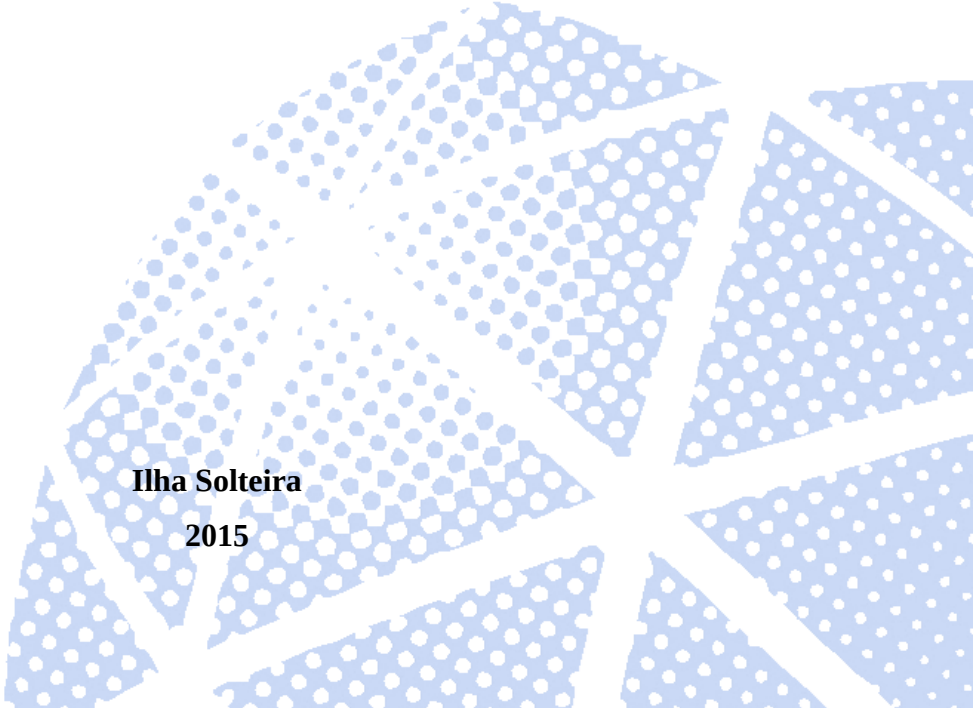


Maria Nataly Bañol Arias

**APLICAÇÃO DE TÉCNICAS METAHEURÍSTICAS PARA
RESOLVER O PROBLEMA DE COORDENAÇÃO DE
CARREGAMENTO DE VEÍCULOS ELÉTRICOS EM
SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO**

Ilha Solteira

2015



Maria Nataly Bañol Arias

**APLICAÇÃO DE TÉCNICAS METAHEURÍSTICAS PARA
RESOLVER O PROBLEMA DE COORDENAÇÃO DE
CARREGAMENTO DE VEÍCULOS ELÉTRICOS EM
SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO**

Dissertação de Mestrado submetida ao
Programa de Pós-Graduação em Engenharia
Elétrica da Faculdade de Engenharia - Câmpus
Ilha Solteira, UNESP, como parte dos
requisitos para a obtenção do título de Mestre
em Engenharia Elétrica.

Especialidade: Automação.

Prof^a. Dr^a. Marina Lavorato de Oliveira
Orientadora

Prof. Dr. John Fredy Franco Baquero
Co-orientador

Ilha Solteira

2015

FICHA CATALOGRÁFICA

Desenvolvido pelo Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação

B219a Bañol Arias, Maria Nataly.
Aplicação de técnicas metaheurísticas para resolver o problema de
coordenação de carregamento de veículos elétricos em sistemas de distribuição
/ Maria Nataly Bañol Arias. -- Ilha Solteira: [s.n.], 2015
142 f. : il.

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista. Faculdade de
Engenharia de Ilha Solteira. Área de conhecimento: Automação, 2015

Orientador: Marina Lavorato de Oliveira
Co-orientador: John Fredy Franco Baquero
Inclui bibliografia

1. Coordenação de Carregamento. 2. Veículos elétricos. 3. Geração
distribuída. 4. Metaheurísticas. 5. Busca tabu. 6. GRASP.



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
CAMPUS DE ILHA SOLTEIRA
FACULDADE DE ENGENHARIA DE ILHA SOLTEIRA

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO: Aplicação de Técnicas Metaheurísticas para Resolver o Problema de Coordenação de Carregamento de Veículos Elétricos em Sistemas de Distribuição

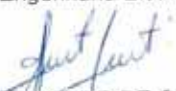
AUTORA: MARIA NATALY BAÑOL ARIAS

ORIENTADORA: Profa. Dra. MARINA LAVORATO DE OLIVEIRA

CO-ORIENTADOR: Prof. Dr. JOHN FREDY FRANCO BAQUERO

Aprovada como parte das exigências para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica ,
Área: AUTOMAÇÃO, pela Comissão Examinadora:


Profa. Dra. MARINA LAVORATO DE OLIVEIRA
Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira


Prof. Dr. SERGIO AZEVEDO DE OLIVEIRA
Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira


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

Data da realização: 25 de fevereiro de 2015.

*Dedico este trabalho à minha família, o principal motivo
da minha existência.*

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus pelas grandes oportunidades oferecidas durante toda a minha vida, foi Ele quem colocou esta rota no meu caminho e é por Ele que hoje eu posso me chamar de mestre.

Agradeço infinitamente a minha família: minha razão de viver, meu motor, meu alento, o principal motivo pelo qual eu estou aqui. Seu apoio incondicional tem sido minha maior fortaleza neste caminho. Agradeço a minha mãe pela sua compreensão, meu pai pelas suas sábias palavras e conselhos, a minha irmã por sempre estar do meu lado e acompanhar-me em cada segundo de solidão, ao meu irmão pela sua presença incondicional. A minha avó pelas suas imensas orações em geral a toda minha família, muito obrigada por ficar do meu lado sempre.

A professora Dra. Marina Lavorato de Oliveira pela sua orientação durante estes dois anos de mestrado e ao professor Dr. John Fredy Frando Baquero pela co-orientação. Sem suas ideias e sugestões não teria sido possível alcançar os objetivos da minha pesquisa.

Ao professor Rubén Romero Lázaro pelos seus conselhos e pela sua grande ajuda e apoio neste lugar.

A todos meus companheiros do LAPSEE, brasileiros e estrangeiros pela sua amizade, ajuda e apoio durante todo este tempo. A David Álvarez Martínez por ter-me convidado a iniciar meus estudos de mestrado neste lugar. Aos meus amigos da igreja por me permitir compartilhar minha fé juntos. Aos meus amigos na Colômbia pelas suas mensagens de apoio desde longe.

Agradeço a UNESP e ao programa de pós-graduação em Engenharia Elétrica da Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira pelas instalações disponíveis para desenvolver meu trabalho. A CNPq pelo apoio econômico e financeiro durante a realização do mestrado.

“Neither a lofty degree of intelligence nor imagination nor both together go to the making of genius. Love, love, love, that is the soul of genius.”

“Ni una inteligencia sublime, ni una gran imaginación, ni las dos cosas juntas forman el genio; amor, eso es el alma del genio”.

