da probabilidade de utilização e acumulada para cada uso-final.



Fonte: Elaboração do autor.

Os horários habituais de conexão para utilização dos usos-finais, são definidos mediante um valor (ou porcentagem) de probabilidade (CRAMER, 2004). Assim, uma distribuição da probabilidade de utilização para cada uso-final residencial determina os períodos em que existe a maior probabilidade do uso-final ser conectado para sua utilização.

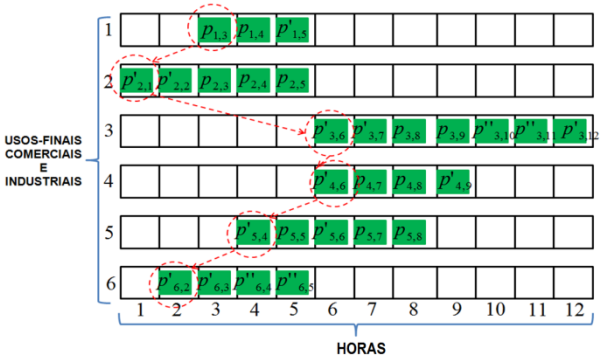
A Fig. 41 mostra para um uso-final (chuveiro elétrico) as distribuições de probabilidade de utilização e de probabilidade acumulada de utilização para o dia. Vale salientar que, a distribuição de probabilidade acumulada será utilizada dentro do algoritmo de simulação para determinar os períodos em que um uso-final será conectado para sua utilização (DING-ZHU DU; PARDALOS, 2005). Portanto, estes histogramas de probabilidade permitirão simular os hábitos de utilização dos usos-finais ao longo do dia, assim como, gerar diversos cenários de consumo e/ou utilização da eletricidade no SDEE.

5.2.2 Hábitos de utilização dos usos-finais comerciais e industriais

No caso dos usos-finais comerciais e industriais, sua utilização é feita durante períodos consecutivos ao longo do dia. Estas horas de utilização consecutivas são resultado dos processos de produção, iluminação, aquecimento, e refrigeração no local dessas unidades consumidoras (PROCEL INFO, 2016).

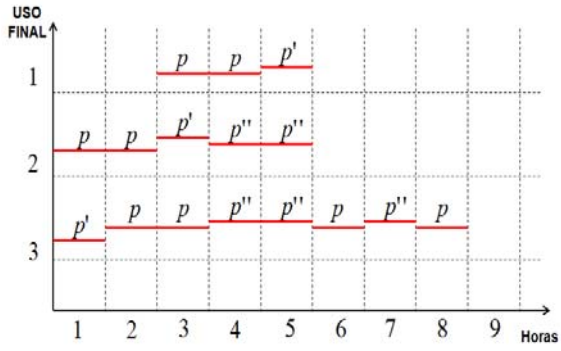
Do mesmo modo, que para os usos-finais residenciais, os usos-finais comerciais e industriais, também são caracterizados pela distribuição de probabilidade de utilização ao longo do dia (CRAMER, 2004). Devido a que esses usos-finais são utilizados por longos períodos de tempo, o valor de probabilidade indica, o período do dia em que o uso-final é conectado à rede elétrica (2015 STATISTICAL YEARBOOK OF ELECTRICITY 2014 BASELINE YEAR).

Figura 42 - Períodos de utilização dos usos-finais comerciais e industriais.



Fonte: Elaboração do autor.

Figura 43 - Potência média nos períodos de utilização dos usos-finais comerciais e industriais.



Fonte: Elaboração do autor.

A Fig. 42 mostra os períodos consecutivos de utilização dos usos-finais comerciais e industriais durante o dia. Note que, para os seis usos-finais, os círculos em vermelho indicam o período em que o uso-final foi conectado para sua utilização (primeira hora de demanda de energia). Assim, observe que o uso-final 3, com 7 horas consecutivas (quadrados em verde)

de utilização, é conectado no período 6 (primeira hora de consumo) com termino de sua utilização no período 12 (ultima hora de consumo).

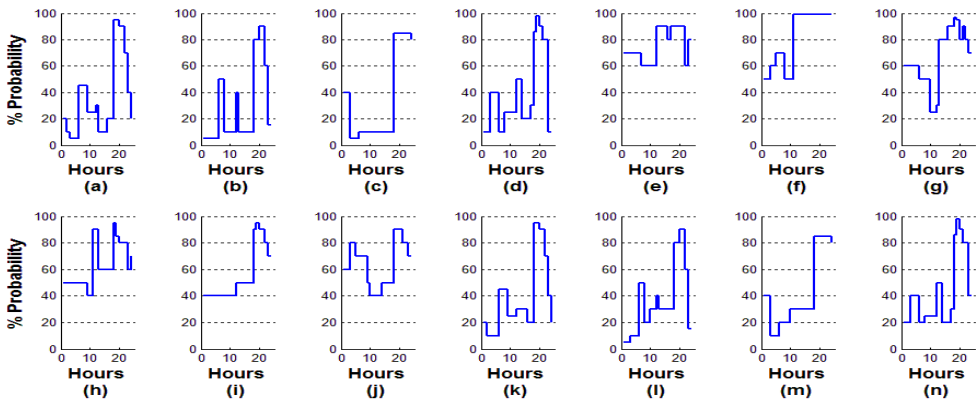
Na Fig. 43 ilustra a demanda de potência durante a utilização de três usos-finais que determinam um perfil de consumo habitual. Observe que os valores p, p', e p'' representam as potências consumidas em cada período dentro de um horário de operação.

Portanto, as distribuições de probabilidade para este tipo de usos-finais também foram utilizadas para alocar o período no dia em que o uso-final comercial ou industrial será conectado para sua utilização dentro de um horário de operação.

5.2.3 Perfil de consumo habitual.

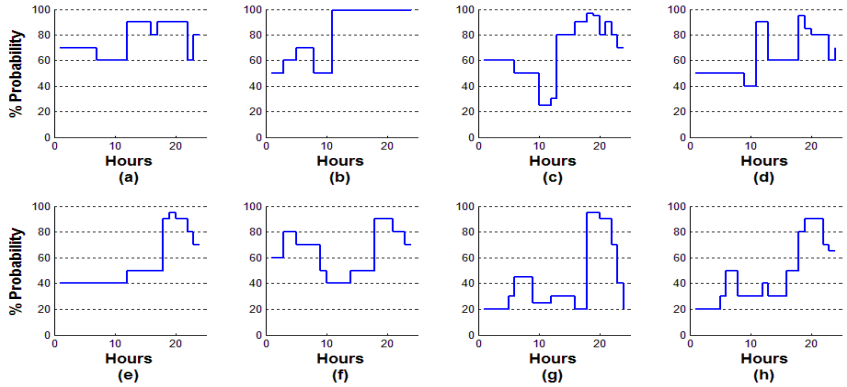
O perfil de consumo habitual do SDEE é determinado mediante um algoritmo que visa simular as incertezas nos hábitos de conexão para utilização dos usos-finais. A Tabela 17 apresenta os dados habituais relacionados com a utilização dos usos-finais diferenciados por unidade consumidora e baseados nas referências (2015 STATISTICAL YEARBOOK OF ELECTRICITY 2014 BASELINE YEAR) e (LOGENTHIRAN; SRINIVASAN; SHUN, 2012). Além disso, a distribuição da probabilidade de utilização, $D_{k,t}^{u}$, do uso-final k no período t para as unidades consumidoras: residencial (usos-finais de 1 a 14), comercial (usos-finais 15 a 22), e industrial (usos-finais de 23 a 28) da Tabela 17 são mostradas na Fig. 44 (a)-(n), Fig. 45 (a)-(h), e Fig. 46 (a)-(f), respectivamente, baseados em (PROCEL INFO, 2016) e (CRAMER, 2004). Note que a maioria dos usos-finais foram conectados nos períodos intermediários e ponta, sendo estes períodos de maior custo por consumo de energia (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA - ANEEL – A tarifa branca e convencional.).

Figura 44 – Distribuição da probabilidade de utilização dos usos-finais residenciais.



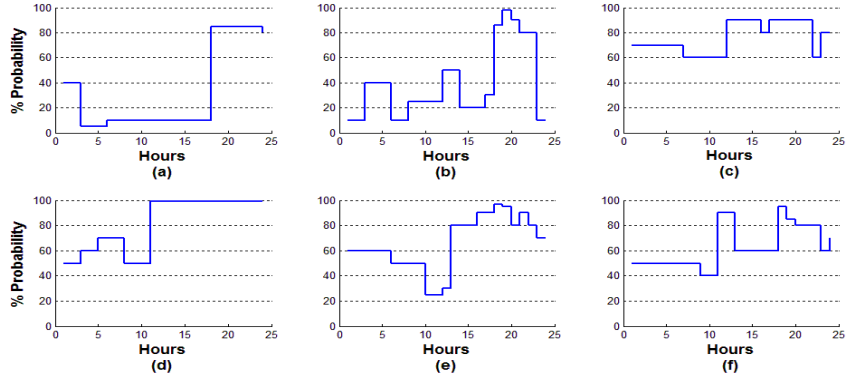
Fonte: Elaboração do autor.

Figura 45 –Distribuição da probabilidade de utilização dos usos-finais comerciais.



Fonte: Elaboração do autor.

Figura 46 –Distribuição da probabilidade de utilização dos usos-finais industriais.



Fonte: Elaboração do autor.

Consequentemente, é possível gerar um perfil de consumo habitual que simula as características de utilização dos usos-finais no horário de 18:00 horas a 21:00 horas para o sistema de consumidores conectados à rede elétrica. Com o intuito de obter este perfil de consumo habitual um algoritmo de simulação Monte Carlo é desenvolvido considerando as incertezas nos hábitos de utilização dos usos-finais durante o dia.

Na Fig. 47 ilustra o fluxograma do algoritmo de simulação Monte Carlo com os dados de distribuição da probabilidade de utilização do uso-final k no período t, $D_{k,t}^{u}$, potência média do uso-final k no período t, $P_{k,t}^{eu}$, e o número de períodos consecutivos de utilização do uso-final k, h_{k}^{u}. Além disso, as hipermatrizes $H_{i,s,k,t}^{b}$ e $H_{i,s,k,t}^{c}$ são inicializadas em zero para cada período t, do uso-final k, pertencente ao usuário s, presente no nó i, da rede elétrica de distribuição. A seguir um processo de normalização dos valores de $D_{k,t}^{u}$ é feito dividindo por

$\sum_{\forall \tau \epsilon \Omega_t} D_{k,t}^{u}$ cada valor, $D_{k,t}^{u}$, assim, este valor é multiplicado por 100 para finalmente ser atribuído em $D_{k,t}^{n}$ dentro de um processo iterativo para cada uso-final *k*, e período *t*.

Tabela 17 – Dados dos hábitos de utilização dos usos-finais.

Unidade consumidora residencial								
N°	**Uso-Final**	**Potência média $P_{k,t}^{eu}$ (kW)**						**h_k^u (h)**
		1st hr	**2nd hr**	**3rd hr**	**4th hr**	**5th hr**	**6th hr**	
1	Dryner	1.2	-	-	-	-	-	1
2	Dish Washer	0.7	-	-	-	-	-	1
3	Washing Machine	0.5	0.4	-	-	-	-	2
4	Oven	1.3	-	-	-	-	-	1
5	Iron	1.0	-	-	-	-	-	1
6	Vacuum Cleaner	0.4	-	-	-	-	-	1
7	Fan	0.2	0.2	0.2	-	-	-	3
8	Kettle	2.0	-	-	-	-	-	1
9	Toaster	0.9	-	-	-	-	-	1
10	Rice-Cooker	0.85	-	-	-	-	-	1
11	Hair-Dryner	1.5	-	-	-	-	-	1
12	Blender	0.3	-	-	-	-	-	1
13	Frying Pan	1.1	-	-	-	-	-	1
14	Coffe Maker	0.8	-	-	-	-	-	1
Unidade consumidora comercial								
15	Water Dispenser	2.5	-	-	-	-	-	1
16	Dryner	3.5	-	-	-	-	-	1
17	Kettle	3.0	2.5	-	-	-	-	2
18	Oven	5.0	-	-	-	-	-	1
19	Coffee Maker	2.0	2.0	-	-	-	-	2
20	Fan/AC	3.5	3.0	-	-	-	-	2
21	Air Conditioner	4.0	3.5	3.0	-	-	-	3
22	Lights	2.0	1.75	1.5	-	-	-	3
Unidade consumidora industrial								
23	Water Heater	12.5	12.5	12.5	12.5		-	4
24	Welding Machine	25	25	25	25	25	-	5
25	Fan/AC	30	30	30	30	30	-	5
26	Arc Furnace	50	50	50	50	50	50	6
27	Induction Motor	100	100	100	100	100	100	6
28	DC motor	150	150	150	-	-	-	3

Fonte: Dados da pesquisa do autor.

Após o cálculo de $D_{k,t}^{n}$ um processo iterativo é iniciado para cada uso-final *k*. Observe que em cada *k* o acumulador *ss* é inicializado para zero. Seguidamente, um processo iterativo para cada *t* é inicializado, sendo que para cada *t* atual os valores de $D_{k,t}^{n}$ são acumulados em ss.

Estes valores acumulados por período *t* são armazenados em $D_{k,t}^{a}$ até completar todos os elementos do conjunto de períodos, Ω_t, e usos-finais, Ω_k. Os valores de $D_{k,t}^{a}$ ao longo do

dia são utilizados para determinar o período *t* em que o uso-final *k* será conectado para utilização.

Nesta parte um novo processo iterativo é iniciado para cada nó *i*, usuário *s*, e uso-final *k*. Note que, para cada uso-final *k*, um número aleatório n^{al} é gerado no intervalo [0,100], e a continuação é inicializado um processo iterativo relacionado aos períodos *t*. Assim, para cada *t* a condição relacionada ao intervalo $[D^a_{k,t-1}, D^a_{k,t}]$ é avaliada. Se n^{al} pertence a esse intervalo, então um valor unitário é atribuído em $H^b_{i,s,k,t}$ no período atual *t*, caso contrário, a condição é avaliada para o *t* próximo. Observe que a avaliação é feita para cada elemento dos conjuntos Ω_t, Ω_k, $1 \dots n^u_i$, e Ω_b. Finalmente, são obtidos os valores unitários de $H^b_{i,s,k,t}$ que indicam o período *t* em que o uso-final *k* é conectado para utilização. Com $H^b_{i,s,k,t}$ é calculado o número total de usos-finais *k* conectados no período *t*, $N_{k,t}$.

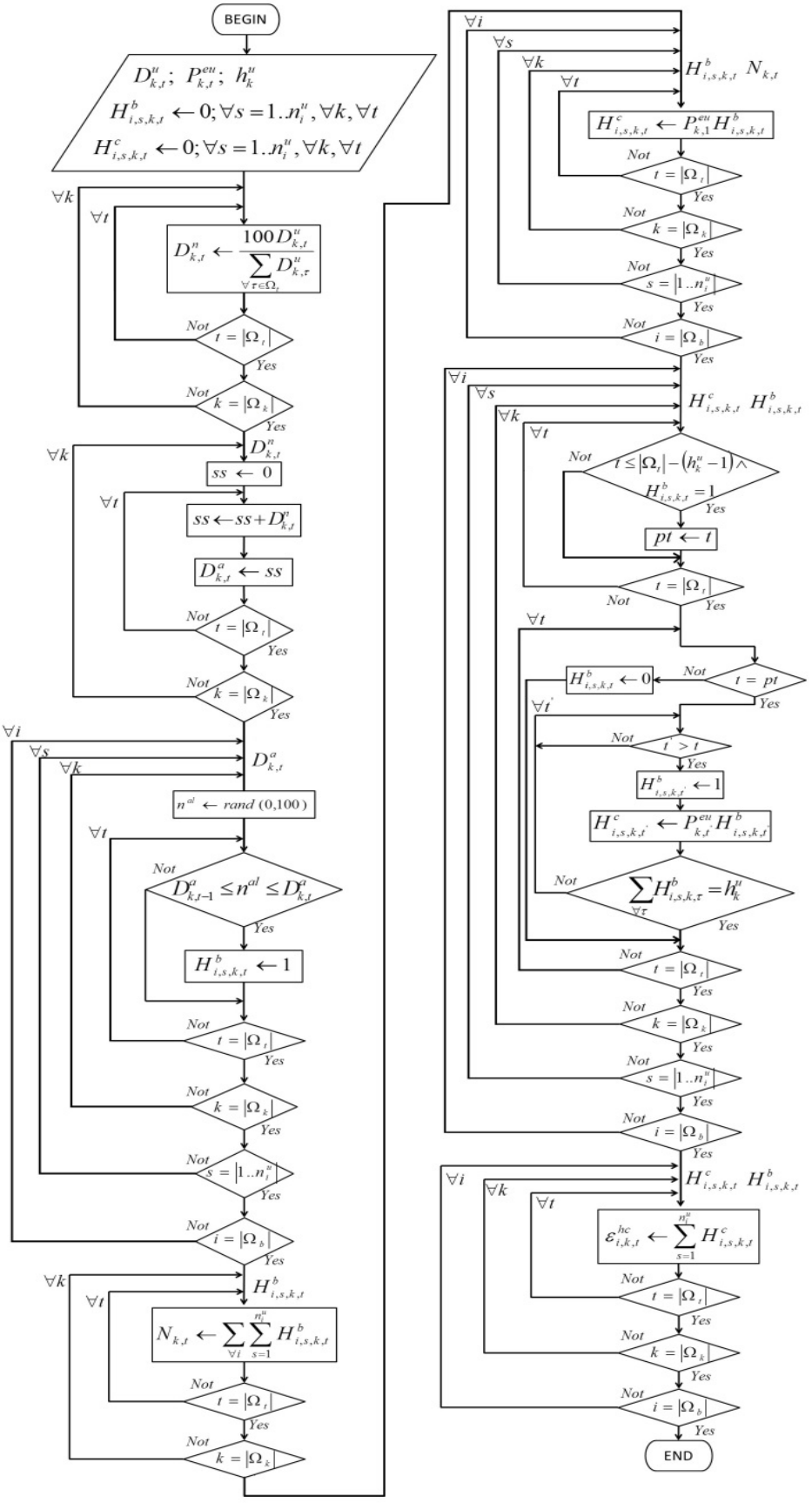
Vale mencionar que este último parâmetro é utilizado como um dado de entrada para o modelo proposto MIPRQ, especificamente na restrição (7). Além disso, os valores unitários de $H^b_{i,s,k,t}$ permitem calcular a demanda no primeiro período de utilização do uso-final *k*, $P^{eu}_{k,1}$, sendo este valor atribuído em $H^c_{i,s,k,t}$. Note que o processo iterativo é feito para todos os elementos de cada conjunto Ω_t, Ω_k, $1 \dots n^u_i$, e Ω_b.

A seguir, o fluxograma mostra como são determinados os períodos de demanda consecutivos ao período inicial *t*, em que o uso-final *k* foi conectado para utilização. Assim, um processo iterativo é inicializado para cada nó *i*, usuário *s*, e uso-final *k* como mostrado no fluxograma. A continuação, um primeiro processo iterativo para *t* é inicializado visando obter o período *t* em que o uso-final *k* foi conectado para sua utilização, sendo que este valor *t* será atribuído em *pt*. Para obter *pt* é necessário que os elementos de $H^b_{i,s,k,t}$ satisfaçam as condições $t \leq |\Omega_t| - (h^u_k - 1) \wedge H^b_{i,s,k,t} = 1$. Esta condição admite, os períodos *t* ao longo do dia em que o uso-final *k* de h^u_k horas consecutivas pode ser conectado para sua utilização, e que dentre esses períodos o valor de $H^b_{i,s,k,t}$ seja unitário.

Portanto, se a condição for verdadeira, então o valor *t* (período de conexão do uso-final *k*) é atribuído em *pt*, caso contrário, a iteração contínua para o próximo período *t*. Este primeiro processo iterativo é feito para todos os elementos de Ω_t. Seguidamente, um novo processo iterativo inicializa-se para cada *t*, e a seguir é avaliada a condição $t = pt$, se for falsa $H^b_{i,s,k,t}$ assume o valor zero e a iteração continua para o próximo *t*, caso contrário, um processo iterativo para t' é feito avaliando a condição $t' > t$, em que, para valores t'maiores que o atual *t*, sejam alocados valores unitários em $H^b_{i,s,k,t'}$, caso contrário, a iteração continua

para o próximo t'. Além disso, com os valores unitários, $H^{b}_{i,s,k,t'}$ (horas consecutivas de utilização do uso-final *k*) são calculadas as demandas, $P^{eu}_{k,t'}$ nesses períodos t', $P^{eu}_{k,t'}$, e esta demanda é atribuída em $H^{c}_{i,s,k,t'}$. Após esses cálculos uma condição relacionada com h^{u}_{k} é avaliada. Se a condição, $\sum_{\forall \tau \in \Omega_t} H^{b}_{i,s,k,\tau} = h^{u}_{k}$, for falsa, o processo continua para o próximo t', caso contrário, volta à iteração *t*, na busca do período *t*, com $t = pt$, sendo estas iterações feitas para cada elemento de Ω_t. Note que, o processo iterativo acaba após fazer as iterações para todos os elementos de Ω_k, $1 \ldots n^{u}_{i}$, e Ω_b. Após obter $H^{b}_{i,s,k,t'}$ e $H^{c}_{i,s,k,t'}$ a continuação um processo iterativo final para cada nó *i*, uso-final *k*, e período *t*, é feito para determinar um perfil habitual de consumo, $\varepsilon^{hc}_{i,k,t}$ do EDS. Este cálculo considera o somatório dos consumos dos usuários $1 \ldots n^{u}_{i}$ presentes em cada nó *i*. Assim, após este cálculo é finalizado o fluxograma mostrado.

Figura 47 –Fluxograma do algoritmo de simulação Monte Carlo.

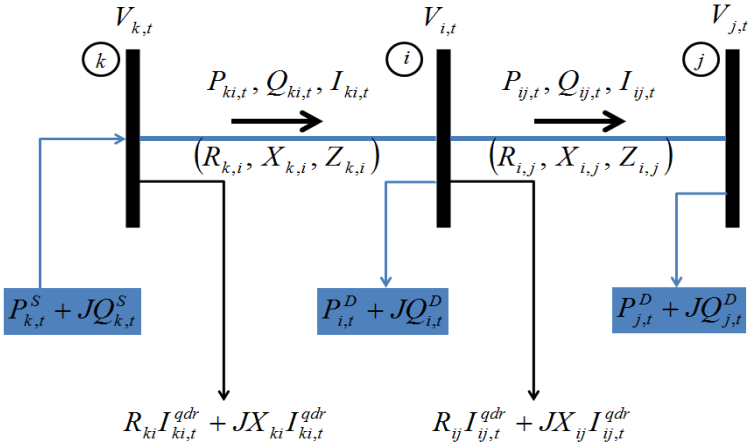


Fonte: Elaboração do autor.

5.2.4 Rede elétrica.

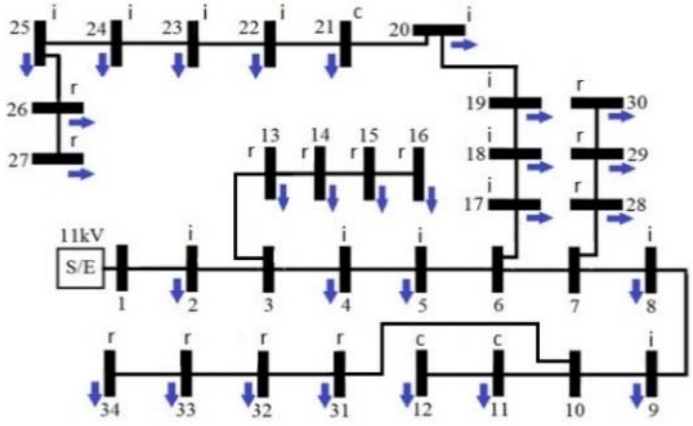
A Fig. 48 mostra a modelagem da rede elétrica de distribuição radial, com $P_{i,t}^{D}$ e $Q_{i,t}^{D}$ que representam as demandas de potência ativa e reativa no nó *i*, no período *t*, respectivamente. Estas potências representam a demanda do grupo de consumidores presentes no nó *i*, e participantes do programa de GLD.

Figura 48 –Modelagem matemática da rede elétrica de distribuição.



Fonte: Elaboração do autor.

Figura 49 –Rede elétrica de distribuição primária IEEE 34 nós.



Fonte: Elaboração do autor.

Com a Fig. 49 mostra-se a rede elétrica IEEE de 34 nós, que representa o SDEE primário, com tensão nominal de 11 kV a ser usado como sistema teste. Observe que esta rede elétrica apresenta nós *i* diferenciados como nós de carga ou passagem ($t_i^b = 0$), e o nó da subestação ($t_i^b = 1$). Vale mencionar que os nós *i* de carga (em setas azuis) são diferenciados pelas letras r, c, e i que representam as unidades consumidoras residencial ($t_i^l = 1$), comercial

($t_i^l = 2$), e industrial ($t_i^l = 3$). Além disso, $P_{ki,t}$ e $Q_{ki,t}$, são os fluxos de potência ativa e reativa nos ramos ki no período t. Já a impedância Z_{ki} do ramo ki, tem como componentes a resistência R_{ki} e reatância X_{ki}.

Na Tabela 18 apresenta-se os dados técnicos da rede elétrica IEEE de 34 nós, adaptado do sistema teste apresentado em (DISTRIBUTION TEST FEEDERS – IEEE PES).

Tabela 18 – Dados técnicos da rede elétrica IEEE 34 nós.

Ramo (i,j)	Z_{ij} $10^{-3}(k\Omega)$	$\bar{I}_{ij}$ (A)	Ramo (i,j)	Z_{ij} $10^{-3}(k\Omega)$	$\bar{I}_{ij}$ (A)
(1,2)	1.17	1100	(18,19)	2.07	500
(2,3)	1.07	1000	(19,20)	1.89	500
(3,4)	1.64	1000	(20,21)	1.89	500
(4,5)	1.49	1000	(21,22)	2.62	300
(5,6)	1.49	1000	(22,23)	2.62	300
(6,7)	3.14	300	(23,24)	3.14	300
(7,8)	2.09	300	(24,25)	2.09	300
(8,9)	3.14	300	(25,26)	1.31	100
(9,10)	2.09	300	(26,27)	1.04	100
(10,11)	1.31	100	(7,28)	1.57	100
(11,12)	1.04	100	(28,29)	1.57	100
(3,13)	1.57	100	(29,30)	1.57	100
(13,14)	2.09	100	(10,31)	1.57	100
(14,15)	1.04	100	(31,32)	2.09	100
(15,16)	0.52	100	(32,33)	1.57	100
(6,17)	1.79	500	(33,34)	1.08	100
(17,18)	1.64	500	-	-	-

Fonte: Dados da pesquisa do autor.

5.3 HIPÓTESES.

Na abordagem do problema do melhoramento do FC do SDEE através do controle da demanda são levadas em consideração as seguintes hipóteses:

1. Um único usuário presente em cada unidade consumidora (residencial, comercial, e industrial).
2. As unidades consumidoras do mesmo tipo possuem o mesmo número de usos-finais.
3. O dia é discretizado em vinte e quatro períodos de uma hora, sendo os valores de potência e consumo numericamente iguais.
4. Os usos-finais são considerados como cargas puramente resistivas.
5. Uma distribuição de probabilidade de utilização para cada uso-final.
6. Os usos-finais são conectados uma vez e utilizados em períodos consecutivos (principalmente os usos-finais comerciais e industriais) no dia.

7. As unidades consumidoras estão alocadas nos nós da rede elétrica de distribuição primária, e são diferenciadas por tipo residencial, comercial, ou industrial.
8. A rede elétrica de distribuição é representada mediante seu equivalente monofásico, balanceado, e em regime permanente.
9. Uma estrutura tarifária com três níveis (fora de ponta, intermediário, e ponta) é utilizada para direcionar o controle da demanda (deslocamentos dos horários de conexão dos usos-finais).

5.4 MODELO MATEMÁTICO NÃO LINEAR COM RESTRIÇÕES QUADRÁTICAS.

O modelo proposto foi formulado como um problema não linear de PIMRQ, como detalhado de (88)-(106):

$$Min: \sum_{\forall t \in \Omega_t} \delta_t \left(\sum_{\forall i \in \Omega_b} \sum_{\forall k \in \Omega_k} \varepsilon_{i,k,t}^{oc} + h^p \sum_{\forall ij \in \Omega_l} R_{ij} I_{ij,t}^{sqr} \right) \tag{88}$$

Em (88), minimiza-se o custo total por compra de potência da concessionária de energia. Este custo considera as parcelas de consumo e perdas de potência ativa. As restrições deste problema são consideradas como seguem:

$$\varepsilon_{i,k,t}^{oc} = \varepsilon_{i,k,t}^{hc} + \Delta\varepsilon_{i,k,t} \qquad \forall i \in \Omega_b \forall k \in \Omega_k \forall t \in \Omega_t \tag{89}$$

$$\Delta\varepsilon_{i,k,t} = 0 \qquad \forall i \in \Omega_b \forall k \in \Omega_k \forall t \in \Omega_t \,/\lambda_k = 0 \tag{90}$$

$$\Delta\varepsilon_{i,k,t} = \varepsilon_{i,k,t}^{conn} - \varepsilon_{i,k,t}^{dconn} \qquad \forall i \in \Omega_b \forall k \in \Omega_k \forall t \in \Omega_t \,/\lambda_k = 1 \tag{91}$$

$$\varepsilon_{i,k,t}^{conn} = \sum_{t'=1}^{h_k^u} \sum_{\substack{u=1 \\ /u \neq t+1-t' \wedge \\ \left(\substack{u \geq t+1-t'-\Delta m_k \\ \wedge \\ u \leq t+1-t'+\Delta m_k}\right)}}^{|\Omega_t|} n_{i,k,u,t+1-t'} P_{k,t'}^{eu} h^p \qquad \forall i \in \Omega_b, \forall k \in \Omega_k, \forall t \in \Omega_t \,/\lambda_k = 1 \tag{92}$$

$$\varepsilon_{i,k,t}^{dconn} = \sum_{t'=1}^{h_k^u} \sum_{\substack{v=1 \\ /v \neq t+1-t' \wedge \\ \left(\substack{v \geq t+1-t'-\Delta m_k \\ \wedge \\ v \leq t+1-t'+\Delta m_k}\right)}}^{|\Omega_t|+t'-h_k^u} n_{i,k,t+1-t',v} P_{k,t'}^{eu} h^p \qquad \forall i \in \Omega_b, \forall k \in \Omega_k, \forall t \in \Omega_t \,/\lambda_k = 1 \tag{93}$$

$$\sum_{\forall i \in \Omega_b} \sum_{\substack{v=1 \\ /v \neq t \wedge \\ \left(\substack{v \geq t-\Delta m_k \\ \wedge \\ v \leq t+\Delta m_k}\right)}}^{|\Omega_t|+1-h_k^u} n_{i,k,t,v} \leq N_{k,t} \qquad \forall k \in \Omega_k, \forall t \in \Omega_t \,/\lambda_k = 1 \tag{94}$$

As restrições de (89)-(94) estão relacionadas com o cálculo do consumo ótimo, $\varepsilon_{i,k,t}^{oc}$, no período *t*, do uso-final *k*, presente no nó *i*, obtido através do deslocamento dos horários de utilização dos usos-finais. Este deslocamento é direcionado mediante a tarifa horária, δ_t, e considera a conexão ou desconexão dos usos-finais *k*, nos diversos períodos *t*, durante o dia. Assim, na restrição (89), $\varepsilon_{i,k,t}^{oc}$ é calculado somando $\Delta\varepsilon_{i,k,t}$ ao perfil habitual, $\varepsilon_{i,k,t}^{hc}$.

O termo, $\Delta\varepsilon_{i,k,t}$, representa a variação do consumo (por conexão e/ou desconexão) no período *t*, do uso-final *k*, presente no nó *i*. Nas restrições (90) e (91) são apresentados os valores de $\Delta\varepsilon_{i,k,t}$, levando em conta, a controlabilidade, λ_k, para os usos-finais *k*. Vale mencionar que, a controlabilidade indica os usos-finais a ser controlados durante o dia.

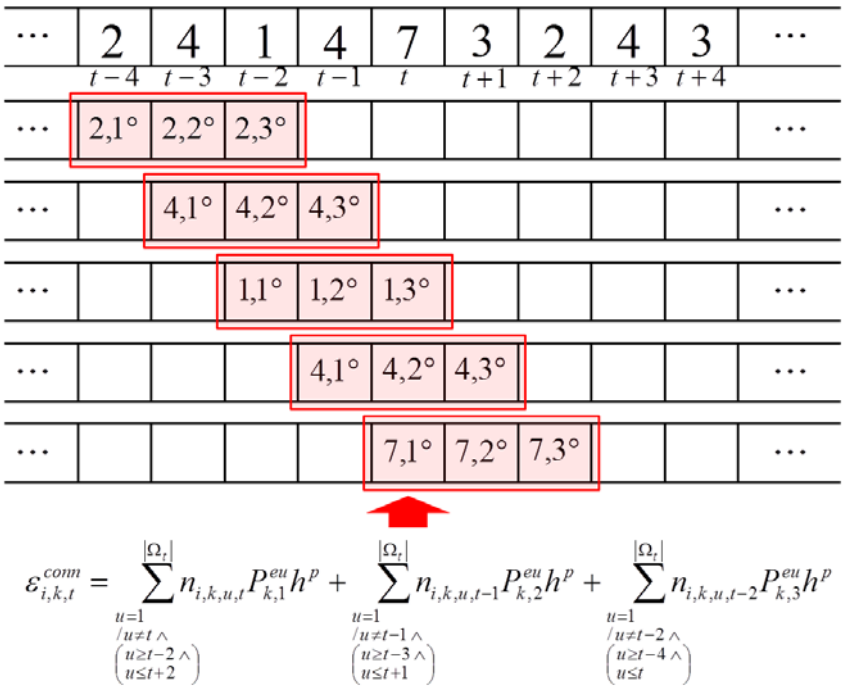
Note também que, para usos-finais *k* não controláveis ($\lambda_k = 0$), $\Delta\varepsilon_{i,k,t}$ assume um valor nulo como estabelecido na restrição (90). Na restrição (91), o valor de $\Delta\varepsilon_{i,k,t}$, é calculado como a diferencia de $\varepsilon_{i,k,t}^{conn}$ e $\varepsilon_{i,k,t}^{dconn}$, feita unicamente para usos-finais *k* controláveis ($\lambda_k = 1$). Nas restrições (92) e (93) são determinados, $\varepsilon_{i,k,t}^{conn}$ e $\varepsilon_{i,k,t}^{dconn}$, respectivamente. Em (92), $\varepsilon_{i,k,t}^{conn}$ representa a energia total conectada no período *t*, esta energia considera o número total de usos-finais *k*, $n_{i,k,u,t+1-t'}$, presentes no nó *i*, deslocados desde os possíveis períodos, *u* para um período, $t + 1 - t'$.

Note que, *u* pertence ao intervalo $[t + 1 - t' - \Delta m_k, t + 1 - t' + \Delta m_k]$, com $u \neq t + 1 - t'$. Além disso, os valores de t' relacionados com os períodos consecutivos de utilização do uso-final *k*, h_k^u, permitem somar a um consumo atual, $n_{i,k,u,t}P_{k,1}^{eu}h^p$ (primeiro período de consumo, $P_{k,1}^{eu}$) o consumo dos usos-finais *k* conectados no período $t - 1$, $n_{i,k,u,t-1}P_{k,2}^{eu}h^p$ (segundo período de consumo, $P_{k,2}^{eu}$), mais o consumo dos usos-finais *k* conectados em $t - 2$, $n_{i,k,u,t-2}P_{k,3}^{eu}h^p$ (terceiro período de consumo, $P_{k,3}^{eu}$), e assim até completar h_k^u horas de consecutivas de utilização para cada número de usos-finais *k*.

Um exemplo relacionado ao uso-final *k*, com $h_k^u = 3$ (os usos-finais *k*, são utilizados por 3 horas consecutivas), e $\Delta m_k = 2$ (os usos-finais k, podem ser deslocados 2 períodos para frente, e 2 períodos para atrás, desde o período atual), é desenvolvido para melhor explicação da restrição (92).

Na Fig. 50, os valores 2, 4, 1, 4, 7, 3, 2, 4, e 3 (na primeira linha), representam o número de usos-finais *k*, conectados nos períodos *t* - 4, *t* - 3, *t* - 2, *t* - 1, *t*, *t* + 1, *t* + 2, *t* + 3, e *t* + 4, respectivamente.

Figura 50 – Exemplo explicativo para o cálculo da energia de conexão, $\varepsilon_{i,k,t}^{conn}$.



Fonte: Elaboração do autor.

Assim, na segunda linha, 2,1° significa que, os 2 usos-finais *k*, estão sendo utilizados na 1° hora de consumo; 2,2° significa que, os 2 usos-finais *k*, estão sendo utilizados na 2° hora de consumo; e 2,3° significa que, os 2 usos-finais *k*, estão sendo utilizados na 3° hora de consumo, e assim, para cada número de usos-finais *k* conectados ao longo do dia. Devido a que, $\Delta m_k = 2$, o número de usos-finais *k*, conectados no período atual *t*, pode ser deslocado para os períodos *t* + 1, e *t* + 2 (períodos para frente), assim como, para *t* - 1, e *t* - 2 (períodos para atrás).