“Nem um elevado grau de inteligência, nem imaginação, nem ambos juntos fazem um gênio. Amor, amor e amor, que é a alma do gênio”.

Wolfgang Amadeus Mozart

RESUMO

O problema do carregamento de veículos elétricos consiste em determinar a programação ótima da recarga dos PEVs (do inglês *Plug-in Electric Vehicles*) de forma que o custo de operação seja minimizado e as condições de operação do sistema de distribuição de energia elétrica (SDEE) sejam satisfeitas. Neste trabalho são propostas as técnicas de otimização metaheurística: Busca Tabu e GRASP para resolver o problema da coordenação do carregamento de veículos elétricos em sistemas de distribuição, modelado como um problema de programação não linear inteira mista. Posteriormente, é proposto um algoritmo híbrido chamado GRASP-BT com o objetivo principal de melhorar as soluções obtidas com as metodologias Busca Tabu e GRASP. As soluções propostas pelas metaheurísticas desenvolvidas neste trabalho indicam os períodos de tempo em que deve ser carregado cada veículo ligado no SDEE, minimizando os custos totais de operação, satisfazendo as restrições operacionais do SDEE, considerando prioridade de carregamento dos PEVs e permitindo a entrega de soluções de qualidade em tempo real. Para demonstrar a eficiência da metodologia proposta e a adaptação de cada metaheurística na resolução do problema, foi usado um sistema teste de 449 nós que considera os sistemas primário e secundário do SDEE e duas fontes de geração distribuída. Os testes são feitos com níveis de 47% e 63% de penetração de PEVs dentro do sistema.

Palavras-chaves: Busca tabu. Coordenação de carregamento. Geração distribuída. GRASP. Híbrido. Metaheurísticas. Sistemas de distribuição de energia elétrica. Veículos elétricos.

ABSTRACT

The main objective of the plug-in electric vehicles (PEV) charging problem is to determine the optimal schedule for charging the PEV batteries with the aim of minimizing the total operational cost of the electrical distribution system in order to obtain an efficient and secure system operation. The optimization techniques used to resolve the plug-in electric vehicles charging problem on electrical distribution systems are two metaheuristic: Tabu Search and GRASP. The mathematical model used to represent the PEV charging problem is a mixed-integer nonlinear programming problem. On the other hand, a hybrid algorithm named GRASP-BT is also proposed in order to improve the solutions obtained by the Tabu Search and GRASP methodologies. The solutions found by the proposed methodologies designate the time periods where each PEV battery connected to the electrical distribution system need to be charged, minimizing the total operational costs, satisfying the operational constraints, considering PEV charging priority and providing quality solution on real time. In order to show the efficiency of the proposed methodologies, a 449 nodes test system with HV and LV network and two sources of distributed generation are used. Test cases consider a 47% and a 63% of PEV penetration.

Palavras-chaves: Charging coordination. Distributed generation. Electrical distribution systems. Electric vehicles. GRASP. Hybrid Algorithm. Metaheuristic. Tabu search.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1	– Exemplo da codificação proposta.	69
Figura 2	– Relação entre períodos de tempo e horas do dia.	70
Figura 3	– Mecanismo de carga dos PEVs do exemplo da codificação proposta.	70
Figura 4	– Exemplo de codificação binária para a codificação proposta na Figura 1.	71
Figura 5	– Exemplo da estrutura de vizinhança proposta.	72
Figura 6	– Diagrama de fluxo do algoritmo de Busca Tabu proposto.	74
Figura 7	– Incremento de uma carga ΔP no nó k	76
Figura 8	– Sistema teste de 20 nós.	77
Figura 9	– Diagrama de fluxo da fase construtiva do GRASP.	85
Figura 10	– Diagrama de Fluxo da fase de pós-processamento do GRASP.	86
Figura 11	– Diagrama de Fluxo do algoritmo híbrido GRASP-BT proposto.	87
Figura 12	– Processo de otimização da energia fornecida pela fonte de GD variável.	88
Figura 13	– Processo de busca unidimensional.	88
Figura 14	– Topologia da rede de média tensão do sistema 449 nós.	91
Figura 15	– Topologia da rede de baixa tensão do sistema 449 nós para cada transformador.	92
Figura 16	– Potência gerada pela fonte de GD despachável.	92
Figura 17	– Potência demandada por período de tempo do sistema de 449 nós.	92
Figura 18	– Configuração inicial do cenário 449N_47% BT, caso A.	95
Figura 19	– Configuração inicial do cenário 449N_47% BT, caso B.	95
Figura 20	– Consumo inicial e final de energia do cenário 449N_47% BT, caso A.	96
Figura 21	– Consumo inicial e final de energia do cenário 449N_47% BT, caso B.	97
Figura 22	– Perdas de energia iniciais e finais do cenário 449N_47% BT, caso A.	98
Figura 23	– Perdas de energia iniciais e finais do cenário 449N_47% BT, caso B.	99
Figura 24	– Configuração final do cenário 449N_47% BT, caso A.	99
Figura 25	– Configuração final do cenário 449N_47% BT, caso B.	100
Figura 26	– Evolução da incumbente do cenário 449N_47% BT, caso A.	101
Figura 27	– Evolução da incumbente do cenário 449N_47% BT, caso B.	101
Figura 28	– Configuração inicial do cenário 449N_63% BT, casos A e C.	102
Figura 29	– Configuração inicial do cenário 449N_63% BT, casos B e D.	102

Figura 30 – Consumo inicial e final de energia do cenário 449N_63% BT, casos A e C.	104
Figura 31 – Consumo inicial e final de energia do cenário 449N_63% BT, casos B e D.	104
Figura 32 – Perdas de energia iniciais e finais do cenário 449N_63% BT, casos A e C.	106
Figura 33 – Perdas de energia iniciais e finais do cenário 449N_63% BT, casos B e D.	106
Figura 34 – Configuração final do cenário 449N_63% BT, caso A.	107
Figura 35 – Configuração final do cenário 449N_63% BT, caso B.	107
Figura 36 – Configuração final do cenário 449N_63% BT, caso C.	107
Figura 37 – Configuração final do cenário 449N_63% BT, caso D.	108
Figura 38 – Potência fornecida pelas fontes de GD no cenário 449N_63% BT, caso C.	108
Figura 39 – Potência fornecida pelas fontes de GD no cenário 449N_63% BT, caso D.	109
Figura 40 – Evolução da incumbente do cenário 449N_63% BT, casos A e C.	110
Figura 41 – Evolução da incumbente do cenário 449N_63% BT, casos B e D.	110
Figura 42 – Consumo inicial e final de energia do cenário 449N_47% GRASP, casos A e B.	113
Figura 43 – Perdas de energia iniciais e finais do cenário 449N_47% GRASP, casos A e B.	114
Figura 44 – Configuração final do cenário 449N_47% GRASP, caso A.	115
Figura 45 – Consumo inicial e final de energia do cenário 449N_63% GRASP, casos A e C.	117
Figura 46 – Consumo inicial e final de energia do cenário 449N_63% GRASP, casos B e D.	118
Figura 47 – Perdas de energia iniciais e finais do cenário 449N_63% GRASP, casos A e C.	120
Figura 48 – Perdas de energia iniciais e finais do cenário 449N_63% GRASP, casos B e D.	120
Figura 49 – Configuração final do cenário 449N_63% GRASP, caso A.	121
Figura 50 – Configuração final do cenário 449N_63% GRASP, caso B.	121
Figura 51 – Configuração final do cenário 449N_63% GRASP, caso C.	121
Figura 52 – Configuração final do cenário 449N_63% GRASP, caso D.	122
Figura 53 – Potência fornecida pelas fontes de GD no cenário 449N_63% GRASP, caso C.	122
Figura 54 – Potência fornecida pelas fontes de GD no cenário 449N_63% GRASP, caso D.	123