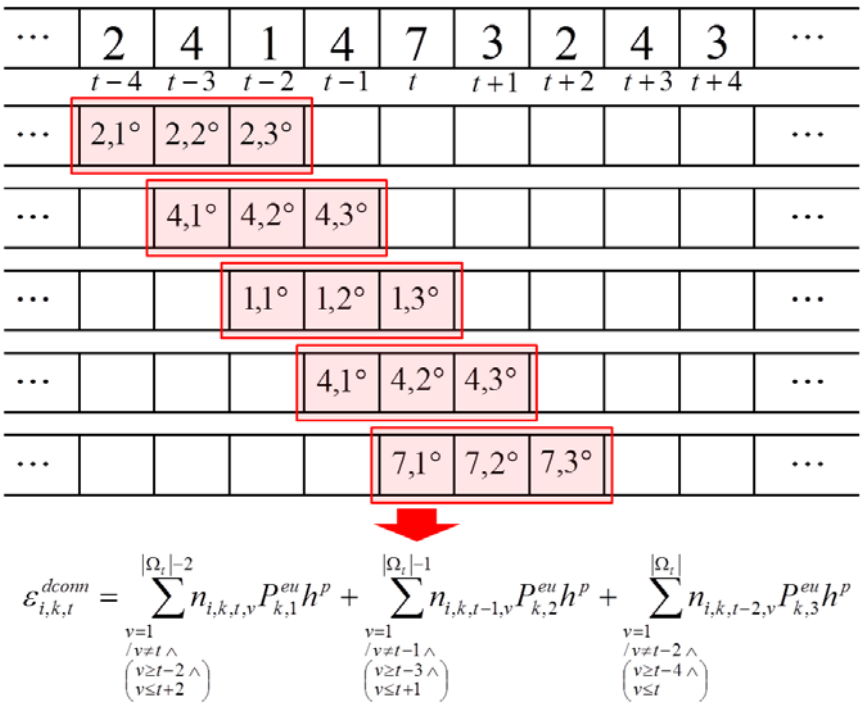
Para o calculo da energia, $\varepsilon_{i,k,t}^{conn}$, no período atual *t*, leva-se em conta, o somatório das energias, $\sum_{\substack{u=1 \\ /u\neq t \wedge \\ (u\geq t-2 \\ \wedge \\ u\leq t+2)}}^{|\Omega_t|} n_{i,k,u,t} P_{k,1}^{eu} h^p$, $\sum_{\substack{u=1 \\ /u\neq t-1 \wedge \\ (u\geq t-3 \\ \wedge \\ u\leq t+1)}}^{|\Omega_t|} n_{i,k,u,t-1} P_{k,2}^{eu} h^p$, e $\sum_{\substack{u=1 \\ /u\neq t-2 \wedge \\ (u\geq t-4 \\ \wedge \\ u\leq t)}}^{|\Omega_t|} n_{i,k,u,t-2} P_{k,3}^{eu} h^p$ que representam, a energia consumida pelos 7 usos-finais *k*, na 1° hora (conectados em *t*); energia consumida pelos 4 usos-finais *k*, na 2° hora (conectados em *t* - 1); e a energia consumida por 1 uso-final *k*, na 3° hora (conectado em *t* - 2). Portanto, este somatório representa a energia total a ser conectada no período *t*.

Em (93), $\varepsilon_{i,k,t}^{dconn}$ representa a energia total desconectada do período *t*, esta energia considera o número total de usos-finais *k*, $n_{i,k,t+1-t',v}$, presentes no nó *i* a ser deslocados de um período $t + 1 - t'$ para os possíveis períodos *v*.

Note que, *v* adota valores pertencentes ao intervalo $[t + 1 - t' - \Delta m_k, t + 1 - t' + \Delta m_k]$ com $v \neq t + 1 - t'$. Além disso, os valores de t' relacionados com h_k^u permitem obter

o consumo total a ser desconectado do período *t*, este consumo considera o somatório do consumo dos usos-finais *k* utilizados no período atual *t*, $n_{i,k,t,v}P_{k,1}^{eu}h^p$ (primeiro período de consumo, $P_{k,1}^{eu}$), mais o consumo dos usos-finais *k* usados em $t-1$, $n_{i,k,t-1,v}P_{k,2}^{eu}h^p$ (segundo período de consumo, $P_{k,2}^{eu}$), mais o consumo dos usos-finais *k*, usados em $t-2$, $n_{i,k,t-2,v}P_{k,3}^{eu}h^p$ (terceiro período de consumo, $P_{k,3}^{eu}$), e assim por diante até completar h_k^u horas de consecutivas de utilização para cada número de usos-finais *k*.

Figura 51 – Exemplo explicativo para o cálculo da energia de desconexão, $\varepsilon_{i,k,t}^{dconn}$.



Fonte: Elaboração do autor.

O mesmo exemplo da restrição anterior é utilizado a seguir para explicar a restrição (93). Observe na Fig. 51, na última linha, tem-se os 7 usos-finais *k*, conectados no período *t*, a ser utilizado durante 3 horas consecutivas, com: 7,1°; 1,2°; e 7,3°. No cálculo da energia desconectada, $\varepsilon_{i,k,t}^{dconn}$, do período *t*, leva-se em conta, o somatório das energias, $\sum_{\substack{v=1 \\ /u\neq t \wedge \\ (v\geq t-2 \\ \wedge \\ v\leq t+2)}}^{|\Omega_t|-2} n_{i,k,t,v}P_{k,1}^{eu}h^p$, $\sum_{\substack{v=1 \\ /v\neq t-1 \wedge \\ (v\geq t-3 \\ \wedge \\ v\leq t+1)}}^{|\Omega_t|-1} n_{i,k,t-1,v}P_{k,2}^{eu}h^p$, e $\sum_{\substack{v=1 \\ /v\neq t-2 \wedge \\ (v\geq t-4 \\ \wedge \\ v\leq t)}}^{|\Omega_t|} n_{i,k,t-2,v}P_{k,3}^{eu}h^p$, que representam, a energia consumida dos 7 usos-finais *k*, na 1° hora (desconectados de *t*); energia consumida dos 4 usos-finais *k*, na 2° hora (desconectados de *t* - 1); e a energia consumida por 1 uso-final *k*, na 3° hora (desconectado de *t* - 2). Portanto, este somatório representa a energia total a ser desconectada do período *t*.

Finalmente, a restrição (94) garante que após o deslocamento dos horários de conexão dos usos-finais *k*, o numero total, $N_{k,t}$, de usos-finais *k* do SDEE permaneça constante. Vale mencionar que o termo Δm_k das restrições (92), (93), e (94), representa os períodos consecutivos em que o usos-finais *k* podem ser conectados, partindo do período atual *t* (períodos para frente e para atrás), sem afetar o seu uso habitual ao longo do dia.

$$\sum_{\forall i \in \Omega_b} \sum_{\forall k \in \Omega_k} \varepsilon_{i,k,t}^{oc} \leq Max_{\forall \tau \in \Omega_t} \left\{ \sum_{\forall i \in \Omega_b} \sum_{\forall k \in \Omega_k} \varepsilon_{i,k,\tau}^{hc} \right\} \qquad \forall t \in \Omega_t \quad (95)$$

$$\Lambda_t = \sum_{\forall i \in \Omega_b} \sum_{\forall k \in \Omega_k} \varepsilon_{i,k,t}^{oc} \qquad \forall t \in \Omega_t \quad (96)$$

$$\Lambda_t^{av} = \frac{1}{t} \sum_{\substack{\forall \tau \in \Omega_t \\ /\tau \leq t}} \Lambda_\tau \qquad \forall t \in \Omega_t \quad (97)$$

$$\Lambda^{lp} = \Lambda_t^{av} \qquad \forall t \in \Omega_t / t = |\Omega_t| \quad (98)$$

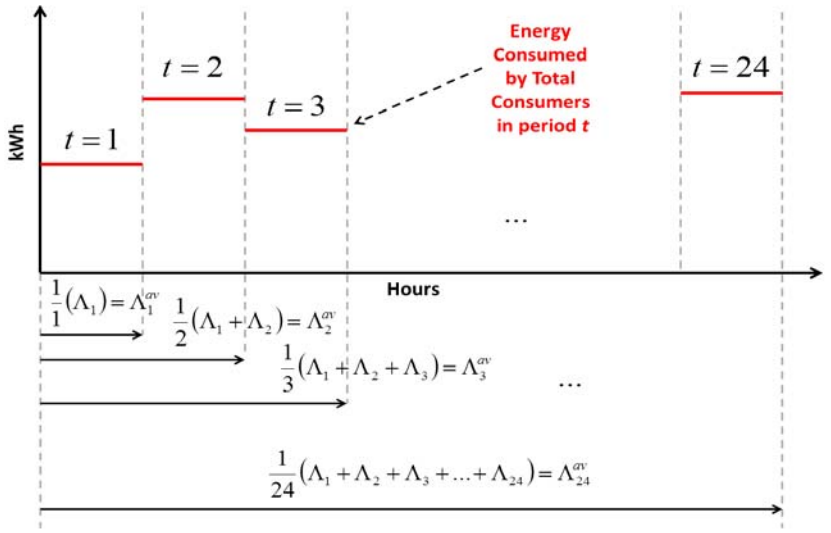
$$(\Lambda_t - \Lambda^{lp})^2 \leq (\Delta\Lambda^s)^2 \qquad \forall t \in \Omega_t \quad (99)$$

As restrições (95)-(99) permitem determinar o fator de carga do SDEE, e estão relacionadas com a redução de $\Delta\Lambda^s$ (mediante um processo iterativo), da restrição (99).

Em (95) garante-se no período *t*, que o consumo do perfil ótimo, $\sum_{\forall i \in \Omega_b} \sum_{\forall k \in \Omega_k} \varepsilon_{i,k,t}^{oc}$, do SDEE, seja menor ou igual que o máximo consumo do perfil habitual, $\sum_{\forall i \in \Omega_b} \sum_{\forall k \in \Omega_k} \varepsilon_{i,k,\tau}^{hc}$. Em (96), o consumo ótimo no período *t* é calculado e atribuído em Λ_t. Com (97), é obtido o somatório dos valores médios dos Λ_t, até o período *t*, para ser atribuído em Λ_t^{av}. A Fig. 52, mostra esse somatório em cada período *t* durante o dia. Note que, em $t = 3$, Λ_3^{av} é obtido como o somatório dos Λ_t ($\Lambda_1 + \Lambda_2 + \Lambda_3$), e sendo este somatório dividido por três (valor do período atual). Do mesmo modo, em $t = 24$, é obtido o consumo médio, Λ_{24}^{av}, do SDEE nesse dia (24 horas).

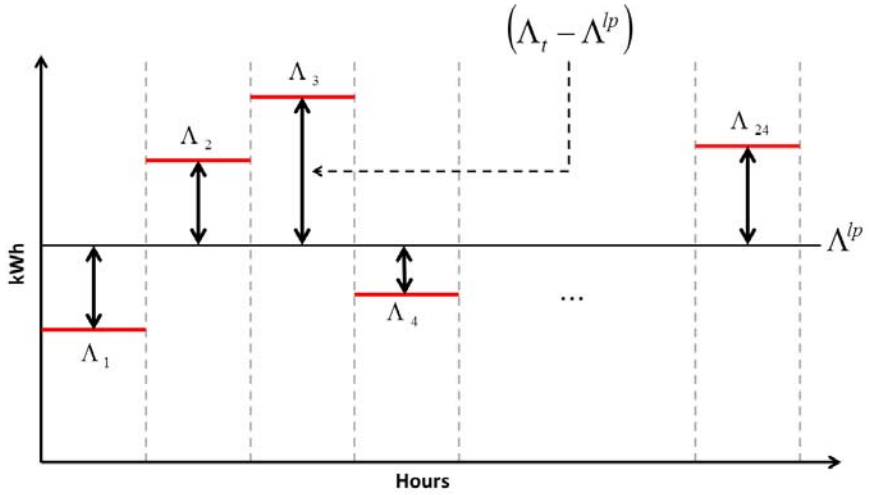
Em (98), na variável Λ^{lp} (consumo médio do SDEE no dia) é atribuído Λ_t^{av}, para $t = 24$. Vale destacar que, com este consumo médio e o máximo consumo no perfil ótimo, Λ_t, do SDEE, é calculado o FC dentro de um processo iterativo. Finalmente, a restrição (99), contribuí para a melhoria do fator de carga no perfil ótimo a ser planejado para o dia seguinte. Nesta restrição, o termo quadrático, $(\Lambda_t - \Lambda^{lp})^2$, considera a diferencia entre as variáveis, Λ_t e Λ^{lp} em cada período *t*, como mostra a Fig. 53.

Figura 52 – Calculo de Λ_t^{av} em cada período *t*.



Fonte: Elaboração do autor.

Figura 53 – Diferencia entre Λ_t e Λ^{lp}, em cada período *t*.



Fonte: Elaboração do autor.

Observe que, a minimização desta diferencia no período *t*, permite ao valor de Λ^{lp}, aproximar-se de Λ_3 (máximo consumo), devido a que esta diferencia pode ser negativa (casos de $\Lambda_1 - \Lambda^{lp}$, e $\Lambda_4 - \Lambda^{lp}$), a restrição (99), trabalha com o quadrado desta diferencia. Além disso, (99), considera o quadrado de $\Delta\Lambda^s$, como o limite superior do quadrado de $\Lambda_t - \Lambda^{lp}$.

$$P_{i,t}^{d} = \frac{1}{h^{p}} \sum_{\forall k \in \Omega_k} \varepsilon_{i,k,t}^{oc} \qquad \forall i \in \Omega_b, \forall t \in \Omega_t \quad (100)$$

$$\sum_{\forall ki \in \Omega_l} P_{ki,t} - \sum_{\forall ij \in \Omega_l} \left(P_{ij,t} + R_{ij} I_{ij,t}^{sqr}\right) + P_{i,t}^{s} = P_{i,t}^{d} \qquad \forall i \in \Omega_b, \forall t \in \Omega_t \quad (101)$$

$$\sum_{\forall ki \in \Omega_l} Q_{ki,t} - \sum_{\forall ij \in \Omega_l} \left(Q_{ij,t} + X_{ij} I_{ij,t}^{sqr}\right) + Q_{i,t}^{s} = Q_{i,t}^{d} \qquad \forall i \in \Omega_b, \forall t \in \Omega_t \quad (102)$$

$$\mathrm{V}_{i,t}^{qdr} - 2\left(R_{ij}P_{ij,t} + X_{ij}Q_{ij,t}\right) - Z_{ij}^{2}I_{ij,t}^{qdr} - \mathrm{V}_{j,t}^{qdr} = 0 \qquad \forall ij \in \Omega_l, \forall t \in \Omega_t \quad (103)$$

$$V_{i,t}^{sqr}I_{ij,t}^{sqr} = P_{ij,t}^{2} + Q_{ij,t}^{2} \qquad \forall ij \in \Omega_l, \forall t \in \Omega_t \quad (104)$$

$$\left(\underline{I}_{ij}\right)^2 \leq I_{ij,t}^{sqr} \leq \left(\overline{I}_{ij}\right)^2 \qquad \forall ij \in \Omega_l, \forall t \in \Omega_t \quad (105)$$

$$\left(\underline{V}\right)^2 \leq V_{i,t}^{sqr} \leq \left(\overline{V}\right)^2 \qquad \forall i \in \Omega_b, \forall t \in \Omega_t \quad (106)$$

$$n_{i,k,u,v}, \quad inteiro \qquad \forall i \in \Omega_b, \forall k \in \Omega_k, \in \Omega_t, \forall v \in \Omega_t$$

As restrições (100)-(106), estão relacionadas com o fluxo de potência no SDEE, e a potência fornecida nos nós de carga. A potência demandada, $P_{i,t}^{d}$, no nó *i*, no período *t*, é determinada em (100). Com as equações (101), e (102) são representados os balanços de potência ativa e reativa, respectivamente, no nó *i*, em cada período *t*. A equação (103), mostra o cálculo da queda de tensão, para o ramo *ij*, no período *t*. A equação (104), estabelece a relação entre o fluxo de potência ativa e reativa, o quadrado da magnitude de tensão e o quadrado da magnitude de corrente, no ramo *ij*, para o período *t*. Os limites da magnitude de tensão, e fluxo de corrente, são definidos nas restrições (105), e (106), respectivamente.

5.5 LINEARIZAÇÕES.

O modelo proposto para o problema do melhoramento do FC no SDEE através do controle da demanda apresenta o produto de duas variáveis contínuas, $V_{i,t}^{sqr}I_{ij,t}^{sqr}$, e a soma dos quadrados de outras duas variáveis continuas como, $P_{i,j,t}^{2} + Q_{i,j,t}^{2}$, presentes na restrição (104), o que torna o modelo não linear, fazendo o espaço de soluções não convexo, portanto, a solução ótima global não é garantida. A fim de garantir uma solução ótima global mediante o solver comercial CPLEX (CPLEX Optimization - ILOG, 2008) tornamos o espaço de soluções convexo, através de um conjunto de restrições lineares apresentadas por (TABARES; FRANCO; LAVORATO; RIDER, 2014).

5.5.1 Linearização de $\boldsymbol{V_{i,t}^{sqr}I_{ij,t}^{sqr}}$ e $\boldsymbol{P_{i,j,t}^{2} + Q_{i,j,t}^{2}}$

Na restrição (104) a linearização do produto $V_{i,t}^{sqr}I_{ij,t}^{sqr}$ é feita, considerando a magnitude de tensão, $\boldsymbol{V_{i,t}}$, constante, e aproximadamente igual ao valor nominal, V^n, obtendo assim, um modelo linear aproximado.

$$V_{j,t}^{sqr}I_{ij,t}^{sqr} = \left(V_{j,t}\right)^2 I_{ij,t}^{sqr} \approx (V^n)^2 I_{ij,t}^{sqr} \qquad \forall ij \in \Omega_l, \forall t \in \Omega_t$$

Esta simplificação é válida e com um erro baixo de aproximação como se mostra em (GONÇALVES, 2013).

A linearização do termo, $P^2_{i,j,t}$, (APÊNDICE B) adota a forma seguinte:

$$P^2_{ij,t} \approx \sum_{y=1}^{Y} m^S_{ij,y}\Delta^P_{ij,t,y} \qquad \forall ij \in \Omega_l, \forall t \in \Omega_t$$

$$P^+_{ij,t} - P^-_{ij,t} = P_{ij,t} \qquad \forall ij \in \Omega_l, \forall t \in \Omega_t$$

$$P^+_{ij,t} + P^-_{ij,t} = \sum_{y=1}^{Y} \Delta^P_{ij,t,y} \qquad \forall ij \in \Omega_l, \forall t \in \Omega_t$$

$$0 \leq \Delta^P_{ij,t,y} \leq \bar{\Delta}^S_{ij} \qquad \forall ij \in \Omega_l, \forall t \in \Omega_t, \forall y \in 1..Y$$

$$0 \leq P^+_{ij,t} \qquad \forall ij \in \Omega_l, \forall t \in \Omega_t$$

$$0 \leq P^-_{ij,t} \qquad \forall ij \in \Omega_l, \forall t \in \Omega_t$$

Da mesma maneira, a linearização do termo, $Q^2_{i,j,t}$, (APÊNDICE B) adota a forma seguinte:

$$Q^2_{ij,t} \approx \sum_{y=1}^{Y} m^S_{ij,y}\Delta^Q_{ij,t,y} \qquad \forall ij \in \Omega_l, \forall t \in \Omega_t$$

$$Q^+_{ij,t} - Q^-_{ij,t} = Q_{ij,t} \qquad \forall ij \in \Omega_l, \forall t \in \Omega_t$$

$$Q^+_{ij,t} + Q^-_{ij,t} = \sum_{y=1}^{Y} \Delta^Q_{ij,t,y} \qquad \forall ij \in \Omega_l, \forall t \in \Omega_t$$

$$0 \leq \Delta^Q_{ij,t,y} \leq \bar{\Delta}^S_{ij} \qquad \forall ij \in \Omega_l, \forall t \in \Omega_t, \forall y \in 1..Y$$

$$0 \leq Q^+_{ij,t} \qquad \forall ij \in \Omega_l, \forall t \in \Omega_t$$

$$0 \leq Q^-_{ij,t} \qquad \forall ij \in \Omega_l, \forall t \in \Omega_t$$

Finalmente, a restrição (104) do modelo proposto é substituída pelas restrições equivalentes, apresentadas a continuação.

$$(V^n)^2 I^{sqr}_{ij,t} = \sum_{y=1}^{Y} m^s_{ij,y}\Delta^P_{ij,t,y} + \sum_{y=1}^{Y} m^s_{ij,y}\Delta^Q_{ij,t,y} \qquad \forall ij \in \Omega_l, \forall t \in \Omega_t \quad (107)$$

$$P^+_{ij,t} - P^-_{ij,t} = P_{ij,t} \qquad \forall ij \in \Omega_l, \forall t \in \Omega_t \quad (108)$$

$$P^+_{ij,t} + P^-_{ij,t} = \sum_{y=1}^{Y} \Delta^P_{ij,t,y} \qquad \forall ij \in \Omega_l, \forall t \in \Omega_t \quad (109)$$

$$Q^+_{ij,t} - Q^-_{ij,t} = Q_{ij,t} \qquad \forall ij \in \Omega_l, \forall t \in \Omega_t \quad (110)$$

$$Q^+_{ij,t} + Q^-_{ij,t} = \sum_{y=1}^{Y} \Delta^Q_{ij,t,y} \qquad \forall ij \in \Omega_l, \forall t \in \Omega_t \quad (111)$$

$$0 \leq \Delta^{P}_{ij,t,y} \leq \bar{\Delta}^{s}_{ij} \qquad \forall ij \in \Omega_l, \forall t \in \Omega_t, \forall y = 1..Y \quad (112)$$

$$0 \leq \Delta^{Q}_{ij,t,y} \leq \bar{\Delta}^{s}_{ij} \qquad \forall ij \in \Omega_l, \forall t \in \Omega_t, \forall y = 1..Y \quad (113)$$

$$0 \leq P^{+}_{ij,t} \qquad \forall ij \in \Omega_l, \forall t \in \Omega_t \quad (114)$$

$$0 \leq P^{-}_{ij,t} \qquad \forall ij \in \Omega_l, \forall t \in \Omega_t \quad (115)$$

$$0 \leq Q^{+}_{ij,t} \qquad \forall ij \in \Omega_l, \forall t \in \Omega_t \quad (116)$$

$$0 \leq Q^{-}_{ij,t} \qquad \forall ij \in \Omega_l, \forall t \in \Omega_t \quad (117)$$

$$\forall\, n_{i,k,u,v}, \quad inteiro \qquad \begin{matrix} \forall i \in \Omega_b, \forall k \in \Omega_k, \forall u \in \Omega_t \\ \forall v \in \Omega_t \end{matrix}$$

5.6 MODELO MATEMÁTICO LINEARIZADO COM RESTRIÇÕES QUADRÁTICAS

O problema do melhoramento do FC do SDEE através o controle da demanda pode ser formulado como um modelo linearizado com restrições quadráticas, como mostrado a seguir:

$$Min: \sum_{\forall t \in \Omega_t} \delta_t \left(\sum_{\forall i \in \Omega_b} \sum_{\forall k \in \Omega_k} \varepsilon^{oc}_{i,k,t} + h^{p} \sum_{\forall ij \in \Omega_l} R_{ij} I^{sqr}_{ij,t} \right) \quad (88)$$

s. t.

$$\varepsilon^{oc}_{i,k,t} = \varepsilon^{hc}_{i,k,t} + \Delta\varepsilon_{i,k,t} \qquad \forall i \in \Omega_b \forall k \in \Omega_k \forall t \in \Omega_t \quad (89)$$

$$\Delta\varepsilon_{i,k,t} = 0 \qquad \begin{matrix} \forall i \in \Omega_b \forall k \in \Omega_k \forall t \in \Omega_t \\ /\lambda_k = 0 \end{matrix} \quad (90)$$

$$\Delta\varepsilon_{i,k,t} = \varepsilon^{conn}_{i,k,t} - \varepsilon^{dconn}_{i,k,t} \qquad \begin{matrix} \forall i \in \Omega_b \forall k \in \Omega_k \forall t \in \Omega_t \\ /\lambda_k = 1 \end{matrix} \quad (91)$$

$$\varepsilon^{conn}_{i,k,t} = \sum_{t'=1}^{h^{u}_{k}} \sum_{\substack{u=1 \\ /u \neq t+1-t' \wedge \\ \left(\begin{matrix} u \geq t+1-t'-\Delta m_k \\ \wedge \\ u \leq t+1-t'+\Delta m_k \end{matrix}\right)}}^{|\Omega_t|} n_{i,k,u,t+1-t'} P^{eu}_{k,t'} h^{p} \qquad \begin{matrix} \forall i \in \Omega_b, \forall k \in \Omega_k, \forall t \in \Omega_t \\ /\lambda_k = 1 \end{matrix} \quad (92)$$

$$\varepsilon^{dconn}_{i,k,t} = \sum_{t'=1}^{h^{u}_{k}} \sum_{\substack{v=1 \\ /v \neq t+1-t' \wedge \\ \left(\begin{matrix} v \geq t+1-t'-\Delta m_k \\ \wedge \\ v \leq t+1-t'+\Delta m_k \end{matrix}\right)}}^{|\Omega_t|+t'-h^{u}_{k}} n_{i,k,t+1-t',v} P^{eu}_{k,t'} h^{p} \qquad \begin{matrix} \forall i \in \Omega_b, \forall k \in \Omega_k, \forall t \in \Omega_t \\ /\lambda_k = 1 \end{matrix} \quad (93)$$

$$\sum_{\forall i \in \Omega_b} \sum_{\substack{v=1 \\ /v \neq t \wedge \\ \left(\begin{matrix} v \geq t-\Delta m_k \\ \wedge \\ v \leq t+\Delta m_k \end{matrix}\right)}}^{|\Omega_t|+1-h^{u}_{k}} n_{i,k,t,v} \leq N_{k,t} \qquad \begin{matrix} \forall k \in \Omega_k, \forall t \in \Omega_t \\ /\lambda_k = 1 \end{matrix} \quad (94)$$

$$\sum_{\forall i\in\Omega_b}\sum_{\forall k\in\Omega_k}\varepsilon^{oc}_{i,k,t} \le Max_{\forall\tau\in\Omega_t}\left\{\sum_{\forall i\in\Omega_b}\sum_{\forall k\in\Omega_k}\varepsilon^{hc}_{i,k,\tau}\right\} \qquad \forall t\in\Omega_t \quad (95)$$

$$\Lambda_t = \sum_{\forall i\in\Omega_b}\sum_{\forall k\in\Omega_k}\varepsilon^{oc}_{i,k,t} \qquad \forall t\in\Omega_t \quad (96)$$

$$\Lambda^{av}_t = \frac{1}{t}\sum_{\substack{\forall\tau\in\Omega_t\\ /\tau\le t}}\Lambda_\tau \qquad \forall t\in\Omega_t \quad (97)$$

$$\Lambda^{lp} = \Lambda^{av}_t \qquad \forall t\in\Omega_t/t=|\Omega_t| \quad (98)$$

$$(\Lambda_t-\Lambda^{lp})^2 \le (\Delta\Lambda^s)^2 \qquad \forall t\in\Omega_t \quad (99)$$

$$P^d_{i,t} = \frac{1}{h^p}\sum_{\forall k\in\Omega_k}\varepsilon^{oc}_{i,k,t} \qquad \forall i\in\Omega_b,\forall t\in\Omega_t \quad (100)$$

$$\sum_{\forall ki\in\Omega_l}P_{ki,t} - \sum_{\forall ij\in\Omega_l}\left(P_{ij,t}+R_{ij}I^{sqr}_{ij,t}\right)+P^s_{i,t}=P^d_{i,t} \qquad \forall i\in\Omega_b,\forall t\in\Omega_t \quad (101)$$

$$\sum_{\forall ki\in\Omega_l}Q_{ki,t} - \sum_{\forall ij\in\Omega_l}\left(Q_{ij,t}+X_{ij}I^{sqr}_{ij,t}\right)+Q^s_{i,t}=Q^d_{i,t} \qquad \forall i\in\Omega_b,\forall t\in\Omega_t \quad (102)$$

$$\mathrm{V}^{qdr}_{i,t} - 2\left(R_{ij}P_{ij,t}+X_{ij}Q_{ij,t}\right) - Z^2_{ij}I^{qdr}_{ij,t} - \mathrm{V}^{qdr}_{j,t} = 0 \qquad \forall ij\in\Omega_l,\forall t\in\Omega_t \quad (103)$$

$$\left(\underline{I}_{ij}\right)^2 \le I^{sqr}_{ij,t} \le \left(\overline{I}_{ij}\right)^2 \qquad \forall ij\in\Omega_l,\forall t\in\Omega_t \quad (105)$$

$$\left(\underline{V}\right)^2 \le V^{sqr}_{i,t} \le \left(\overline{V}\right)^2 \qquad \forall i\in\Omega_b,\forall t\in\Omega_t \quad (106)$$

$$(V^n)^2 I^{sqr}_{ij,t} = \sum_{y=1}^{Y} m^s_{ij,y}\Delta^P_{ij,t,y} + \sum_{y=1}^{Y} m^s_{ij,y}\Delta^Q_{ij,t,y} \qquad \forall ij\in\Omega_l,\forall t\in\Omega_t \quad (107)$$

$$P^+_{ij,t} - P^-_{ij,t} = P_{ij,t} \qquad \forall ij\in\Omega_l,\forall t\in\Omega_t \quad (108)$$

$$P^+_{ij,t} + P^-_{ij,t} = \sum_{y=1}^{Y}\Delta^P_{ij,t,y} \qquad \forall ij\in\Omega_l,\forall t\in\Omega_t \quad (109)$$

$$Q^+_{ij,t} - Q^-_{ij,t} = Q_{ij,t} \qquad \forall ij\in\Omega_l,\forall t\in\Omega_t \quad (110)$$

$$Q^+_{ij,t} + Q^-_{ij,t} = \sum_{y=1}^{Y}\Delta^Q_{ij,t,y} \qquad \forall ij\in\Omega_l,\forall t\in\Omega_t \quad (111)$$

$$0 \le \Delta^P_{ij,t,y} \le \overline{\Delta}^s_{ij} \qquad \forall ij\in\Omega_l,\forall t\in\Omega_t,\ \forall y=1..Y \quad (112)$$

$$0 \le \Delta^Q_{ij,t,y} \le \overline{\Delta}^s_{ij} \qquad \forall ij\in\Omega_l,\forall t\in\Omega_t,\ \forall y=1..Y \quad (113)$$

$$0 \le P^+_{ij,t} \qquad \forall ij\in\Omega_l,\forall t\in\Omega_t \quad (114)$$

$$0 \le P^-_{ij,t} \qquad \forall ij\in\Omega_l,\forall t\in\Omega_t \quad (115)$$

$$0 \leq Q_{ij,t}^{+} \qquad \forall ij \in \Omega_l, \forall t \in \Omega_t \quad (116)$$

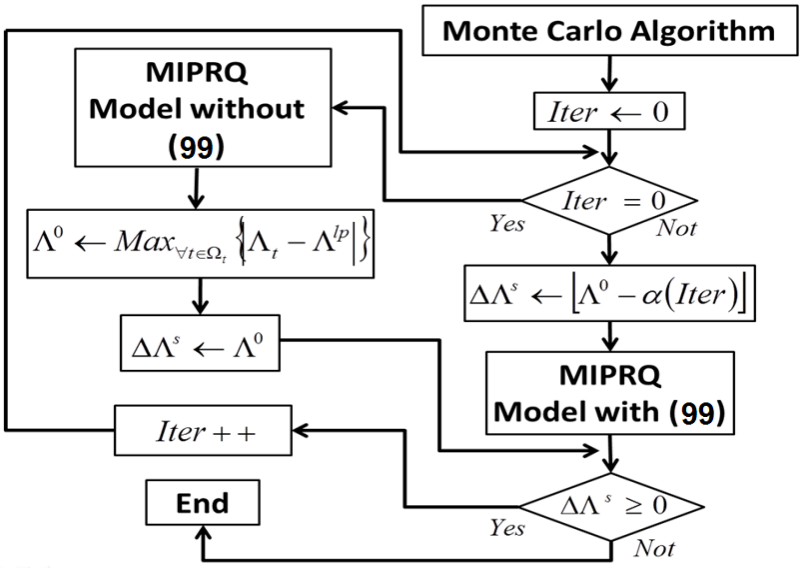
$$0 \leq Q_{ij,t}^{-} \qquad \forall ij \in \Omega_l, \forall t \in \Omega_t \quad (117)$$

$$n_{i,k,u,v}, \quad inteiro \qquad \forall i \in \Omega_b, \forall k \in \Omega_k, \in \Omega_t, \forall v \in \Omega_t$$

5.7 PROCESSO ITERATIVO PARA MELHORIA DO FATOR DE CARGA

O fluxograma do processo iterativo mostrado na Fig. 54, visa a melhoria do FC no modelo proposto, mediante a redução dos valores de $\Delta\Lambda^s$, por cada iteração.

Figura 54 – Fluxograma para o melhoramento do fator de carga.



Fonte: Elaboração do autor.

O fluxograma inicia após ser rodado o algoritmo de simulação Monte Carlo, obtendo deste último, os valores de $N_{k,t}$, e $\varepsilon_{i,k,t}^{hc}$, necessários para rodar o modelo proposto de MIPRQ. Seguidamente, *Iter* é inicializado em zero, sendo a condição, *Iter* = 0, avaliada. Devido a que, o valor inicial de *Iter* é zero, a condição, *Iter* = 0, resulta verdadeira, então, o modelo MIPRQ é rodado sem considerar a restrição (99), obtendo assim os valores de Λ_t e Λ^{lp}, a ser utilizados no calculo de Λ^0, a ser atribuído em $\Delta\Lambda^s$.

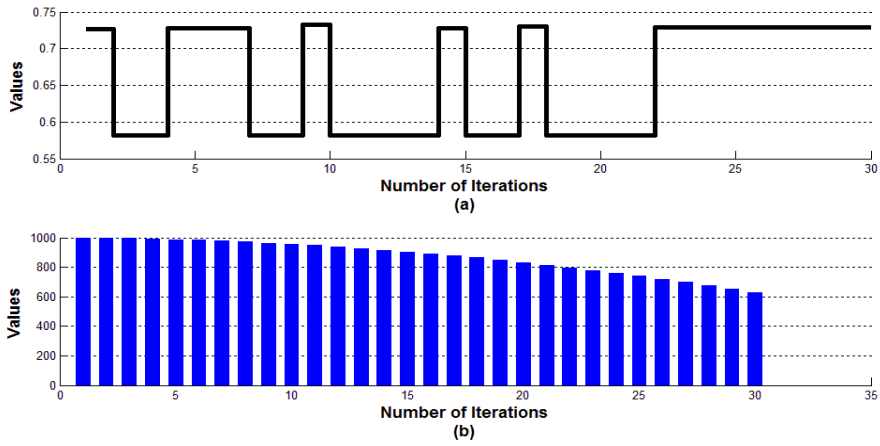
A continuação, a condição, $\Delta\Lambda^s \geq 0$, é avaliada. Devido a que Λ^0 é positiva para esta iteração, a condição, $\Delta\Lambda^s \geq 0$, resulta verdadeira, então o processo continua para *Iter* ++. Vale mencionar que, a partir de aqui, *Iter* adota valores diferentes a zero. Para as seguintes iterações a avaliação da condição, *Iter* = 0, resulta falsa, e por tanto, $\Delta\Lambda^s$ é calculado e atualizado em cada iteração. O atual $\Delta\Lambda^s$ é calculado como, o valor de Λ^0, diminuído em α vezes o valor, *Iter*, na interação atual. Assim, este valor $\Delta\Lambda^s$ é utilizado na restrição (99) do

modelo MIPRQ a ser rodado, e a continuação a condição, $\Delta\Lambda^s \geq 0$ é avaliada mais uma vez. Se, a condição for verdadeira, então, o processo iterativo continua para o próximo *Iter* ++, caso contrário, o processo finaliza. Vale mencionar que, para iterações, *Iter* $\neq 0$, o modelo MIPRQ fornece os valores de, $\varepsilon_{i,k,t}^{oc}$, e Λ_t para o SDEE. Além disso, em cada iteração e o FC é calculado como, a razão de Λ^{lp} e $Max_{\forall t \in \Omega_t}\{\Lambda_t\}$.

5.8 TESTES E RESULTADOS.

O modelo proposto de PIMRQ é avaliado dentro do processo iterativo da Fig. 54. Assim, inicialmente são gerados $\varepsilon_{i,k,t}^{hc}$, e $N_{k,t}$, através do algoritmo de simulação Monte Carlo, da Fig. 47 e que considera a Tabela 17, assim como as distribuições de probabilidade de utilização dos usos-finais das Figs. 44, 45, e 46. Além disso, $\Delta\Lambda^s$ em cada iteração com *Iter* $\neq$ 0, considera, o valor de *Iter* proporcional a α, sendo α de valor constante, e igual a 0,001 (CRAMER, 2004). O modelo proposto foi implementado na linguagem algébrica AMPL (FOURER; GAY; KERNIGHAN, 2003), e resolvido com CPLEX (CPLEX Optimization - ILOG, 2008), usando um computador Intel i5 2328M CPU@2.20GHz. Além disso, a rede elétrica de distribuição primária da Fig. 49 com dados técnicos apresentados na Tabela 18, foi utilizada como sistema teste e resolvida mediante o fluxo de carga desenvolvido em (CESPEDES, 1990).

Figura 55 – Valores do FC, e $\Delta\Lambda^s$ em cada iteração.



Fonte: Elaboração do autor.

Nas Figs. 55 (a), e (b) são mostrados os valores do FC e $\Delta\Lambda^s$, respectivamente, obtidos em cada iteração durante o processo iterativo, respectivamente. Note que após 30 iterações a condição, $\Delta\Lambda^s \geq 0$, é falsa, finalizando assim o processo iterativo. Com a Fig. 55 (a), são mostrados os valores do FC (para *Iter* $\neq$ 0). Observe que, estes valores oscilam durante mais

da metade do número total de iterações. Além disso, os valores máximo e mínimo atingidos pelo FC, são 0,73 e 0,58, respectivamente.

Na Fig. 55 (b), mostra-se os valores de $\Delta\Lambda^s$, obtidos durante o processo iterativo. Vale mencionar que em *Iter* = 0, o valor, Λ^0, calculado como na Fig. 54 e atribuído em $\Delta\Lambda^s$ resulta 1000 kWh e nas iterações seguintes este valor é reduzido até 628 kWh na última iteração. Assim, $\Delta\Lambda^s$, é minimizado, e atualizado iterativamente, na restrição (99) do modelo proposto. Logo, para cada iteração o modelo proposto de PIMRQ realiza o controle da demanda (deslocamento dos períodos de conexão, baseado em uma tarifa horária) dos usos-finais. Vale salientar que, a minimização iterativa de $\Delta\Lambda^s$, permite aproximar os valores de Λ^{lp} e $Max_{\forall t\in\Omega_t}\{\Lambda_t\}$, e consequentemente, melhorar o FC para o SDEE.