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	– Perdas de potência após o incremento de potência ativa demandada no nó 10.	78
Tabela 2	– Exemplo de aplicação do índice de sensibilidade.	78
Tabela 3	– Características dos EVs usados nas simulações.	90
Tabela 4	– Custo de energia e variação da demanda por período de tempo.	93
Tabela 5	– Casos simulados em cada cenário de carregamento.	93
Tabela 6	– Parâmetros do algoritmo de BT do cenário 449N_47%.	94
Tabela 7	– Custos totais de operação do cenário 449N_47% BT, casos A e B. ...	96
Tabela 8	– Tensões mínimas e correntes máximas iniciais e finais do cenário 449N_47% BT.	98
Tabela 9	– Desempenho do algoritmo de BT no cenário 449N_47%.	100
Tabela 10	– Parâmetros do algoritmo de BT do cenário 449N_63%.	102
Tabela 11	– Custos totais de operação cenário do 449N_63% BT, casos A e B. ..	103
Tabela 12	– Custos totais de operação cenário 449N_63% BT, casos C e D.	103
Tabela 13	– Tensões mínimas e correntes máximas iniciais e finais cenário 449N_63% BT.	105
Tabela 14	– Desempenho do algoritmo de BT no cenário 449N_63%.	109
Tabela 15	– Análise dos parâmetros do algoritmo de BT.	111
Tabela 16	– Custos totais de operação do cenário 449N_47% GRASP, casos A e B.	112
Tabela 17	– Tensões mínimas e correntes máximas iniciais e finais cenário 449N_47% GRASP.	114
Tabela 18	– Desempenho do algoritmo GRASP no cenário 449N_47%.	115
Tabela 19	– Custos totais de operação do cenário 449N_63% GRASP, casos A e B.	116
Tabela 20	– Custos totais de operação do cenário 449N_63% GRASP, casos C e D.	117
Tabela 21	– Tensões mínimas e correntes máximas iniciais e finais cenário 449N_63% GRASP.	119
Tabela 22	– Desempenho do algoritmo GRASP no cenário 449N_63%.	123

Tabela 23 – Análise dos parâmetros do algoritmo GRASP.	124
Tabela 24 – Custos totais de operação do cenário 449N_47% GRASP-BT, casos A e B.	125
Tabela 25 – Custos totais de operação do cenário 449N_47% GRASP-BT, casos C e D.	126
Tabela 26 – Custos totais de operação do cenário 449N_63% GRASP-BT, casos A e B.	126
Tabela 27 – Custos totais de operação do cenário 449N_63% GRASP-BT, casos C e D.	126
Tabela 28 – Análise comparativa das metodologias propostas.	127
Tabela 29 – Tempo computacional em que é encontrada a primeira solução factível.	128
Tabela 30 – Análise comparativa da eficiência das metodologias propostas.	128
Tabela 31 – Desvio percentual em relação à melhor solução encontrada [%].	129

ABREVIATURAS E SIGLAS

AG	Algoritmo Genético
AHC	Algoritmo Heurístico Construtivo
ALA	<i>Alternative Location and Allocation Algorithm</i>
BEV	<i>Battery Electric Vehicles</i>
BT	Busca Tabu
CBA	<i>Cust-Benefit Analysis</i>
CCPEV	<i>Charging Cordination of Plug-In Electric Vehicles</i>
DP	Programação Dinâmica
EPRI	<i>Electric Power Research Institute</i>
EV	<i>Electric Vehicle</i>
GD	Geração Distribuída
GIS	<i>Geographical Information System</i>
GRASP	<i>Greedy Randomized Adaptive Search Procedure</i>
G2V	<i>Grid to Vehicle</i>
HEV	<i>Hybrid Electric Vehicles</i>
HGA	<i>Hybrid Genetic Algorithm</i>
HV	<i>High Voltage</i>
IEEE	<i>Institute of Electrical and Electronic Engineering</i>
IEFO	Índice de Estimação da Função Objetivo
LFC	<i>Load Flow Charging</i>
LHS	<i>Latin Hypercube Sampling</i>
LV	<i>Low Voltage</i>
MPHGA	<i>Multiple-Population Hybrid Genetic Algorithm</i>
MSS	<i>Maximum Sensitivities Selection</i>
PHEV	<i>Plug-In Hybrids Electric Vehicles</i>
PEVs	<i>Plug-In Electric Vehicles</i>
PLIM	Programação Linear Inteira Mista
PNLIM	Programação Não Linear Inteira Mista
POP	<i>Preferred Operating Point</i>
PPLIQ	Problema de Programação Linear Inteira Quadrática

QP	Programação Quadrática
RCL	<i>Restricted Candidate List</i>
RT-SLM	<i>Real-Time Smart Load Management</i>
SBT	Sistema de Baixa Tensão ou Sistema Secundário
SDEE	Sistema de Distribuição de Energia Elétrica
SDH	<i>Steepest Descent Heuristic</i>
SMT	Sistema de Media Tensão ou Sistema Primário
SOC	<i>State of Charge</i>
U.K.	Reino Unido
UCTE	União de Coordenação da Transmissão de Eletricidade
V2G	<i>Vehicle to Grid</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

Conjuntos

N	Conjunto de barras.
L	Conjunto de circuitos.
T	Conjunto de períodos de tempo.
B_k	Conjunto de nós finais das linhas que formam o caminho desde o nó até a subestação.

Parâmetros

Δ_t	Duração do período de tempo t .
μ_t	Custo da energia no período de tempo t .
η	Custo da energia fornecida pelas fontes de geração distribuída.
θ	Fator de penalização por violação de limites de tensão.
σ	Fator de penalização por violação de limites de capacidade de corrente.
Π	Fator de penalização pela energia que não é possível prover às baterias dos PEVs.
E_n^v	Energia que deve ser carregada na bateria do PEV na barra n .
$\bar{I}_{mn}$	Máxima corrente pelo circuito mn .
ρ_t	Parâmetro usado para incentivar o carregamento de um PEV com prioridade o mais rápido possível.
κ_n	Parâmetro que indica se um PEV com prioridade de carregamento está ligado na barra n .
$P_{n,t}^d$	Potência ativa demandada na barra n no passo de tempo t .
$\bar{P}_n^g$	Máxima geração de potência ativa do Gerador Distribuído na barra n .
$\bar{P}^v$	Potência máxima das baterias dos PEVs.
pf_n	Fator de potência das fontes de Geração Distribuída na barra n
$Q_{n,t}^d$	Potência reativa demandada na barra n no passo de tempo t .
$\bar{Q}_n^g$	Máxima geração de potência reativa do Gerador Distribuído na barra n .
$\underline{Q}_n^g$	Mínima geração de potência reativa do Gerador Distribuído na barra n .
R_{mn}	Resistência no circuito mn .
X_{mn}	Reatância no circuito mn .