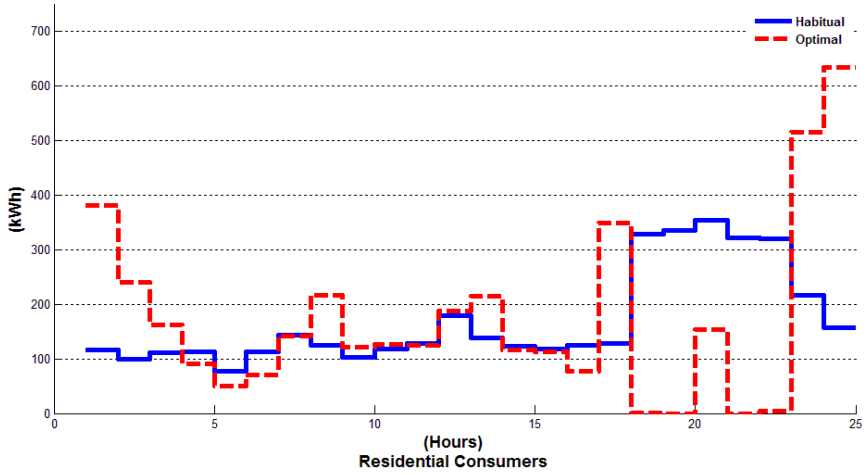
As Figs. 56, 57, 58, e 59, mostram os perfis de consumo habitual (linha azul continua) e ótimo (linha vermelha tracejada) das unidades consumidoras residencial, comercial, industrial, e o total (SDEE), respectivamente. Vale mencionar que, o controle da demanda por deslocamento dos horários de conexão dos usos-finais é direcionado mediante a tarifa horária de (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA - ANEEL – A tarifa branca e convencional.), que considera três níveis tarifários de: 0,22419; 0,32629; e 0,51792 em R$/kWh para os períodos fora de ponta, intermediário e ponta, respectivamente.

A Fig. 56, mostra os perfis habitual e ótimo dos consumidores residenciais. Note que, no período de ponta (18:00 h – 21:00 h) o perfil ótimo apresenta uma redução no consumo, esta redução representa o 80% do consumo habitual.

Além disso, observe que a maioria dos períodos de utilização dos usos-finais residenciais, foram deslocados para períodos próximos aos horários de ponta (17:00 horas), final da noite (a partir das 23:00 horas), e parte da madrugada. Observe também que, nos horários de manhã e tarde, aconteceu um pequeno aumento no consumo (08:00 e 13:00 horas).

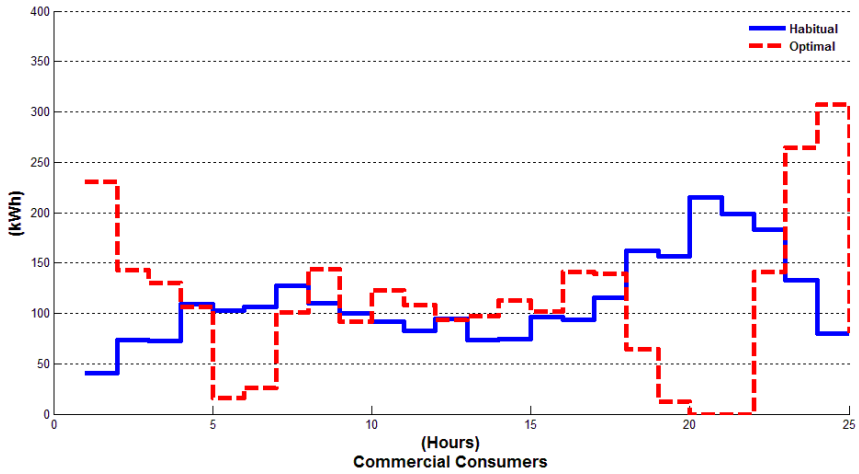
Portanto, esta redução de consumo dentro do horário de ponta representa uma poupança econômica para este tipo de unidade consumidora.

Figura 56 – Perfil habitual e ótimo dos consumidores residenciais.



Fonte: Elaboração do autor.

Figura 57 – Perfil habitual e ótimo dos consumidores comerciais.

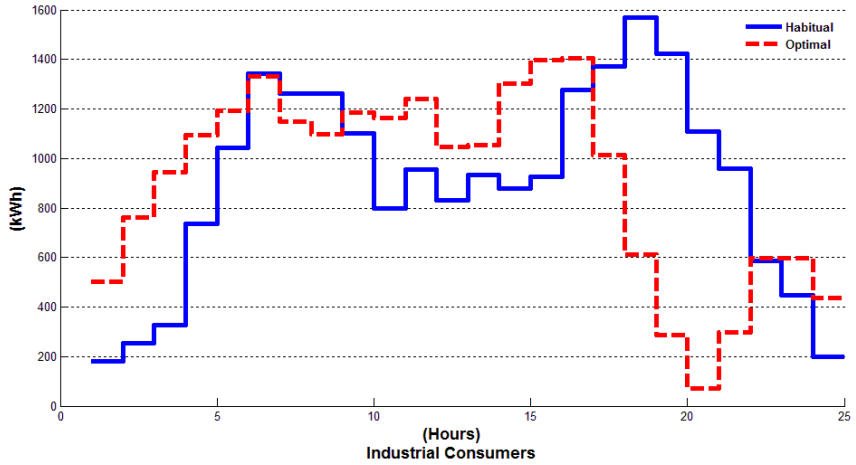


Fonte: Elaboração do autor.

O perfil habitual e ótimo dos consumidores comerciais são mostrados na Fig. 57. Observe que a redução de consumo no perfil ótimo representa o 90% do consumo habitual dentro desse horário de ponta. Outra redução com 65% do consumo é feita dentro do horário de 05:00 h – 07:00 h (começo da manhã). Para os consumidores comerciais estas reduções significa modificar os horários de produção e em alguns casos modificar os horários de atendimento na procura de benefícios econômicos (na fatura de energia). Na Fig. 58 são mostrados os perfis habitual e ótimo para os consumidores industriais. Devido à natureza das atividades industriais (usos-finais com maior consumo de energia, e número de períodos de utilização na produção) o perfil habitual de consumo industrial é diferente aos dos outros consumidores no SDEE. Observe que, no perfil habitual o maior consumo é feito nos horários de 05:00 – 09:00 horas e de 16:00 – 20:00 horas. Note também que, após o controle da

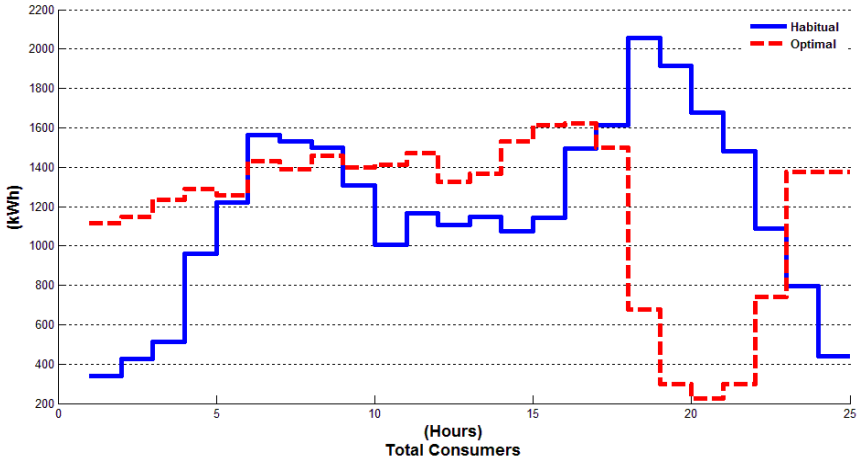
demanda o horário de 16:00 – 21:00 horas apresenta uma redução de 77% do consumo, esta redução é mostrada no perfil ótimo. Além disso, parte da redução feita no horário de pico foi deslocada para horários de 09:00 – 16:00 horas, e parte da madrugada, demostrando que a adoção desta tarifa horária resulta vantajosa para os usuários industriais, deslocarem parte dos seus processos produtivos para o horário da madrugada.

Figura 58 – Perfil habitual e ótimo dos consumidores industriais.



Fonte: Elaboração do autor.

Figura 59 – Perfil habitual e ótimo do total de consumidores (SDEE).



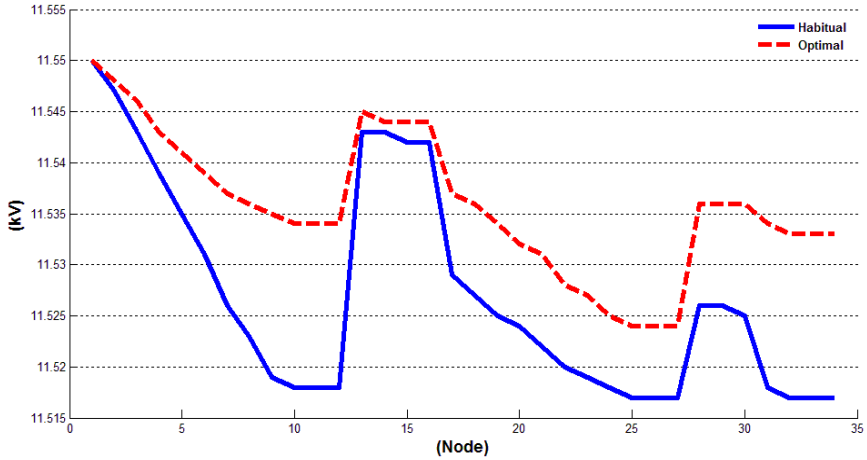
Fonte: Elaboração do autor.

Finalmente, a Fig. 59 mostra os perfis de consumo habitual e ótimo para o SDEE (total de consumidores), com FCs de 0,58 e 0,73, respectivamente. Observe que, o perfil habitual apresenta um maior consumo dentro horário de ponta por forte influência dos consumidores industriais. Além disso, os seus valores de consumo médio, Λ^{lp} e consumo, Λ_t, por período t, se encontram muito separados, o que determina um FC de 0,58.

Após o processo iterativo, o perfil ótimo, com maior redução de $\Delta\Lambda^s$ determina um FC de 0,73 e mostra uma distribuição de consumo quase homogênea durante os períodos fora de ponta, significando, um uso mais eficiente da energia no SDEE. Vale mencionar que para o perfil ótimo com melhoria do FC, o controle da demanda reduziu o seu consumo em 82%, dentro do horário de ponta.

As Figs. 60, 61, 62, e 63 mostram os perfis de tensão e as perdas de potência ativa para o consumo habitual (linha continua azul) e ótimo (linha tracejada vermelha) do SDEE. Estes valores de tensão e perdas são ilustrados para os períodos de mínimo e máximo consumo em ambos os perfis. Vale destacar que os limites de tensão a considerar são de 0,93 e 1,05 respeito do valor nominal de 11 kV (TABARES; FRANCO; LAVORATO; RIDER, 2014).

Figura 60 – Perfil de tensão do SDEE no período de mínimo consumo.

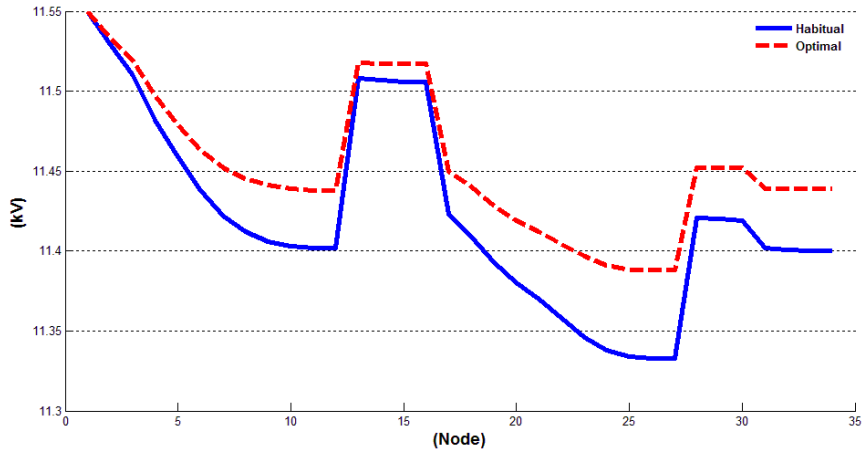


Fonte: Elaboração do autor.

A Fig. 60 mostra os valores de tensão nos nós *i* do SDEE, no período de mínima demanda, para o perfil habitual (período das 01:00 horas) e ótimo (períodos das 20:00 horas). Observe que, em ambos os perfis, o maior incremento da tensão (do perfil habitual para o perfil ótimo) ocorre nos nós 8, 9, 10, 11, e 12 de maior presença de consumidores industriais e comerciais na rede elétrica da Fig. 49.

Com a Fig. 61 mostra-se os valores de tensão nos nós do SDEE, para o período de máximo consumo de 18:00 horas, e 16:00 horas, nos perfis habitual e ótimo, respectivamente. Observe que, os maiores incrementos da tensão ocorrem nos nós 24, 25, 26, e 27 com presença de consumidores industriais e residenciais como mostra a Fig. 49. Vale mencionar que, embora os períodos de mínimo e máximo consumo sejam em diferentes períodos para ambos os perfis, os efeitos de incremento da tensão em cada nó do SDEE devido à redução de consumo (controle da demanda no nó *i*) são significativos e garantem a restrição (106), relacionada aos limites da tensão na operação do SDEE.

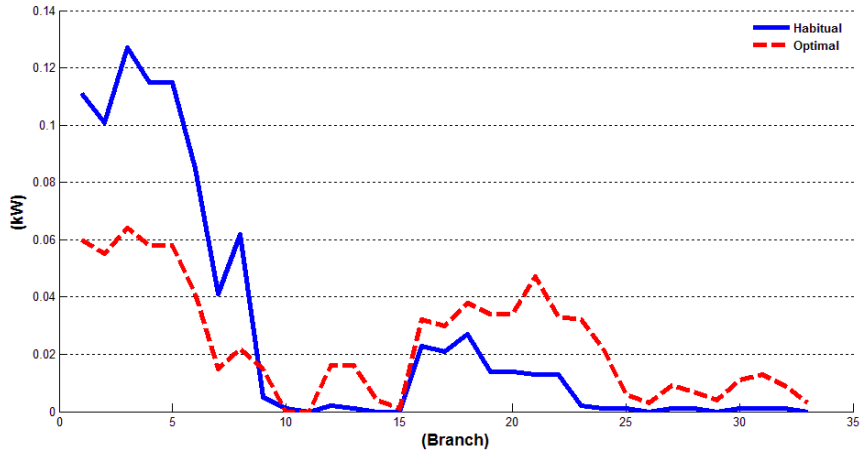
Figura 61 – Perfil de tensão do SDEE no período de máximo consumo.



Fonte: Elaboração do autor.

As Figs. 62 e 63, mostram as perdas de potências ativa nos ramos do SDEE para os períodos de mínimo e máximo consumo, respectivamente, em ambos os perfis de consumo.

Figura 62 – Perdas do SDEE no período de mínimo consumo.

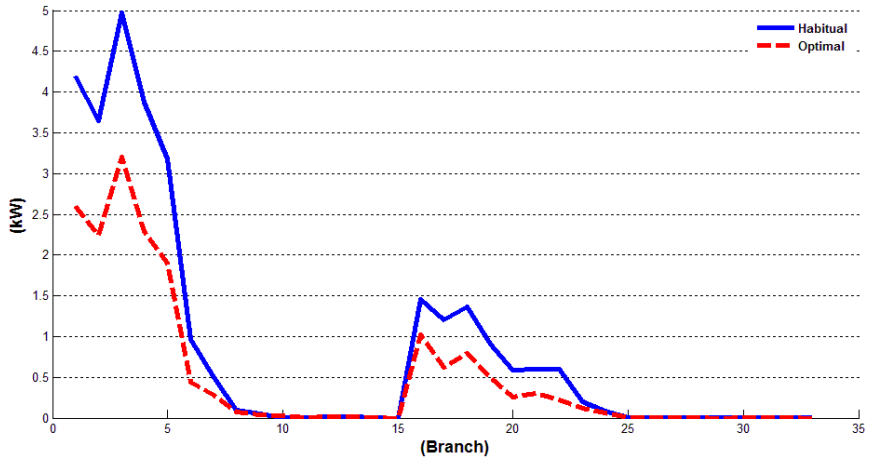


Fonte: Elaboração do autor.

A Fig. 62, mostra as perdas no período de mínimo consumo do perfil habitual (01:00 horas) e o perfil ótimo (20:00 horas). Note que, o perfil ótimo de consumo apresenta menores perdas por transporte de energia ativa. Além disso, observe que a maior redução das perdas ocorre nos ramos relacionados aos nós 1 até 10 e o maior incremento das perdas aconteceu nos ramos relacionados aos nós de 15 a 25 (maior presença de consumidores industriais).

Com a Fig. 63, são ilustradas as perdas nos ramos *ij* do SDEE para o período de consumo máximo no perfil habitual (18:00 horas) e ótimo (16:00 horas). Note que, o perfil ótimo do SDEE apresenta uma redução nas perdas de potência ativa em comparação com as perdas relacionadas ao perfil habitual, principalmente nos ramos relacionados com os nós de 1 a 8, e de 15 a 25. Além disso, para ambos os perfis, as perdas nos ramos relacionados com os nós de 9 até 15, assim como, os nós de 25 a 34 não resultam significativas.

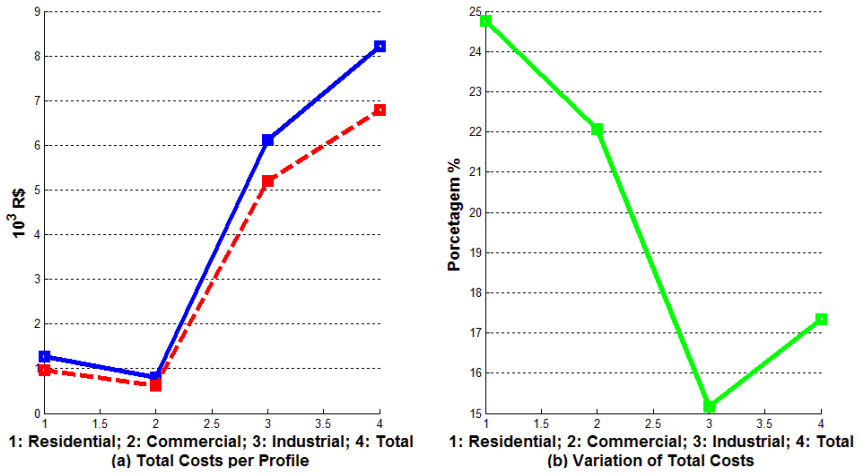
Figura 63 – Perdas do SDEE no período de máximo consumo.



Fonte: Elaboração do autor.

Finalmente, resultado do processo iterativo com o controle da demanda é obtido o custo total da compra de energia por parte da concessionária de energia. A comparação deste custo nos perfis habitual e ótimo para cada consumidor e o SDEE, são mostrados nas Figs. 64 (a) e (b).

Figura 64 – Perfil de custos nas unidades consumidoras.



Fonte: Elaboração do autor.

A Fig. 64 (a), mostra os custos (em 10^3 R$) para o perfil habitual (linha azul) e ótimo (linha vermelha tracejada). Note que, todas as unidades consumidoras apresentam uma redução de custos, principalmente, os consumidores industriais (maior redução).

Comparativamente, na Fig.64 (b) é mostrada em porcentagem a variação desses custos (custo habitual menos custo ótimo) respeito ao custo habitual para cada unidade consumidora e o SDEE. Note que, a maior variação de 25% foi obtida nos consumidores residenciais esta percentagem significa que o custo por compra da concessionária foi reduzido em 25% respeito do custo habitual de compra. Da mesma maneira, os comerciais e industriais

apresentam variações de 22% e 15%, respectivamente, sendo que, para o SDEE (total de consumidores presentes na rede elétrica) esta variação percentual represente o 17%.

5.9 CONCLUSÕES DO CAPÍTULO.

Foi apresentado um modelo de PIMRQ para o melhoramento do FC do SDEE através do controle da demanda. O melhoramento do FC foi feito como parte de um processo iterativo, que minimiza a diferencia entre o consumo médio e o consumo de energia em cada período do dia. O modelo proposto visa minimizar o custo total de compra de energia pela concessionária. Resultado desta minimização, um perfil ótimo de consumo é planejado para o dia seguinte, considerando um controle da demanda baseado no deslocamento dos horários de utilização dos usos-finais, assim como, uma tarifa horária para o direcionar o controle da demanda.

Além disso, o modelo proposto considera um conjunto de restrições operacionais relacionadas com o desempenho do SDEE, e a energia consumida por cada usuário, levando em conta, os períodos habituais de utilização dos usos-finais.

As incertezas nos hábitos de utilização dos usos-finais são simuladas usando um algoritmo Monte Carlo, para geração do perfil de consumo habitual. Os resultados mostraram que, a implementação de programas de GLD, através do controle da demanda visando a melhoria do FC no SDEE, resulta em uma economia de gastos da concessionária de energia, e em um consumo energético racional por parte dos usuários, permitindo um melhor desempenho da rede elétrica. Finalmente, este modelo proposto representa uma ferramenta importante na análise, planejamento e avaliação de programas de GLD a ser desenvolvidos, e implementados nas unidades consumidoras, por parte das empresas de energia, na procura de benefícios mútuos.

6 CONCLUSÕES DA TESE

Nesta tese foram apresentados modelos de programação matemática que abordam alguns dos problemas relacionados ao gerenciamento de energia em modernos SDEE. Em geral, a utilização de modelos de programação matemática permite representar de maneira adequada problemas reais de natureza tática e estratégica. Dentro do seu processo de formulação são consideradas as variáveis do problema (que relacionam fatores controláveis e quantificáveis); os parâmetros (valores financeiros, custos, etc.); as restrições (relacionados com aspectos limitantes tanto técnicos, quanto econômicos); e a função objetivo (minimização ou maximização, dependendo do objetivo do problema). Algumas das vantagens que gera a utilização destes modelos são: a identificação de limitações e armazenamento das relações entre diferentes decisões, determinação de variáveis a considerar na quantificação, assim como, explicitar os objetivos do problema abordado. Assim, os modelos de programação matemática consideram, a quantidade de informações disponíveis e/ou crescimento das variáveis de decisão. Cabe destacar que os modelos matemáticos implementados são flexíveis, robustos e podem ser estendidos dependendo das necessidades do experto. Nesta tese de doutorado a seguinte estratégia foi utilizada, se os modelos matemáticos dos problemas analisados são de PNLIM, então estes problemas devem ser transformados (processo de linearização) em problemas PLIM equivalentes ou aproximados, segundo a natureza do problema a ser abordado, com o objetivo se usar *Solvers* comerciais eficientes baseados em técnicas de otimização clássica já implementados (como por exemplo o CPLEX). Assim tornar mais relevante o desenvolvimento de modelos matemáticos, mais sofisticados, com alta complexidade e próximos da realidade dos problemas de otimização nos modernos SDEE.

Um outro fato a destacar nesta tese de doutorado, é o tratamento das incertezas em cada problema abordado, permitindo deixar os modelos matemáticos propostos mais próximos da realidade. Assim, incertezas relacionadas com a navegação dos VEB, geram tempos de retardo durante a operação das entregas, já as relacionadas como o GLD permitem representar os hábitos de utilização dos usos-finais em cada unidade consumidora. A ocorrência de cada incerteza é direcionada mediante valores de probabilidade ao longo de um período de tempo.

Cabe mencionar que os algoritmos desenvolvidos nesta tese, visando modelar as incertezas, estão inspirados nos métodos de simulação Monte Carlo e representam de maneira

flexível (criação de diversos cenários testes) e eficiente cada uma das incertezas simuladas a ser colocadas no modelo matemático.

Dos três modelos de programação matemática apresentados nesta tese, os dois primeiros abordam os problemas de: Programação ótima das entregas e carregamento dos VEBs durante a navegação em um mapa de cidade e o Gerenciamento ótimo pelo lado da demanda considerando um SFH em uma RBT no SDEE. Este modelos foram apresentados nos capítulos 3 e 4 formulados inicialmente como modelos de PNLIM e linearizados (APÊNDICE B) mediante um conjunto de restrições baseados no método da Big-M, permitindo obter um modelo de PLIM equivalente para cada problema. O terceiro problema aborda o problema da melhoria do FC no SDEE através do controle da demanda, apresentado no capítulo 5, e sendo inicialmente formulado como um modelo não linear de PIMRQ. Nesse caso, a linearização (APÊNDICE B) foi feita na restrição correspondente ao cálculo da corrente, em que, mediante um processo de discretização das variáveis de fluxo de potência e uma aproximação das tensões nos nós ao valor da tensão nominal, permitiram obter um modelo linearizado aproximado de PIMRQ.

No capítulo 3, foi desenvolvido um modelo de PLIM para o problema de Programação ótima das entregas e carregamento dos VEBs durante a navegação em um mapa de cidade, visando a otimização dos custos de manutenção e horas extra de uma frota de VEBs durante a entrega de produtos em pontos pre especificados. O modelo proposto consideram, restrições operacionais relacionadas com as entregas, velocidade média, localização dos pontos de entrega, carregamento, e ao desempenho das baterias da frota de VEBs. Incertezas durante a navegação dos VEBs foram modeladas considerando as ocorrências PTS, PS, e PPW. Um mapa de cidade que abrange 131 vias urbanas, e 71 interseções foi usado como sistema teste. Na avaliação do modelo os resultados mostraram o efeito significativo das horas extra geradas pelas ocorrências PTS, PS, e PPW, além disso, na resolução do modelo obteve-se a estratégia ótima de entrega e carregamento dos VEBs durante a navegação garantido assim a operação da frota ao custo mínimo.

No capítulo 4, foi abordado o problema do gerenciamento ótimo pelo lado da demanda em uma RBT no SDEE. Um modelo de PLIM equivalente foi proposto para o presente problema. O modelo proposto visa minimizar os custo mensal por consumo de energia, enquanto que um esquema de operação é usado para otimizar e garantir o fornecimento continuo de energia. Um perfil de consumo diário que visa simular os hábitos de utilização dos usos-finais residenciais é usado como dado de entrada ao modelo proposto. Além disso, um conjunto de restrições operacionais relacionadas ao desempenho do SFH, o consumo de

energia na RBT e o conforto dos usuário participantes do programa de GLD. Os resultados mostraram a vantagem econômica (redução da fatura mensal por consumo de energia) da implementação de um programa de GLD para um usuário na RBT.

Finalmente, no capítulo 5, foi apresentado um modelo de PIMRQ para o melhoramento do FC do SDEE através do controle da demanda. O melhoramento do FC forma parte de um processo iterativo minimizando a diferencia entre o consumo médio e o consumo de energia em cada período do dia. O modelo proposto visa minimizar o custo total de compra de energia pela concessionária. Consequentemente, um perfil ótimo de consumo é planejado para o dia seguinte considerando um controle da demanda baseado no deslocamento dos horários de utilização dos usos-finais e uma tarifa horária que direciona o controle da demanda. Restrições operacionais relacionadas com o desempenho do SDEE e a energia consumida por cada usuário, levando em conta, os períodos habituais de utilização dos usos-finais são consideradas. Além disso, um algoritmo Monte Carlo para simulação das incertezas na conexão dos usos-finais é usado obtendo um perfil de consumo habitual do SDEE de 34 nós. Os resultados mostraram a potencialidade dos programas de GLD na melhoria da estabilidade do sistema, assim como, o uso racional da eletricidade.

Finalmente, os modelos desenvolvidos e apresentados para os três problemas abordados foram implementados na linguagem de modelagem algébrica AMPL (FOURER; GAY; KERNIGHAN, 2003) e resolvidos com o solver comercial CPLEX (CPLEX Optimization - ILOG, 2008) em computadores de 2.67-GHz com 3 GB de RAM (para o primeiro e segundo modelo) e Intel i5 2328M CPU@2.20GHz (no terceiro modelo).

Durante o desenvolvimento de cada capítulo dentro deste trabalho, foram feitas observações e anotações que seriam relevantes considerar como trabalhos futuros.

No Capítulo 3:

- Estender o modelo para uma análise dos tempo de retardo por presença das incertezas, em períodos discretos ao longo do dia.
- Considerar frotas de veículos elétricos diferenciadas pelo tipo de tecnologia (VEHs, VEs plug-in, VEBs, etc.) pertences a diferentes donos.
- Modelar a navegação dos VEs com considerando a recarga/descarga (compra e venda de energia) da bateria como suporte à operação da rede elétrica em momentos críticos.
- Determinar um índice de coincidência (conglomerado nas estações de carregamento) dos VEs a ser minimizado, na procura de uma estratégia ótima de navegação e carregamento das frotas de VEs.

No Capítulo 4:

- Estender o modelo para um maior número de prédios com presença dos VEs plug-in.
- Modelar as incertezas considerando períodos específicos com maior probabilidade da presença dos VEs, assim como, considerar cargas domésticas de grande potência como ar condicionado, aquecedores de agua, etc.
- Estabelecer cenários para compra e venda de energia modificando o esquema de operação de fornecimento contínuo, e redimensionando o SFH.

No Capítulo 5:

- Considerar a presença dos prosumidores na rede elétrica de distribuição, e analisar situações de conflito entre as concessionárias e os prosumidores mediante a teoria dos jogos cooperativos.
- Avaliar programas de eficiência energética em consumidores eletro-intensivos, planejando a operação ótima de dispositivos de armazenamento de energia, e fontes renováveis considerando períodos de irradiação solar.

REFERÊNCIAS

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA ANEEL. Resolução Normativa N° 456, do 29 de Novembro do 2000. Disponível em: < www.mme.gov.br/documents/10584/1985241/Resolucao%20456%20aneel.pdf >. Acesso em: 2 agos. 2015.

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA - ANEEL. Pesquisa e desenvolvimento (P&D) eficiência energética - programa de eficência energética (EE). ANEEL, Seção de informação técnica, 2016 Disponível em: < http://www.aneel.gov.br/programa-eficiencia-energetica>. Acesso em: 10 jan. 2016.

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA - ANEEL. A tarifa branca e convencional. ANEEL, tarifas consumidores, 2015. Disponivel em: < http://www.aneel.gov.br/area.cfm?idArea=781>. Acesso em: 10 jan. 2016.

ALMEIDA PAULI, A. **Smart grid:** o modelo brasileiro. [S.1.]: Ministerio da fazenda, SEAE, 2012.

ALESIANI, F.; MASLEKAR, N. Optimization of charging stops for fleets of electric vehicles: a genetic approach. **IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine**, Piscataway, v. 6, n. 3, p. 10-21, July. 2014.

ALNEJAILI, T; DRID, S; MEHDI, D; ALAOUI, L. C. Advanced strategy of demand-side management for photovoltaic-wind energy system. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON SCIENCE AND TECHNIQUES OF AUTOMATIC CONTROL AND COMPUTER ENGINEERING, 15., 2015, Hammamet. Conference … Hammamet : [s.n.], 2015. p. 797-802.

ANDRASFAI, B. **Graph theory:** flows, matrices. New York, Technical University of Budapest, 1991.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DO VEÍCULO ELÉTRICO - ABVE. **O estímulo ao carro elétrico no Brasil.** [S.1.]: ABVE, 2015**.** Disponível em: <http://www.abve.org.br/midias/full/o-estimulo-ao-carro-eletrico-no-brasil>. Acesso em: 20 mar 2015.

AVIS, D.; HERTZ, A.; MARCOTTE, O. **Graph theory and combinatorial optimization**. USA: Springer Science+Business Media, 2005.

AUFFHAMMER, M. ; BLUMSTEIN, C; FOWLIE, M. Demand-side management and energy efficiency revisited. **The Energy Journal**, Berkeley, v. 29, n. 3, p. 91-104, 2008.

BAYRAM, I. S.; MICHAILIDIS, G.; DEVETSIKIOTIS, M; GRANELLI, F. Electric power allocation in a network of fast charging stations. **IEEE Journal on Selected Areas in Communications**, Piscataway, v. 31, n. 7, p. 1235-1246, June. 2013.

BAJADA, J.; FOX, M.; LONG, D. **Load modelling and simulation of household electricity consumption for the evaluation of demand-side management strategies**. [S.1.]: IEEE PES ISGT Europe 2013. p. 1-5.

BARASSA, E. **Trajetória tecnológica do veículo elétrico: Atores, políticas e esforços tecnológicos no Brasil**. 2015. Tese (Doutorado) - Instituto de Geociências, Universidade Estadual Campinas, Campinas, 2015.

BALDAUF, A. A smart home demand-side management system considering solar photovoltaic generation. In: INTERNATIONAL YOUTH CONFERENCE ON ENERGY, 2015, Hungary. **Conference** ... Hungary: [s.n.], 2015. p. 1-5.

BOAVENTURA NETTO, P. O.; JURKIEWICZ, S. **Grafos:** introdução e prática. [S.1.]: Edgard Blucher, 2012. Área de Pesquisa Operacional - Programa de Enegenharia da Produção - COPPE/UFRJ. Disponível em:< www.blucher.com.br>. Acesso em: 15 jul 2015.

BRENNA, M.; FOIADELLI, F.; ZANINELLI, D. **Integration of recharging infrastructures for electric vehicles in urban transport system**. In: IEEE INTERNATIONAL ENERGY CONFERENCE AND EXHIBITION - ENERGYCON, 2012. **Conference** … [S.l.: s.n.], 2012. p. 1060-1064.

BRENNA, M.; FOIADELLI, F.; ZANINELLI, D. Power and energy estimation for plug-in electric vehicles recharge in metropolitan area. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ELECTRICAL POWER QUALITY AND UTILIZATION - EPQU, 2011, Italy. **Conference** … Italy: [s.n.], 2011. p. 1-6.

BRUSCO, G; BURGIO, A; MENNITI, D; PINNARELLI, A.; SORRENTINO, N. Energy management system for an energy district with demand response availability. **IEEE Transaction on Smart Grid**, Piscataway, v. 5, n. 5, p. 2385-2393, Jul. 2014.

CATALOGO de modulos e paneles fotovoltaicos. Rio de Janeiro: Kyocera, [200-]. Disponível em: < http://www.kyocerasolar.com.br > Acesso em: 10 jun. 2016.

CELSO DE BRASIL CAMARGO, C.; GHIZONI, R. C. **Demand side management**: technical, economic, enviromental and energy concervation policies. Itajaí: Univali, 2006.

CHEN, C. S.; LEU, J. T. Interruptible load control for Taiwan power company. **IEEE Transaction on Power System**, New York. v. 5,n. 2, p.460-465, May 1990.

CHAMBERLIN, J. H.; HERMAN, P. M. How muck DSM is really there? A market perspective. **Energy policy**, Berkeley, v. 24, n. 4, p.323-330, 1996.

CHAMBERLIN, J. H. Pricing and Incentives. **Proceeding of the IEEE**. Berkeley, v. 73, n. 10, p. 1513-1518, Oct. 1985.

CESPEDES, R. New method for the analisys of distribution networks. **IEEE Transaction Power Delivery**, Pistacaway, v. 5, n. 1, p.391-396, Jan. 1990.

CHENRUI, JIN; TANG, JIAN; GHOSH, P. Optimizing electric vehicle charging: a customers perspective. **IEEE Transaction on Vehicular Technology**, Pistacaway, v. 62, n. 7, p. 2919-2927, Sep. 2013.

CPLEX optimization subroutine library guide and reference. Incline Village: CPLEX Division, ILOG, 2008.

CRAMER, H. **Random variables and probability distributions**. 3th ed. Cambridge: The Edinburgh Building, Cambridge University Press, Jun. 2004.

COPETTI, J.; MACAGNAN, M. Baterias em sistemas solares fotovoltaicos. Fortaleza: Associação Brasileira de Energia Solar - ABENS, 2007.

DAE KO, Y.; JAE JANG, Y. The optimal system desing of the online electric vehicle utilizing wireless power transmission technology. **IEEE Transaction on Intelligent Transportation System**, Pistacaway, v. 14, n. 3, p. 1255-1265, May. 2013.

DELGADO, R. M. **Demand side management alternatives**. Proocedings of the IEEE, v. 73, n. 10, p. 1471-1488, Oct. 1985.

DING-ZHU DU; PARDALOS, P. M. **Handbook of combinatorial optimization:** supplement volume B. [S.1.]: Springer Science, 2005.

DISTRIBUTION test feeders: IEEE PES distribution system analisys subcommittee's - distribution test feeder working group. [S.1.: s.n., 200-]. Disponível em: < http://ewh.ieee.org/soc/pes/dsacom/testfeeders/index.html >. Acesso em: 10 Set. 2015.

DOUGLASS, P. J.; VALLE, R. G.; OSTERGAARD, J.; TUDORA, O. C. Voltage-sensitive load controllers for voltage regulation and increased load factor in distribution systems. **IEEE Transaction on Smart Grid**, Piscataway, v. 5, n. 5, p. 2394-2401, Sep. 2014.

EKANAYAKE, J.; LIYANAGE, K.; WU, J. YOKOYAMA, A.; JENKINS, N. **SMART GRID technology and applications**. [S.1.]: Jhon Wiley & Sons, 2012.

ERDINC, O; PATERAKIS, N. G; CATALÃO, J. P. S; PAPPI, I. N; BAKIRTZIS. **Smart households and home energy management systems with innovative sizing of distributed generation and storage for customers**. In: HAWAI INTERNATIONAL CONFERENCE ON SYSTEM SCIENCE, 48., 2015. Conference ... [S.l.; s.n.], 2015. p. 1462-1471.

EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA - EPE. Estudos da demanda: avaliação da eficiência energética na indústria e nas residências no horizonte decenal (2010-2019). Rio de Janeiro: Ministério de Minas e Energia, 2010. (Nota Técnica DEA, 14/10). Disponível em:<www.epe.gov.br>. Acesso em: 15 mar. 2015.

FALCÃO, M.D. Redes elétricas inteligentes smart grid. In: SEMINÁRIO INSERÇÃO DE NOVAS FONTES RENOVÁVEIS E REDES INTELIGENTES NO PLANEJAMENTO ENERGÉTICO NACIONAL, 2012, Rio de Janeiro. **Seminário** ... Rio de Janeiro: COPPE-UFRJ, 2012.

FALAHATI, S; TAHER, S. A; SHAHIDEHPOUR, M. A new smart charging method for EVs for frequency control of smart grid. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, Londres, v. 83, n. 99, p. 458-469, Dec. 2016.