$\underline{V}$	Magnitude de tensão mínima.
$\overline{V}$	Magnitude de tensão máxima.
X_{mn}	Reatância no circuito mn .
Z_{mn}	Impedância no circuito mn .
Δ_P	Carga adicional ativa aumentada em algum nó de um SDE.
Δ_Q	Carga adicional reativa aumentada em algum nó de um SDEE.
α	Parâmetro de ajuste da RCL do GRASP.
$\mp \Delta_{GD}$	Variação da energia fornecida pelos geradores distribuídos.

Variáveis

ω	Custo das perdas de energia.
β	Custo da energia das demandas (cargas) e dos PEVs.
γ	Penalização por fator de prioridade.
δ	Penalização por violação de limites de tensão.
φ	Penalização por violação de limites de capacidade de corrente.
ψ	Penalização da energia que não é possível fornecer às baterias dos PEVs.
π_n	Energia que não é fornecida às baterias dos PEVs.
$I_{mn,t}^2$	Quadrado da corrente no circuito mn no período de tempo t .
$P_{mn,t}$	Fluxo de potência ativa no circuito mn no período de tempo t .
$P_{n,t}^g$	Potência ativa gerada na barra n no período de tempo t .
$P_{n,t}^v$	Potência ativa demandada pelo PEV na barra n no período de tempo t .
$Q_{mn,t}$	Fluxo de potência reativa no circuito mn no período de tempo t .
$Q_{n,t}^g$	Potência reativa gerada na barra n no período de tempo t .
$V_{n,t}^2$	Quadrado da tensão na barra n no período de tempo t .
$x_{n,t}^v$	Variável binária que representa o estado de carregamento do PEV na barra n durante o período de tempo t .
λ	Número de períodos de tempo requeridos para carregar uma bateria de um PEV.
PL	Perdas de potência iniciais do índice de sensibilidade.

PL'	Perdas de potência finais após o aumento de uma carga adicional Δ_p do índice de sensibilidade.
$\Delta P_{k,t}^{Loss}$	Índice de sensibilidade para estimação das perdas.
P_{loss}^0	Perdas de potência iniciais após a execução de um fluxo de carga.
P_{Total}^{Loss}	Variação total das perdas usando o índice de sensibilidade.
P_{Exacto}^{Loss}	Perdas finais calculadas executando o fluxo de carga.
$\Delta z_{Ai \rightarrow Aj}$	Variação da função objetivo quando é gerada uma solução vizinha.
$IEFO$	Índice de Estimação da Função Objetivo.
$IEFO_{min}$	Limite inferior do conjunto de índices de Estimação da Função Objetivo.
$IEFO_{max}$	Limite superior do conjunto de índices calculados.
p_i	Função de distribuição de probabilidade linear.
r_i	Posição de um componente da lista RCL.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	31
1.1	OBJETIVO E CONTRIBUIÇÃO	32
1.2	ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO	33
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	35
2.1	VEÍCULOS ELÉTRICOS.	35
2.1.1	Tipos de Veículos Elétricos.	35
2.1.2	Baterias	35
2.1.3	Infraestrutura de Carregamento	36
2.2	ESTADO DA ARTE DO PROBLEMA DE CCPEV EM SDEE.	37
2.3	RESUMO DE TRABALHOS RELEVANTES DO PROBLEMA DE CCPEV EM SDEE.	43
2.3.1	Development of an Optimal Vehicle-to-Grid Aggregator for Frequency Regulation.	43
2.3.2	Electric Vehicle Charging Station Planning Based on Multiple-Population Hybrid Genetic Algorithm.	45
2.3.3	Integration of Vehicle-to-Grid in the Western Danish Power System	46
2.3.4	Modeling of Load Demand Due to EV Battery Charging in Distribution Systems	48
2.3.5	Optimal Charging Strategies for Unidirectional Vehicle-to-Grid	50
2.3.6	Optimal Coordination of Plug-In Electric Vehicles in Power Grids With Cost-Benefit Analysis—Part I: Enabling Techniques	51
2.3.7	Real-Time Coordination of Plug-In Electric Vehicle Charging in Smart Grids to Minimize Power Losses and Improve Voltage Profile	53
2.3.8	The Impact of Charging Plug-In Hybrid Electric Vehicles on a Residential Distribution Grid	55
3	MODELO MATEMÁTICO DO PROBLEMA DE CCPEV	59

3.1	FORMULAÇÃO DO PROBLEMA	59
3.2	MODELO MATEMÁTICO.	61
3.2.1	Função Objetivo	62
3.2.2	Restrições	63
3.2.3	Modelo Matemático do Problema de CCPEV	61
4	APLICAÇÃO DAS METAHEURÍSTICAS BT, GRASP E GRASP-BT AO PROBLEMA DE CCPEV	67
4.1	METAHEURÍSTICA BUSCA TABU	67
4.1.1	Busca Tabu Aplicado ao Problema de CCPEV.	68
4.1.1.1	<i>Estrutura de codificação</i>	69
4.1.1.2	<i>Geração da solução inicial</i>	71
4.1.1.3	<i>Estrutura de vizinhança</i>	72
4.1.1.4	<i>Mecanismo de transição</i>	73
4.1.1.5	<i>Estrutura do algoritmo BT especializado</i>	73
4.1.2	Mecanismo de Avaliação da Função Objetivo	74
4.1.3	Índice de Sensibilidade para Estimação das Perdas	75
4.1.3.1	<i>Exemplo de aplicação do índice de sensibilidade para estimação das perdas</i>	77
4.1.3.2	<i>Índice de sensibilidade para o cálculo da variação da função objetivo</i>	79
4.2	METAHEURÍSTICA GRASP	80
4.2.1	GRASP Aplicado ao Problema de CCPEV.	81
4.2.1.1	<i>Fase construtiva</i>	81
4.2.1.2	<i>Fase de pós-processamento ou melhoria local</i>	84
4.2.1.3	<i>Critério de parada do algoritmo GRASP</i>	86
4.3	ALGORITMO HÍBRIDO GRASP-BT	86
4.4	OTIMIZAÇÃO DA ENERGIA FORNECIDA PELAS FONTES DE GD EM CADA UMA DAS METODOLOGIAS PROPOSTAS.	87

5	TESTES E RESULTADOS	89
5.1	SISTEMA TESTE DE 449 NÓS.	91
5.2	CASOS DE PROVA SIMULADOS EM CADA CENÁRIO DE CARREGAMENTO DOS PEVS.	93
5.3	RESULTADOS CARREGAMENTO CONTROLADO USANDO BT.	94
5.3.1	Carregamento Controlado com um Nível de Penetração de PEVs de 47%.	94
5.3.2	Carregamento Controlado com um Nível de Penetração de PEVs de 63%.	101
5.3.3	Análise dos Parâmetros do Algoritmo de BT.	110
5.4	RESULTADOS CARREGAMENTO CONTROLADO USANDO GRASP	111
5.4.1	Carregamento Controlado com um Nível de Penetração de PEVs de 47%.	111
5.4.2	Carregamento Controlado com um Nível de Penetração de PEVs de 63%.	116
5.4.3	Análise dos Parâmetros do Algoritmo GRASP.	124
5.5	RESULTADOS CARREGAMENTO CONTROLADO USANDO GRASP-BT	125
5.6	ANÁLISE COMPARATIVA DAS TÉCNICAS METAHEURÍSTICAS PROPOSTAS.	127
6	CONCLUSÕES	131
6.1	TRABALHOS FUTUROS	132
	REFERÊNCIAS	135
	ANEXO A – DADOS DO SISTEMA TESTE	141

1 INTRODUÇÃO

Os sistemas de distribuição de energia elétrica (SDEE) atualmente estão sendo desafiados por um número crescente de necessidades que envolvem aspectos sociais, tecnológicos e ambientais o que obriga às empresas de distribuição de energia elétrica estarem preparadas para cumprir com as exigências dos consumidores, oferecendo uma operação eficiente e segura e, além disso, cumprir com objetivos ambientalmente sustentáveis (IPAKCHI; ALBUYEH, 2009). Entre os desafios tecnológicos que hoje enfrentam os SDEE encontra-se a inclusão de veículos elétricos, do inglês *electric vehicles* (EVs), dentro do sistema de mobilidade, pois a elevada dependência de combustíveis fósseis, altamente contaminantes e escassos, induzirá como solução futura o uso de EVs. O SDEE é no momento responsável pelo atendimento das demandas convencionais de energia dos usuários, porém, com a introdução dos EVs como meio de transporte, terá também que suprir a energia demandada pelos mesmos.

Assim, a inclusão dos diferentes tipos de EVs no mercado, como são os *plug-in electric vehicles* (PEVs) e *plug-in hybrid electric vehicles* (PHEVs), vem incrementando-se significativamente na última década (HADLEY; TSVETKOVA, 2009), (TRIGG; TELLEEN, 2013). Esse aumento traz diferentes vantagens em questões ambientais como são a redução no consumo de hidrocarbonetos e redução da emissão de partículas de CO_2 , SO_2 e NO_x , (KEMPTON et al., 2008). Desde o ponto de vista da mobilidade, os PEVs têm grande potencial para reduzir os custos de transporte devido à redução do consumo de combustíveis, portanto, para os usuários, os PEVs apresentam baixos custos de operação quando comparados com os custos de veículos tradicionais a gasolina originando economia significativa; assim, os custos de energia equivalem aproximadamente de um quarto a um terço do custo da gasolina, dependendo da região e o custo, como é mencionado por (IPAKCHI; ALBUYEH, 2009). A inclusão de PEVs no mercado motiva o uso de energia renovável não contaminante. Adicionalmente, a aplicação do conceito de *vehicle to grid* (V2G), que está relacionado com a utilização de PEVs como fontes de energia úteis para sistemas elétricos, permitiria incrementar a eficiência da operação do SDEE. Assim, além de fornecer a energia para os veículos, a rede pode receber energia dos PEVs conectados ao SDEE.

O conceito de V2G foi introduzido na década de 90 por Willett Kempton e Steven E. Letendre (KEMPTON; LETENDRE, 1997) que afirmaram que a interação entre os PEVs e o sistema de abastecimento de energia envolveria tanto veículos movidos por combustíveis como veículos elétricos movidos por baterias. Este fato seria mais significativo que o aumento natural da demanda de carga e afetaria o desenvolvimento futuro do sistema elétrico.

A integração dos PEVs ao SDEE representa um impacto no sistema primário e secundário de distribuição, causando efeitos diversos como a elevação dos picos de carga, a degradação da qualidade da energia, problemas nos perfis de tensão, congestionamento nas linhas e aumento das perdas de potência como é mencionado em (PEÇAS-LOPES; SOARES; ALMEIDA, 2011), (LIN et al., 2010) e (HADLEY, 2006). Porém, esses problemas devem ser mitigados usando estratégias ótimas de coordenação de carregamento de PEVs que permitam uma operação eficiente e confiável do SDEE.

Como mencionado anteriormente, a inclusão de PEVs nos SDEE causa diversos problemas relacionados com a qualidade da energia e a confiabilidade. Sendo um problema atual, muitos trabalhos têm sido desenvolvidos para resolvê-lo, apresentando estratégias inteligentes para eliminar os problemas gerados pela demanda adicional de potência dos PEVs como é apresentado no Capítulo 2. No entanto, existe ainda a necessidade de propor novos métodos de solução que sejam eficientes e permitam controlar e otimizar o carregamento de PEVs, tentando resolver o problema em tempo real e considerando todos os fatores elétricos que envolvem os SDEE e a interação entre o sistema e os usuários tanto convencionais como os proprietários de PEVs.

1.1 OBJETIVO E CONTRIBUIÇÃO

O objetivo deste trabalho é aplicar as técnicas de otimização metaheurística Busca Tabu - BT (GLOVER; LAGUNA, 1997) e GRASP, do inglês *greedy randomized adaptive search procedure* (FEO; RESENDE, 1995), para resolver o problema de coordenação de carregamento de veículos elétricos em sistemas de distribuição (CCPEV). A solução do problema encontra os períodos de tempo em que deve ser carregado cada um dos PEVs, visando minimizar os custos totais de operação do sistema e satisfazer as restrições operacionais do SDEE considerando prioridades de carregamento dos PEVs e tentando resolver o problema em tempo real. Adicionalmente, um algoritmo híbrido denominado

GRASP-BT é proposto com o intuito de melhorar as soluções fornecidas pelos algoritmos BT e GRASP e proporcionar um carregamento ótimo de PEVs no SDEE considerando as exigências da aplicação em tempo real.

Deste modo, este trabalho contribui na resolução do problema de CCPEV utilizando novas metodologias computacionais para o carregamento das baterias dos PEVs, como são as técnicas de otimização metaheurística Busca Tabu, GRASP e um algoritmo híbrido GRASP-BT, ainda não exploradas na solução deste tipo de problema, incluindo o conceito de prioridade de carregamento na formulação do problema, a operação de fontes de geração distribuída (GD) e resolvendo-o em tempo real. As metaheurísticas Busca Tabu e GRASP foram escolhidas como metodologias de solução ao problema de CCPEV por sua forte aplicação na solução de diferentes problemas de otimização em geral. Além disso, estas técnicas metaheurísticas se derivam de conceitos de pesquisa operacional fazendo sua aplicação mais interessante.

Em relação ao trabalho apresentado em (FRANCO; RIDER; ROMERO, 2014) a metodologia proposta contribui principalmente pela sua flexibilidade e robustez. Os algoritmos propostos neste trabalho se encontram habilitados para fornecer soluções de boa qualidade em tempos computacionais menores respeitando as restrições operacionais do SDEE, especialmente quando são resolvidos sistemas de grande porte onde para encontrar soluções factíveis e ótimas, é necessário resolver o modelo matemático usando *solvers* comerciais que normalmente demoram tempos computacionais consideráveis. Além disso, a operação de fontes de GD é considerada na análise dos resultados.