FAN, W.; LIU, N.; ZHANG, J. Multi-objective optimization model for energy management of household micro-grids participating in demand response. **IEEE Innovative Smart Grid Technologies**, Asia, p. 1-6, Nov. 2015.

FENG, L.; GE, S.; LIU, H.; WANG, L.; FENG, Y. The planning of charging stations in the urban trunk road. **Innovative Smart Grid Technologies**, Asia, p. 1-4, May. 2012.

FOURER, R.; GAY, D. M.; KERNIGHAN. B. W. **AMPL:** a modeling language for mathematical programming. 2nd ed. Pacific Grove: Thomson Learning, 2003.

FUGIMOTO, S. K. **Estrutura de tarifas de energia elétrica análise crítica e proposições metodológicas**. 2010. Tese (Doutorado) - Escola Politécnica, Universidade de São Paulo-USP, São Paulo, 2010.

GONÇALVES GUERREIRO, A; BRAGA MAIA, A. C.; RISCADO DA SILVA, M.; MONIZ DE ARAGÃO, R; GORINI DE OLIVEIRA, R. A Eficiência como recurso de planejamento energético no Brasil. **Revista Brasileira de Energia**, Rio de Janeiro, v. 15, n. 1, p. 119-130.

GONÇALVES, R. **Modelos de programação linear inteira mista para resolver problemas de otimização de sistemas de distribuição de energia elétrica radiais**. 2013. Tese (Doutorado) - Facultade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista UNESP, Ilha Solteira, 2013.

GOLDBARG, C. M.; PACCA LUNA, H. **Otimização combinatória e programação linear:** modelos e algoritmos. Rio de Janeiro: Campus, 2000.

GRADITI, G.; DE SILVESTRE, M. L.; GALLEA, R.; SANSEVERINO, E. R. Heuristic-based shiftable loads optimal management in smart micro-grids. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, Piscataway, v. 11, n. 1, p. 271-280, Fev. 2015.

GROISS, C.; MAIER, C.; GALWLIK, W. Active and anticipatory demand-side-management in households. In: INTERNATIONAL CONFERENCE AND EXHIBITION ON ELECTRICITY DISTRIBUTION - CIRED, 2013, Stockholm. **Conference** … Stockholm: [s.n.], 2013. p. 1-4.

HIRTS, E. Evaluating demand-side management programs. **Electric Perspectives,** Washintong, v. 14, n. 6, p.24-30, Nov. 1990.

IFLAND, M.; EXNER, N.; WESTERMANN, D. **Appliance of direct and indirect demand side management**. Cleveland: IEEE, 2011, p. 1-6.

INTERNATIONAL RENEWABLE ENERGY AGENCY - IRENA. Renewables and electricity storage: a technology roadmap for REmap 2030. Germany: [s.n.], 2015.

IYER, P. S. **Operations research**. New Delhi: Tata McGraw Hill, 2009.

JIN, C.; TANG, J.; GHOSH, P. Optimizing electric vehicle charging: a customers perspective. **IEEE Transaction on Vehicular Technology**, Pistacaway, v. 62, n. 7, p. 2919-2927, March. 2013.

KAGAN, N.; PRIETO SCHMIDT, H.; BARIONI, C. C.; KAGAN, H. **Métodos de otimização aplicados a sistemas elétricos de potência**. São Paulo: Edgard Blucher, 2009.

KASANA, H. S.; KUMAR, K. D. **Introductory operations research**. New York: Springer Berlin Heidelberg, 2004.

KAGAN, N; BARIONI, C. C; JOÃO ROBBA, E. **Introdução aos sistemas de distribuição de energia elétrica**. 2. ed. São Paulo: Edgard Blucher, 2009.

KARAKALIDIS, A.; SIFALERAS, A. Solving portfolio optimization problems using AMPL. In: GROGOROUDIS, E.; DOUMPOS, M. (Ed.). **Operational research in business and economics**. [S.l.]: Springer International Publishing, 2016. p. 167-184.

KINHEKAR, N; PADHY, N. P; GUPTA, H. O. Demand side management for residential consumers. In: IEEE POWER AND ENERGY SOCIETY GENERAL MEETING, 2013, Vancouver. **Meeting** ... Vancouver: [s.n.], 2013. p. 1-5, 21-25.

KINHEKAR, N; PADHY, N. P; GUPTA, H. O. Multiobjective demand side management solutions for utilities with peak demand deficit. **International Journal of Electric Power & Energy System**, Londres, v. 59, p. 612-619, Jul. 2014.

KINHEKAR, N; PADHY, N. P; LI, F.; GUPTA, H. O. **Utility oriented demand side management using smart AC and micro DC grid cooperative**. IEEE Transactions on Power Systems, Piscataway, v. 31, n. 2, p. 1151-1160, Mar. 2016.

KOSTKOVÁ, K.; OMELIA, L.; KYCINA, P.; JAMRICH, P. An introduction to load management. **Electric Power Systems Research**, Amsterdão, v. 95, p. 184-191, Feb. 2013.

KHORRAMDEL, B.; KHORRAMDEL, H.; AGHAEI, J.; HEIDARI, A.; AGELIDIS, V. G. Voltage security considerations in optimal operation of BEVs/PHEVs integrated microgrids. **IEEE Transaction on Smart Grid**, Piscataway, v. 6, n. 4, p. 1575-1587, July 2015.

KOURTEV, I. S.; TASKIN, B.; FRIEDMAN, E. G. **Timing optimization through clock skew scheduling**. USA: Springer Science & Business Media, 2009.

LAM, A. Y. S.; LEUNG, YIU-WING.; CHU, X. Electric vehicle charging station placement: formulation,complexity and solution. **IEEE Transaction on Smart Grid**, Piscatawya, v. 5, n. 6, p. 2846-2856, Aug. 2014.

LAMPROPOULOS, L; GAROUFALIS, P; VAN DEN BOSCH, P. P. L; KLING, W. L. Hierarchical predictive control scheme for distributed energy storage integrated with residential demand and photovoltaic generation. **IET Generation, Transmission & Distribution**, Stevenage, v. 9, n. 15, p. 2319-2327, Nov. 2015.

LEOU, R. Optimal charging/discharging control for electric vehicle considering power system constraints and operation costs. **IEEE Transaction on Power Systems**, Piscataway, v. 31, n. 3, p. 1854-1860, May. 2016.

LEE, K. **Modern heuristic optimization techniques with applications to power systems**. USA: John Wiley\& Sons, 2005.

LIMAYE, D. R. Implementation of demand side management programs. **Proocedings of the IEEE**, v. 73, n. 10, p. 1503-1512, Oct. 1985.

LIANG FENG; SHAOYUNG, GE; HONG LIU; LONG WANG; YAN FENG. **The planning of charging stations in the urban trunk road**. Asia: Innovative Smart Grid Technologies, 2012. p. 1-4.

LIANG, Y.; HE, L.; CAO, X.; SHEN, Z. J. Stochastic control for smart grid users with flexible demand. **IEEE Transactions on Smart Grid**, Piscataway, v. 4, n. 4, p. 2296-2308, Dec. 2013.

LIN, X. Distribution network planning integrating charging stations of electric. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, Londres, v. 63, p. 507-512, Jul. 2014.

LOUGHRAN, D. S.; KULICK, J. Demand side management and energy efficiency in the United States. **The Energy Journal**, Cambridge, v. 25, n. 1-2, p. 25, Aug. 2004.

LOGENTHIRAN, T.; SRINIVASAN, D.; SHUN, T. Z. Demand side management in Smart grid using heuristic optimization. **IEEE Transaction on Smart Grid**, Piscataway, v. 3, n. 3, p. 1244-1252, Sep. 2012.

LONG JIA; ZECHUN HU; WENJU LIANG; WENZOU LANG; YONGHUA SONG. A novel approachfor urban electric vehicle charging facility planning considering combination of slow and fast charging. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON POWER SYSTEM TECHNOLOGY - POWERCOM, 2014, China. **Conference** … China: Tsinghua University, 2014.

LUQUE, A; HEGEDUS, S. **Handbook photovoltaic science and engineering. 2nd ed.** USA: John Wiley & Sons, 2011.

MA, T.; MOHAMMED, O. A. Optimal charging of plug-in electric vehicles for a car-park infrastructure**. IEEE Transaction on Industry Applications**, Piscataway, v. 50, n. 4, p. 2323-2330, Jan. 2014.

MALIK, O.; HAVEL, P. Active demand side management system to facilitate integration of RES in low-voltage distribution networks. **IEEE Transaction on Sustainable Energy**, Piscataway, v. 5, n. 2, p. 673-681, April 2014.

MESSENGER, R.; VENTRE, J. Photovoltaic systems engineering. Boca Raton: CRC, 2010.

MEINDL, B.; TEMPL, M. **Analysis of commercial and free and open source solvers for linear optimization problems:** essnet project on common tools and harmonized

methodologies for SDC in the ESS. Austria: Vienna University of Technology, 2012. Deliverable D3, Subtaks 10.

NGUYEN, H. K; SONG, J. B; HAN, Z. Distributed demand side management with energy storage in smart grid. **IEEE Transaction on Parallel and Distributed Systems**, Piscataway, v. 26, n. 12, p. 3346-3357, Dec. 2015.

NREL REPORT SHOWS U.S.: solar photovoltaic costs continuing to fall. [S.1.: s.n.], 2016. Disponível em: <http://www.nrel.gov/news/press/2016/37745>. Acesso em: 28 Sep. 2016.

O'MALLEY, C; AMPATZIS, M; ALI, M. M. V. M; NGUYEN, P. H. Multi-objective optimization of home storage for residential distribution networks with photovoltaic systems. **IEEE International Energy Conference**, p. 1-6, Jul. 2016.

PALENSKY, P.; DIETMAR, D. Demand side management: demand response, intelligent energy systems, and smart load. **IEEE International on Industrial Informatics**, Piscataway, v.7, n.3, p. 381-388, Aug. 2011.

PACORELLI, L. A.; PACÍFICO, M. L.; RODRIGUES, A.; BRAGA, W.; CASTANEDA, O.; FERNANDES, W.; DE FARIAS, T.; MARTINS, V. S.; RODRIGUES, F. **Ensaios de sistemas de recarga de veículos elétricos com vistas à mobilidade urbana e o planejamento de redes de distribuição**. In: SEMINÁRIO NACIONAL DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA SENDI 2014, Santos. Seminário ... Santos: [s.n.], 2014.

PINHO, J. T.; GALDINO, M. A. **Manual de engenharia para sistemas fotovoltaicos**. grupo de trabalho de energia solar - GTES - CEPEL - DTE - CRESESB. Rio de Janeiro: Cepel, 2014. Disponível em:<http://www.cresesb.cepel.br/publicacoes/download/Manual_de_Engenharia_FV_2014.pdf> Acesso em: 15 ago 2015.

POURAZAM, S.; CASSANDRAS, C. G.; MALIKOPOULOS, A. Optimal routing of electric vehicles in network with charging nodes: a dynamic programming approach. In: IEEE INTERNATIONAL ELECTRIC VEHICLE CONFERENCE - IEVC, 2014. Conference … [S.l.: s.n.], 2014. p. 1-7.

PORTAL OF THE FEDERAL GOVERNMENT LEGISLATION. Decree Law n° 5.452, of 1 May 1943. Consolidation of labor laws. Disponível em: < http://www4.planalto.gov.br/legislacao/legislacao-1/codigos-1>. Acesso em: 10 Jun. 2016.

PROCEL INFO. Evaluation report of the energy efficiency market in Brazil: residential sector, commercial sector - high voltage, Industrial sector - high voltage. [S.l.: s.n., 200-]. Disponível em:< http://www.procelinfo.com.br/main.asp?View={4A5E324F-A3B0-482A-B1CD-F75A2A150480}>. Acesso em: 15 jan. 2016.

RAHMAN, M. A.; QI DUAN; AL-SHAER, E. Energy efficient navigation for hybrid electric vehicles on highways. In: **IEEE International Cyber-Physical System** - ICCPS, 2013, p. 21-30.

RAAD, A. **Demand side management in Brasil:** controllers and different rates: modern electricity. São Paulo: Aranda, 2002. n. 342, p. 154-165.

RELATÓRIO SMART GRID. Ministério de Minas e Energia: grupo de trabalho de redes elétricas inteligentes. [S.l.: s.n., 200-]. Disponível em:<www.mme.gov.br/web/guest/acesso-a.../acoes.../relatorio-smart-grid>. Acesso em: 15 Jan. 2013.

ROTTONDI, C.; NEGLIA, G.; VERTICALE, G. Complexity analisys of optimal recharge scheduling for electric vehicles. **IEEE Transaction on Vehicular Technology**, Piscataway, v. 65, n. 6, p. 4106-4117, June. 2016.

RIVERS, N.; JACCARD, M. Electric utility demand side management in Canadá. **The Energy Journal**, Cleveland, v. 32, n. 4, 2011.

ROCHA, J. E. N.; PACHECO, M. A. C. **Optimized energy diagnostics in energy efficiency projects managed by demand side**. In: INTERNATIONAL MULTI-CONFERENCE ON SYSTEM, SIGNAL & DEVICES - SSD, 2014. **Conference** … [S.l.]; IEEE, 2014. p. 1-6.

SAIKIA, B. J.; MANAS, M.; BARUAH, D. C. Distribution loss reduction in a university of North East India through load factor improvement. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ENERGY SYSTEMS AND APPLICATIONS, 2015, p. 203-208.

SACHAN, S; KISHOR, N. Optimal location for centralized charging of electric vehicle in distribution network. In: MEDITERRANEAN ELECTROTECHNICAL CONFERENCE MELECON, 2016. Conference … [S.l.: s.n.], 2016. p. 1-6.

STILLE, K. S; BOCKER, J; FROHLEKE, N; BETTENTRUP, R; KAISER, I. Integration of home photovoltaic generation into electricity tariff for load optimization. In: INTERNATIONAL ISTANBUL SMART GRID CONGRESS AND FAIR, 2016. **Conference** … [S.l.: s.n.], 2016. p. 1-5.

2015 STATISTICAL yearbook of electricity 2014 baseline year. [S.l.: s.n., 200-]. Disponível em: < http://www.aneel.gov.br/area.cfm?idArea=781>. Acesso em: 15 abr. 2016.

SOLARIMETRIC atlas of Brazil. [S.1.]: Universitária da UFPE, 2000. Disponível_em:<http://www.cresesb.cepel.br/publicacoes/download/Atlas_Solarimetrico_do_Brasil_2000.pdf >. Acesso em 15 jun. 2016.

SOLAR ENERGY INTERNATIONAL. Photovoltaics design and installation manual. Canadá: New Society Publishers, 2004.

SITING C.; HONGYANG L.; NAHRSTEDT. Charging facility planning for electric vehicles. In: INTERNATIONAL ON ELECTRIC VEHICLE CONFERENCE - IEVC, 2014. Conference … [S.l.: s.n.], 2014. p. 1-7.

SURAI, J.; SURAPATANA, V. Load factor improvement in industrial sector using load duration curves. In: ELECTRICAL ENGINEERING CONGRESS - IEECON, 2014. **Congress** … [S.l.: s.n.], 2014. p. 1-4.

TABARES, A; FRANCO, J. F.; LAVORATO, M.; RIDER, M. J. **A mixed-binary linear formulation for distribution system expansion planning problem**. In: T&D-LA IEEE PES, 2014. Conference … [S.l.: s.n.], 2014. p. 1-6.

TANG, Y; ZHONG, J; BOLLEN, M. Aggregated optimal charging and vehicle-to-grid control for electric vehicles under large electric vehicle population. **IET Generation, Transmission & Distribution**, Stevenage, v. 10, n. 8, p. 2012-2018, Jan. 2016.

TAN, J; WANG, L. Real-time charging navigation of electric vehicles to fast charging stations: a hierarchical game approach. **IEEE Transactions on Smart Grid**, Piscataway, v. PP, n. 99, p. 1-1, Aug. 2015.

THULASIRAMAN, K.; SWAMY, M. N. S. **Graphs:** theory and algorithms. Canada: Jhon Wiley & Sons, 1992.

TIMPNER, J.; WOLF, L. Desing and evaluation fo charging station scheduling strategies for elecric vehicles. **IEEE Transaction on Intelligent Transportation System**, Piscataway, v. 15, n. 2, p. 579-588, Nov. 2014.

TURNER, W. C.; DOTY, S. **Energy management handbook**. 6 ed. Oklahoma: Oklahoma State University-Stillwater, 2006.

VILLEZ, K.; GUPTA, A.; VENKATASUBRAMANIAN, V.; RIEGER, C. Resilient desing of recharging station networks for electric transportation vehicles. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM RESILENT CONTROL SYSTEMS - ISRCS, 4., 2011. Symposium …[S.l.: s.n.], 2011. p. 55-60.

WAYNE, C.T.; STEVE DOTY. **Energy management handbook.** 6th ed. Oklahoma: Published by The Fairmont , 2007.

WANG, Y; LIN, X; PEDRAM, M. A near-optimal model-based control algorithm for households equipped with residential photovoltaic power generation and energy storage systems. **IEEE Transaction on Sustainable Energy**, Piscataway, v. 7, n. 1, p. 77-86, Sep. 2016.

WANG, T; O'NEILL, D; KAMATH, H. Dynamic control and optimization of distributed energy resources in a microgrid. **IEEE Transaction on Smart Grid**, Piscataway, v. 6, n. 6, p. 2884-2894, Jun. 2015.

WANG, G; GUNASEKARAN, A. Operations scheduling in reverse supply chains: identical demand and delivery deadlines. **International Journal of Production Economics**, Amsterdão, v. 145, n. 1, p. 349-358, Aug. 2016.

WENHAM, S. R. Applied photovoltaics. 2. ed. Australia: Centre for Photovoltaic Engineering of UNSW, 2009.

XIAO, J; ZHANG, Z; BAI, L; LIANG, H. Determination of the optimal installation site and capacity of battery energy storage system in distribution network integrated with distributed generation. **IET Generation, Transmission & Distribution**, Stevenage, v. 10, n. 3, p. 601-607, Mar. 2016.

YAO, E.; SAMADI, P.; WONG, V. W. S.; SCHOBER, R. Residential demand side management under high penetration of rooftop photovoltaic units. **IEEE Transaction on Smart Grid**, Piscataway, v. 7, n. 3, p. 1597-1608, May. 2016.

YUDOVINA, E.; MICHAILIDIS, G. Socially optimal charging strategies for electric vehicles. **IEEE Transaction on Automatic Control**, Piscataway, v. 60, n. 3, p. 837-842, Aug. 2015.

YU, Y; TANG, J; LI, J; SUN, W; WANG, J. Reducing carbon emission of pickup and delivery using integrated scheduling. **Transportation Research Part D: Transport and Environment**, Kidlington, v. 47, p. 237-250, Aug. 2016.

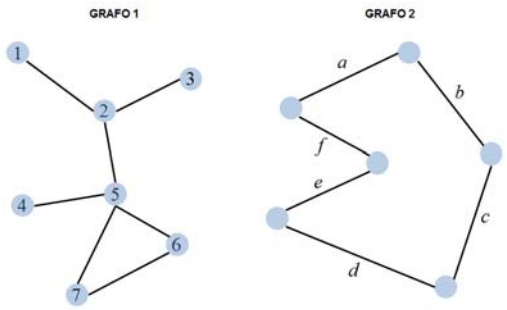
ZOU, F.; LIU, N.; CHEN, Q. Multi-party energy management for EV charging station cooperated with PV systems in smart grid. **IEEE Innovative Smart Grid Technologies**, Heidelberg, p. 1-6, Jan. 2015.

APÊNDICE A – ALGUNS CONCEITOS DE TEORIA DOS GRAFOS.

O conceito de um grafo resulta extremamente simples e até mesmo intuitivo. Considera-se um grafo como uma representação gráfica de interdependência entre elementos denominados nós (ou vértices) que atendem uma relação imaginada e são simbolicamente unidos mediante arestas (ou ligações). Assim podemos definir formalmente um grafo como:

Definição:
Estrutura de abstração que representa um conjunto de elementos denominados nós (ou vértices) e suas relações de interdependência através de arestas (ou ligações). Seja N um conjunto de vértices e M um conjunto de arestas ou ligações dos vértices, então temos: G=(N,M).

Figura 1 - Tipos comuns de Grafos.



Fonte: Adaptado de Goldbarg e Luna (2000).

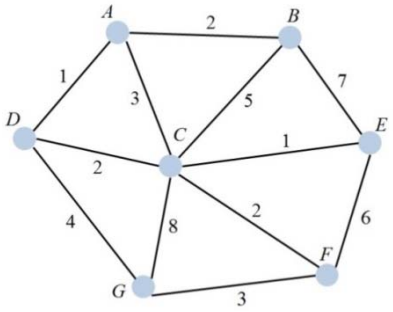
Da Fig. 1 o grafo 1 é representado pelo conjunto de nós N, sendo N={1,2,3,4,5,6,7} e o grafo 2 representa-se mediante o conjunto M que tem como elementos as arestas, sendo M ={a, b, c, d, e, f}.

A. Tipos de Grafos:

A.1. Ponderado:

Um grafo G={N,M} é denominado de ponderado se existem valores numéricos associados a suas ligações ou vértices (nós de interconexão).

Figura 2 - Tipo de grafo ponderado.

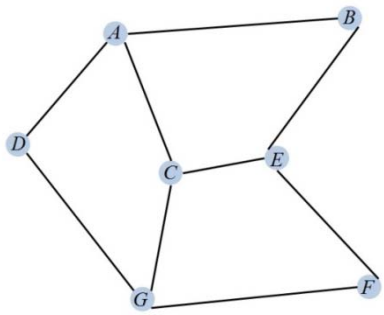


Fonte: Adaptado de Goldbarg e Luna (2000).

A.2. Rotulado:

Um grafo G={N,M} é rotulado se a cada nó é atribuído letras ou números como rótulos representativos.

Figura 3 - Tipo de grafo rotulado.

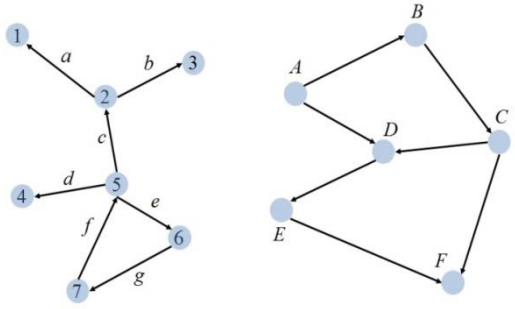


Fonte: Adaptado de Goldbarg e Luna (2000).

A.3. Direcionado:

Um grafo G={N,M} é direcionado quando o sentido da arestas é definido em uma direção. Nesse caso normalmente as arestas são chamadas de arcos.

Figura 4 - Tipo de grafo direcionado.



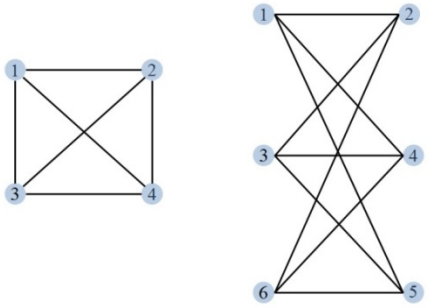
Fonte: Adaptado de Goldbarg e Luna (2000).

A.4. Completo:

Um grafo G={N,M} é completo se existe ao menos uma ligação associada a cada par de nós. Estes grafos são também denominados de cliques e são denotados como K_n, sendo

que n representa o número de nós do grafo completo. Na Fig. 5 mostram-se os tipos de grafo completos K_4 (na esquerda) e K_{33} (na direita).

Figura 5 - Tipos de grafo completo.



Fonte: Adaptado de Goldbarg e Luna (2000).

B. Representação do Modelo:

Além da representação geométrica, um grafo pode ser representado principalmente como: matriz de adjacência e incidência, listas encadeadas, etc.

B.1. Matriz de Adjacência:

Aqui o grafo é expresso em uma matriz A=$[a_{ij}]$ através dos nós e suas relações de ligação. Tanto as linhas como as colunas da matriz estão associadas com os nós do grafo. A definição formal é descrita a seguir:

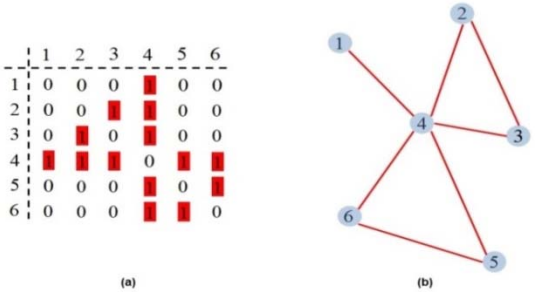
Definição:

Uma matriz nxn, $A = [a_{ij}]$ é denomina de adjacência do grafo $G = (N, M)$ se:

$$a_{ij} = 1 \leftrightarrow \exists\ ligação\ (i,j)$$

$$a_{ij} = 1 \leftrightarrow \nexists\ ligação\ (i,j)$$

Figura 6 - Matriz de adjacência (a) do grafo G (b).



Fonte: Adaptado de Goldbarg e Luna (2000).

B.2. Matriz de Incidência:

Nesse caso as colunas da matriz correspondem às arestas dos grafo e as linhas aos nós.

Definição:

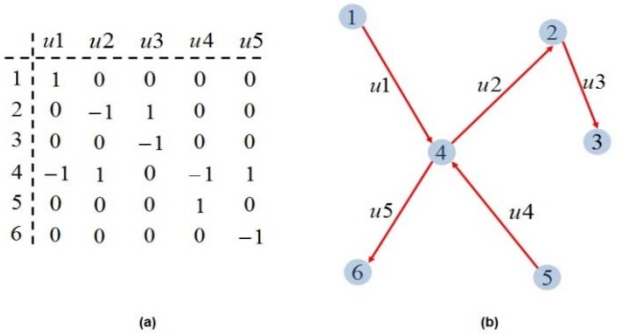
Uma matriz nxn, $A = [a_{ij}]$ é denomina de incidência do grafo $G = (N, M)$ se, para todo arco j que liga o nó k ao nó l temos:

$$a_{ij} = +1 \leftrightarrow i = k$$

$$a_{ij} = -1 \leftrightarrow i = 1(para\ grafo\ direcionado, senão\ a_{ij} = 1)$$

$$a_{ij} = 0\ nos\ outros\ casos$$

Figura 7 - Matriz de incidência (a) do grafo G (b).

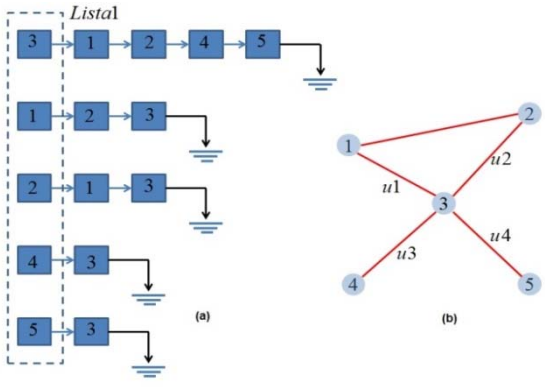


Fonte: Adaptado de Goldbarg e Luna (2000).

B.3. Listas Encadeadas:

Esta representação é extremamente conveniente para a eficiência computacional de alguns algoritmos, e mais ainda para a economia de memória de armazenamento.

Figura 8 - Lista encadeada (a) do grafo G (b).



Fonte: Adaptado de Goldbarg e Luna (2000).

APÊNDICE B – ALGUMAS TÉCNICAS DE LINEARIZAÇÃO.

A. Representação binária de uma variável inteira.

Seja n uma variável inteira com limites superior e inferior N^{max} e N^{min} respectivamente, e ω_i uma variável binária. A representação binária de n em função de ω_i é feita como segue:

$$n = \omega_1 + \omega_2 + \omega_3 + \ldots + \omega_i \; ; \; \forall i \in [1, N^{max}]$$

$$n = \sum_{1}^{N^{max}} \omega_i \; ; \; \forall \, n/N^{min} \leq n \leq N^{max}$$

B. Linearização do produto das variáveis binárias:

Sejam α, β e ω variáveis binárias, em que:

$$\alpha = \beta * \omega$$

A presença do produto β e ω gera um termo de natureza não linear. Este termo não linear pode ser substituído pelas seguintes expressões equivalentes linearizadas:

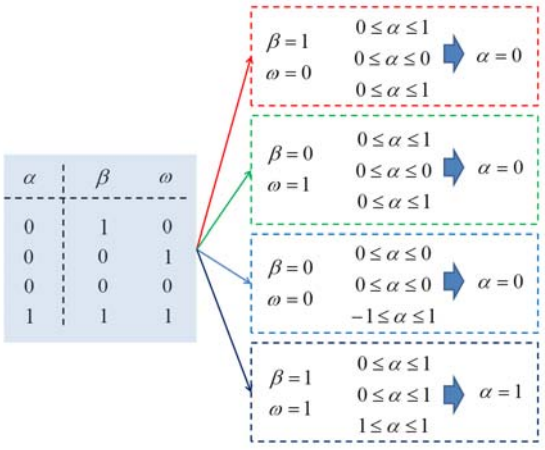
$$0 \leq \alpha \leq \beta$$

$$0 \leq \alpha \leq \omega$$

$$\beta + \omega - 1 \leq \alpha \leq 1$$

A avaliação destas expressões a continuação mostram a equivalência nos resultados:

Figura 9 - Avaliação das expressões de linearização.



Fonte: do próprio autor

C. Linearização do produto das variáveis inteira e binária.

Sejam m e n variáveis inteiras e β, ω_i e W_i variáveis binárias com N^{min} e N^{max} como limites superior e inferior de n.

$$m = n * \beta$$

Representa um termo não linear cujo valor é armazenado na variável inteira m. Do item A, deste apêndice podemos representar n em função de ω_i, obtendo:

$$m = \beta * \sum_{i=1}^{N^{max}} \omega_i$$

Ingressando β no somatório, m adota a forma seguinte:

$$m = \sum_{i=1}^{N^{max}} \beta * \omega_i$$

Em que o produto de variáveis binárias ω_i e β é substituído por W_i, considerando as expressões desenvolvidas no item B, obtemos:

$$m = \sum_{i=1}^{N^{max}} W_i$$

$$0 \leq W_i \leq \omega_i$$

$$0 \leq W_i \leq \beta$$

$$\omega_i + \beta - 1 \leq W_i \leq 1$$

Finalmente a linearização do produto n e β adota a seguinte forma:

$$n = \sum_{i=1}^{N^{max}} \omega_i$$

$$N^{min} \leq n \leq N^{max}$$

$$m = \sum_{i=1}^{N^{max}} W_i$$

$$0 \leq W_i \leq \omega_i$$

$$0 \leq W_i \leq \beta$$

$$\omega_i + \beta - 1 \leq W_i \leq 1$$

D. Linearização do produto das variáveis continua e binária.

Sejam σ e ε variáveis contínuas com ω variável binária, então o produto:

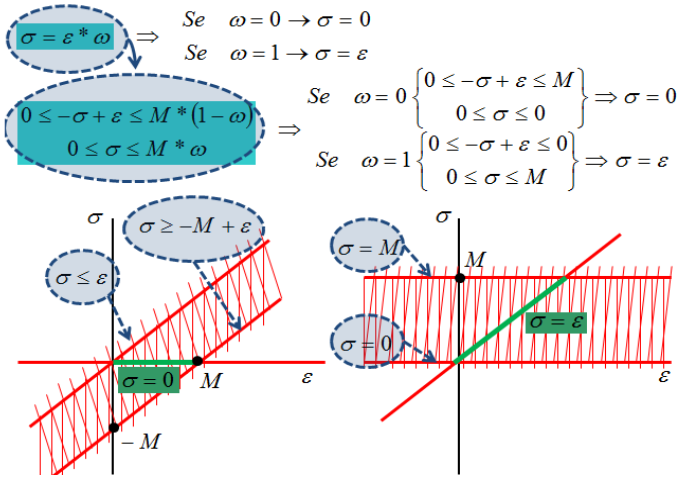
$$\sigma = \varepsilon * \omega$$

É um termo não linear, que pode ser substituído pelas expressões lineares equivalentes a seguir:

$$0 \leq -\sigma + \varepsilon \leq M * (1 - \omega)$$
$$0 \leq \sigma \leq M * \omega$$

Na Fig. 10 mostra-se a representação gráfica e testes com efeito de demonstrar a equivalência das expressões linearizadas.

Figura 10 - Avaliação das expressões de linearização.



Fonte: do próprio autor

E. Linearização do quadrado de uma variável contínua.

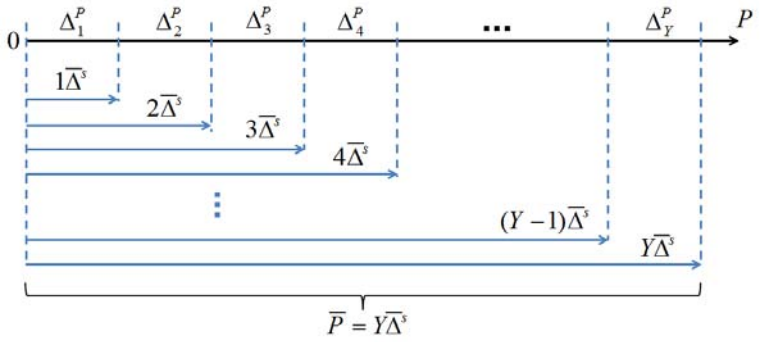
A linearização explicada a seguir esta baseada em [REF] e visa detalhar o processo de discretização do quadrado das variáveis contínuas.

Seja P uma variável continua não negativa, com $\bar{P}$ com limite máximo, então se cumpre a seguinte expressão:

$$0 \leq P \leq \bar{P}$$

A discretização de P em Y elementos discretos é mostra a seguir:

Figura 11 - Discretização de P.



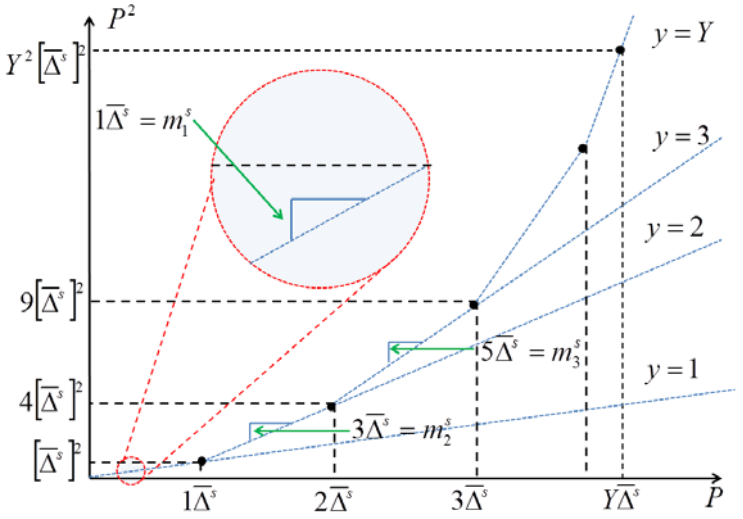
Fonte: do próprio autor

Sendo $\overline{\Delta}^s$ máximo valor de cada elemento discreto Δ_y^P não negativo:

$$0 \leq \Delta_y^P \leq \overline{\Delta}^s \quad ; \forall y \in 1 \dots Y$$

Com esta discretização o quadrado da variável P é representado mediante Y elementos discretos no diagrama seguinte:

Figura 12 - Discretização de P^2.



Fonte: do próprio autor

A representação dos elementos discretos m_y^s permite expressar o quadrado de P como o somatório dos seguintes elementos:

$$P^2 = m_1^s\Delta_1^P + m_2^s\Delta_2^P + m_3^s\Delta_3^P + \cdots + m_Y^s\Delta_Y^P = \sum_{y=1}^{Y} m_y^s\Delta_y^P$$

As variáveis auxiliares P^+ e P^- não negativas são usadas para representar à variável P e ao somatório das variáveis de discretização de Δ_y^P respectivamente.

$$P^+ - P^- = P$$

$$P^+ + P^- = \sum_{y=1}^{Y} \Delta_y^P$$

$$0 \leq \Delta_y^P \leq \bar{\Delta}^s \quad ; \forall y \in 1 \dots Y$$

$$0 \leq P^+$$

$$0 \leq P^-$$

O calculo de m_y^s é deduzido da Fig. 9 e generalizado mediante as expressões:

$$m_y^s = (2y - 1)\bar{\Delta}^s$$

$$\bar{\Delta}^s = \frac{\bar{P}}{Y}$$

Em que $\bar{\Delta}^s$ representa o número de discretizações Y em que é feito o valor máximo $\bar{P}$ da variável P.

APÊNDICE C – PUBLICAÇÕES.

Publicações em Congressos:

CERNA, F. V. ; RIDER, M. J. Otimização do numero de recargas para uma frota de veículos elétricos considerando pontos de entrega. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL – SBPO, 47., 2015, Pernambuco. Simpósio Pernambuco; [s.n.], 2015. v. 1. p. 1-11.

CERNA, F. V.; RIDER, M. J. "Modelo de programação linear binário misto para o controle direto da demanda considerando incertezas nas Unidades Consumidoras". In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AUTOMÁTICA, 20., 2014, Belo Horizonte. Congresso Belo Horizonte: [s.n.], 2014. p. 1-8.

CERNA, F. V.; RIDER, M. J. "Automação do despacho dinâmico de viaturas para o atendimento das ordens de serviços nas redes de distribuição de energia elétrica". In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL, 45., 2013, Natal. Simpósio Natal: [s.n.], 2013. p. 1-12.

Publicações Submetidas para Revistas Internacionais:

CERNA, F. V.; POURAKBHARI, M.; ROMERO, R.; RIDER, M. J. Optimal Delivery Scheduling and Charging of EVs in the Navigation of a City Map. revised paper submitted to *IEEE Transactions on Smart Grids*, Reference: TSG-00915-2016.R2

CERNA, F. V.; POURAKBHARI, M.; RIDER, M. J.; LOTERO, R. C.; CONTRERAS, J. Optimal demand side management considering a hybrid photovoltaic system in a residential low voltage distribution network. paper submitted to *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, Reference: TSTE-00984-2016.

Publicações em Elaboração:

CERNA, F. V.; RIDER, M. J.; LOTERO, R. C.; CONTRERAS, J. Improvement of load Factor by incentive control demand in the electrical distribution system. paper submitted to *IEEE Transactions on Smart Grids.*