1.2 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

Neste trabalho são apresentadas três estratégias para resolver o problema de CCPEV, baseada na aplicação de novas técnicas metaheurísticas: Busca Tabu, GRASP e um algoritmo híbrido GRASP-BT, visando minimizar os custos totais de operação do SDEE e satisfazer as restrições operacionais do sistema considerando prioridade de carregamento dos PEVs e solução em tempo real. O trabalho está composto por seis capítulos incluindo a introdução, descritos como segue:

O Capítulo 2 apresenta uma revisão bibliográfica das diferentes metodologias usadas para resolver o problema de CCPEV desde aproximadamente o ano 2009. São descritos

também com maior profundidade os trabalhos mais relevantes no estudo do problema, encontrados na literatura especializada e algumas informações gerais sobre veículos elétricos.

No Capítulo 3 a formulação do problema e o modelo matemático proposto para o problema de CCPEV são apresentados. É feita uma descrição dos elementos que compõem a função objetivo e as restrições consideradas no modelo.

O desenvolvimento da metodologia proposta é apresentado no Capítulo 4. É explicada a proposta de solução que inclui a codificação usada, o cálculo da função objetivo, a definição da estrutura de vizinhança e os algoritmos de otimização propostos para resolver o problema: Busca Tabu, GRASP e o híbrido GRASP-BT. Também é demonstrada a aplicação de um índice de sensibilidade que permite estimar as perdas pelas linhas, tentando reduzir o espaço de busca e melhorar os tempos computacionais.

Em seguida, no Capítulo 5 são analisados os resultados obtidos após a aplicação das técnicas de solução propostas para o sistema teste de 449 nós.

Finalmente são apresentadas no Capítulo 6 as principais conclusões da pesquisa e a proposta de trabalhos futuros.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 VEÍCULOS ELÉTRICOS.

Uma definição geral para um veículo elétrico é qualquer veículo que usa um motor elétrico para sua propulsão.

2.1.1 Tipos de Veículos Elétricos.

Tipicamente se dividem em três categorias:

- Hybrid Electric Vehicles (HEV): veículos elétricos híbridos. Usam um motor elétrico alimentado por baterias para complementar seu motor de combustível tradicional. O motor elétrico permite uma operação do veículo com zero emissão em baixas velocidades (abaixo de 40 milhas por hora). Em velocidades mais altas, é o motor de combustão quem conduz o veículo;
- Plug-in Hybrid Electric Vehicles (PHEVs): Possui as mesmas características que os HEV, só que, usa uma bateria maior que pode carregar-se conectando o veículo em uma tomada elétrica;
- Battery Electric Vehicles (BEVs): Este tipo de veículos são 100% elétricos e baseiam-se unicamente em seus motores elétricos para a propulsão.

Partindo dos conceitos anteriores, os *plug-in electric vehicles* (PEVs) são uma combinação dos PHEVs e os BEVs. Um PEV é definido como qualquer veículo ou caminhão que pode ser carregado desde uma fonte de eletricidade externa tal como uma tomada. (RIVENBARK, 2009).

2.1.2 Baterias

Os diferentes tipos de EVs que ingressarão no mercado operam usando baterias recarregáveis. É por isso que a bateria é um dos principais elementos que caracterizam os EVs e é um elemento fundamental na sua comercialização, principalmente pelas consequências da sua entrada no mercado (BAKKER, 2010).

Uma bateria é um dispositivo capaz de armazenar e fornecer energia elétrica. Os tipos de baterias comumente usadas na indústria automobilística são compostos de:

- *Hidreto metálico de níquel (NiMH)*. Este tipo de bateria possui características fortes em relação ao ciclo de vida e segurança, mas tem algumas limitações em termos de densidade de potência;
- *Íons de lítio (Li-Íon)*. Se caracterizam especialmente pela ausência de memória e baixa taxa de auto descarga. Possuem alguns problemas de longevidade e controle de tensão;
- *Ácido chumbo*. Estes tipos de baterias são as mais antigas e as mais baratas do mercado. Possuem energia muito baixa quando comparada com as outras;
- *Nano titanato*. Este é um tipo de bateria moderna que usa nanotecnologia para sua operação. Dentro das principais vantagens estão a longa duração (aproximadamente 20 anos), carregamento rápido e segurança.

2.1.3 Infraestrutura de Carregamento

O carregamento das baterias dos PEVs pode ser feito a partir da rede elétrica conectando o PEV em alguma tomada disponível. Portanto, é possível carregar os PEVs em áreas residenciais tais como a própria casa; ou em áreas comerciais como, por exemplo, o lugar de emprego, centros comerciais ou estações de carregamento público. Para isto, é necessário ter a infraestrutura adequada com as características de carga estabelecidas.

Na atualidade existem duas técnicas de conexão disponíveis: a condutiva, onde a energia é transferida por meio de uma conexão direta entre o PEV e o carregador usando um cabo; este tipo de conexão já se encontra normalizada pela EPRI e conta com capacidade física suficiente para cobrir os requerimentos do consumidor e a indústria elétrica. Existe também a conexão indutiva, chamada também de conexão sem fio, porém sua implementação ainda não se encontra pronta. A conexão condutiva compõe-se de três métodos:

- *Nível 1 de carga*. Chamado também de carregamento padrão ou modo lento. Usa uma ligação de 3,5 kW, correspondente a uma tomada de 230 V e 16 A. Este tipo de ligação é mais generalizada na Europa e permite um carregamento normal da bateria de 6 a 8 horas usando um módulo de carregamento localizado dentro do veículo, é muito simples pelo que é o tipo de ligação preferencial para uso doméstico ou no local de trabalho;
- *Nível 2 de carga*. Chamado também de carregamento semi-rápido. É definido por um nível de potência de 7 a 22 kW, que corresponde a uma tomada de ligação de uma fase a 32 A ou a uma de três fases a 16 A. Isto permite uma duplicação da potência no carregamento, com restrições infra-estruturais não muito pesadas ou dispendiosas;

- *Nível 3 de carga.* Chamado também de carregamento rápido. Este tipo de carga é desenvolvido para carregar o PEV com uma taxa de carregamento maior do que 20 kW e um alto nível de corrente de carga. O tempo de carregamento completo da bateria situa-se entre 25-35 minutos. Este modo de carga rápida é destinado para ser instalado em estações de serviço com aplicações comerciais e públicas, semelhante aos postos de combustíveis.

Neste trabalho proposto será considerado um enfoque de carga residencial usando um nível 1 de carga para o carregamento das baterias dos PEVs.

As informações anteriores podem ser encontradas em maior profundidade nos trabalhos de (DOS REIS, 2011) e (GARCIA-OSORIO, 2013).

2.2 ESTADO DA ARTE DO PROBLEMA DE CCPEV EM SDEE.

Diferentes estudos têm sido desenvolvidos para resolver o problema de CCPEV propondo vários tipos de metodologias que incluem programação dinâmica, linear e inteira; aplicação de técnicas heurísticas e desenvolvimento de técnicas metaheurísticas. Alguns trabalhos consideram funções objetivo de minimização de perdas de potência e custos de operação, maximização da energia carregada nos veículos, entre outras. Outros trabalhos estudam o problema considerando a tecnologia V2G, onde é possível fornecer potência à rede desde os PEVs. Neste capítulo é apresentada uma revisão bibliográfica geral do problema de CCPEV em SDEE e uma revisão detalhada de alguns trabalhos usados como suporte no desenvolvimento deste trabalho tendo em conta que o trabalho proposto considera somente a modalidade *grid to vehicle* (G2V), onde às baterias dos PEVs são carregadas desde a rede.

(CLEMENT; HAESSEN; DRIESEN, 2009) usaram programação quadrática para obter um carregamento coordenado visando minimizar as perdas de potência e maximizar o fator de carga da rede considerando programação determinística e estocástica. No seguinte ano, através do trabalho (CLEMENT; HAESSEN; DRIESEN, 2010), usaram a mesma metodologia incluindo técnicas de programação dinâmica, tentando melhorar os tempos computacionais e a exatidão da programação quadrática. A programação dinâmica não conseguiu melhorar os resultados obtidos na primeira pesquisa. Os trabalhos anteriores não consideraram os custos da energia na função objetivo nem fatores de prioridade no carregamento.

(SUNDSTRÖM; BINDING, 2012) propuseram um método para o planejamento da carga de EVs incluindo as restrições de operação da rede. O método proposto neste trabalho referido visa maximizar a utilização dos EVs estabelecendo um plano de carga individual para cada EV satisfazendo os requerimentos de energia de cada um. É considerado neste trabalho um agregador de EVs, o qual é o provedor de serviços de carregamento e controla a carga através do cálculo dos horários de carga individuais de cada EV. Os autores formulam o problema de otimização como um problema de programação quadrática e um problema de programação linear, usando este último para reduzir os tempos computacionais. Neste trabalho não são considerados condições de prioridade nem diferentes níveis de penetração de EVs.

(BASHASH; FATHY, 2013) usaram uma formulação convexa de programação quadrática para otimizar a resposta da demanda dos PHEVs, orientada por sinais do preço da energia variáveis no tempo. A metodologia proposta neste artigo visa minimizar o custo total de energia (combustível e elétrica) consumida por um motor de um PHEV, considerando o preço da energia e as viagens programadas do EV em um período de tempo determinado, por exemplo, 24 horas. Para formular o problema de otimização os autores usaram um modelo de administração ótima da energia dos PHEVs previamente desenvolvido e um modelo equivalente do circuito das baterias. O modelo proposto considera as perdas de energia nas baterias e, além disso, o processo de otimização da tecnologia V2G pode ser feito em grande escala. Pela rápida convergência da técnica de programação quadrática, o algoritmo é adequado para trabalhar com aplicações de otimização em redes inteligentes e controle em grande porte.

(METS et al., 2010) propuseram duas estratégias inteligentes de controle de energia para o carregamento de PHEVs baseados em programação quadrática. A metodologia proposta neste referido trabalho visa minimizar os picos de carga e equilibrar as cargas. O primeiro método corresponde a uma estratégia de controle de energia local que controla o processo de carregamento de um veículo individual e é baseada na informação de carga desde a casa na qual o veículo é carregado. O segundo método é uma estratégia de controle global iterativa baseada na informação de carga global que controla vários veículos de uma área residencial. As duas estratégias controlam a duração e grau de carregamento e a programação de carregamento para cada EV. As restrições operacionais do SDEE e fatores de prioridade de carregamento não são consideradas neste trabalho.

(HAN; HAN; SEZAKI, 2010) desenvolveram um agregador para regulação de frequência em V2G relacionado com o controle de carregamento de EVs. Propuseram um modelo matemático cuja função objetivo visa maximizar os rendimentos considerando a restrição de capacidade de energia das baterias e desenvolveram um algoritmo de programação dinâmica para determinar o controle ótimo de carregamento de cada EV.

(ROTHERING; ILIC, 2011) propuseram dois algoritmos baseados na previsão dos preços da energia e usam programação dinâmica para encontrar a solução economicamente ótima para os proprietários dos EVs. O primeiro algoritmo otimiza o tempo de carregamento e o fluxo de energia, reduzindo o custo diário da energia significativamente sem aumentar a degradação das baterias. O segundo leva em consideração o mesmo que o primeiro e, além disso, considera a tecnologia V2G como fonte de geração de benefícios adicionais participando em mercados de serviços auxiliares. No modelo proposto são consideradas as restrições causadas pela utilização dos veículos e as restrições operacionais do sistema. Os autores consideraram prioridade no carregamento dos EVs e a maximização do lucro pela compra de energia a preço mais baixo e venda de energia a preço máximo. Ambos objetivos são ponderados e considerados no algoritmo de controle, mas não é proposta uma formulação matemática dos mesmos.

(JIN; TANG; PRASANTA, 2013) estudaram o problema considerando armazenamento de energia junto com a comercialização de energia de um agregador analisando a operação do sistema em tempo real. Os autores apresentaram um modelo de programação linear inteira mista (PLIM) para obter a solução ótima do problema. Também foi proposto um algoritmo heurístico simples baseado em programação linear aproximada para resolver o problema em um tempo polinomial. Além disso, os autores apresentaram um protocolo de comunicação entre o agregador, o armazenamento de energia, a rede de distribuição e os EVs para demonstrar como integrar a técnica de coordenação proposta em operações de carregamento em tempo real.

(FRANCO; RIDER; ROMERO, 2014) definiram um modelo de PLIM que fornece a coordenação de carregamento ótimo dos EVs visando minimizar o custo total de energia. O modelo matemático proposto que representa o estado de operação do SDEE e o carregamento das baterias dos veículos considerando prioridades de carregamento é obtido aplicando técnicas de linearização em formulação de modelos de programação não linear inteira mista PNLIM. A solução é alcançada através de *solvers* comerciais.

(PEÇAS-LOPES; SOARES; ALMEIDA, 2011) propuseram alguns métodos para quantificar o número máximo de PEVs que podem ser integrados na rede de distribuição de forma segura. Os autores propõem algoritmos básicos de carregamento não controlado onde mostram o funcionamento ineficiente da rede e desenvolvem algoritmos inteligentes que melhoram as estratégias de carregamento, permitindo a integração de um grande número de PEVs e evitando esforços adicionais da rede. Neste trabalho não é abordada a classificação dos transformadores, a qual é um fator limitante na integração de PEVs em redes de distribuição, pois os transformadores têm a capacidade de estar sobrecarregados, mas devem ter períodos posteriores de baixa carga para diminuir sua temperatura. Nos níveis de integração de PEVs mais altos, este fato deve ser considerado.

(SORTOMME et al., 2011) propuseram três algoritmos de carregamento ótimo visando minimizar o impacto de carregamento de PHEVs no sistema de distribuição, analisando a relação entre as perdas nos alimentadores, o fator de carga e a variação de carga no contexto de coordenação de carregamento de PHEVs. Os autores definiram um modelo matemático a partir de uma formulação convexa usando o fator de carga e a variação de carga como funções objetivo independentes, ao invés de usar as perdas do sistema. Esta troca mostrou um benefício adicional por causa da redução de tempos computacionais, fato importante em operações em tempo real. Aliás, a formulação convexa permite resolver o problema de forma eficiente usando *solvers* comerciais. Neste trabalho, os autores não consideraram limites de tensão, limites de corrente, fatores de prioridade no carregamento de PEVs nem custo da energia.

(SHAABAN et al., 2014) desenvolveram um método de coordenação em tempo real para o carregamento e descarregamento de PEVs em redes de distribuição inteligentes. O objetivo principal da metodologia desenvolvida neste artigo é o carregamento ótimo dos PEVs visando maximizar a satisfação dos proprietários dos PEVs e minimizar os custos operacionais do sistema sem violar as restrições físicas. O método proposto usa um sistema de predições que prognostica a demanda futura de potência dos PEVs baseado em um modelo de filas, e um sistema de otimização de dois estágios. O primeiro estágio visa alcançar um fornecimento de potência factível para os PEVs (valor alvo SOC, do inglês *state of charge*: estado de carga dos PEVs) considerando as restrições operacionais da rede. O segundo estágio é projetado para usar os recursos disponíveis de forma eficiente a fim de satisfazer os requerimentos alvo de SOC dos PEVs minimizando os custos de operação. A prioridade de carregamentos de PEVs não é considerada.

O problema de carregamento dos PEVs tem sido resolvido também usando técnicas de otimização metaheurística. Algumas delas são apresentadas a seguir:

(HUTTERER; AUINGER; AFFENZELLER, 2012) propuseram a aplicação de um algoritmo evolutivo baseado em algoritmos genéticos usado para calcular as estratégias de carregamento dos EVs, satisfazendo as demandas de energia por parte dos proprietários dos EVs e considerando as restrições físicas de operação do sistema levando em conta o fornecimento de energia como uma condição especial probabilística. A função objetivo proposta visa minimizar os custos financeiros da energia fornecida. O trabalho centra-se na aplicação de simulações para avaliar a função objetivo de uma solução candidata gerada pelo algoritmo de otimização metaheurística, mas não considera prioridade de carregamento nem níveis de penetração de EVs.

(YANG et al., 2014) propuseram um novo modelo de carregamento de EVs que considera um fluxo de carga ótimo, características estatísticas dos EVs, o grau de satisfação dos proprietários dos EVs e custo da operação da rede de distribuição. Os autores consideram no modelo um problema de otimização multiobjetivo, entretanto, como não existe relação entre cada um dos objetivos transformam-lhe em uma única função objetivo de minimização usando uma combinação linear ponderada. É usado um algoritmo melhorado de otimização por enxame de partículas (PSO, em inglês) para resolver o modelo de otimização baseado em algoritmos genéticos e *simulated annealing*, obtendo melhores rendimentos na capacidade de busca local. Os autores não consideraram prioridade de carregamento de EVs na metodologia proposta neste artigo.

(CELLI et al., 2012) desenvolveram um algoritmo de otimização por enxame de partículas para definir a estratégia ótima de controle de um agregador visando otimizar o carregamento ou descarregamento de um grupo de EVs, considerando preços de energia, contratos financeiros, comportamento de motoristas, entre outros. O objetivo principal da metodologia proposta pelos autores neste artigo é maximizar os rendimentos para os proprietários dos veículos (desde que seja usada a tecnologia V2G) e reduzir as perdas de energia na rede de distribuição.

(GONG et al., 2011) estudaram o problema de controle ótimo de carregamento de PEVs considerando o tempo de vida útil dos transformadores de distribuição. Os autores propuseram três estratégias de controle: usaram algoritmos genéticos na busca de uma boa solução para o carregamento dos PEVs fundamentados na demanda base predita. No segundo

caso usaram uma estratégia que faz uma média da demanda de carregamento através da duração de saída de carregamento e não precisa informações de demanda base futura. No último caso usaram uma estratégia de demanda média do transformador. O objetivo desta técnica é manter a carga total no transformador o mais uniforme possível durante os períodos de carregamento. Esta metodologia precisa informações de demanda base futura e além do mais, precisa conhecer as demandas de energia dos veículos. No ano 2012, os mesmos autores (GONG et al., 2012) desenvolveram um algoritmo de controle baseado em predição de carga, visando maximizar a vida útil dos transformadores, proteger os transformadores das sobrecorrentes durante a carga dos PEVs e manter a qualidade do serviço. O algoritmo proposto é desenvolvido em duas etapas: primeiro calcula o carregamento total de todas as cargas dos PEVs e depois distribui esse total a cada EV para obter uma boa qualidade do serviço. A estratégia foi projetada para aplicações em tempo real.

Os PEVs estão relacionados com outros tipos de problemas de otimização. (SEDGHI; ALIAKBAR-GOLKAR, 2013) estudaram o problema de programação de armazenamento ótimo de baterias em redes de distribuição usando modelos de lógica difusa (*fuzzy*) para considerar o impacto dos PEVs. Os PEVs não coordenados são conectados na rede nas modalidades G2V e V2G. É usado um algoritmo de busca tabu como método de otimização para a programação de armazenamento das baterias com o objetivo de evitar os picos de carga e diminuir a energia não fornecida.

Outros trabalhos relacionados com PEVs têm sido enfocados no problema de alocação de estações de carregamento de PEVs. (LAM; LEUNG; CHU, 2013) apresentaram uma formulação do problema e transformaram o problema original em um conjunto de MILPs que pode ser resolvido usando *solvers* comerciais o métodos exatos como *branch and bound*, que garantem uma solução ótima. Também propuseram um método de solução probabilístico para abordar o problema de alocação, baseado em um algoritmo guloso eficiente que requer baixos tempos computacionais para encontrar boas soluções.

(LIU; WEN; GERARD, 2013) propuseram um método de seleção de dois estágios considerando alguns fatores ambientais e um raio de estações de serviço de carregamento de EVs para identificar os lugares adequados para construir estações de carregamento. Desenvolveram um modelo matemático para o dimensionamento ótimo de estações de carregamento visando minimizar os custos totais de construção associados às estações. O problema é resolvido usando um algoritmo primal-dual de pontos interiores modificado.

2.3 RESUMO DE TRABALHOS RELEVANTES DO PROBLEMA DE CCPEV EM SDEE.

O problema de coordenação de carregamento de PEVs em SDEE consiste na seleção da programação ótima de carregamento das baterias dos PEVs visando uma operação econômica do sistema de distribuição de energia elétrica satisfazendo as restrições operacionais do mesmo. A programação ótima de carregamento deve maximizar a energia carregada nas baterias mesmo que as perdas de potência sejam minimizadas. A seguir é apresentado um resumo de alguns trabalhos relevantes no estudo do problema de CCPEV.

2.3.1 Development of an Optimal Vehicle-to-Grid Aggregator for Frequency Regulation.

Em (HAN; HAN; SEZAKI, 2010), os autores propuseram um dispositivo tecnológico (agregador) de veículos à rede, do inglês *vehicle to grid* (V2G), para serviço de regulação de frequência que melhora a potência distribuída dos veículos elétricos (PEVs). Os custos apresentados pelo carregamento da bateria e os benefícios obtidos pela regulação são analisados e representados matematicamente. É construído um problema de otimização e aplicado um algoritmo de programação dinâmica visando calcular o controle ótimo de carregamento de cada veículo.

A inclusão de V2G para regulação é feita pela primeira vez neste trabalho, concentrando-se no conjunto de veículos supervisionados pelo agregador sem considerar o sistema elétrico completo e considerando a capacidade de energia das baterias como um fator importante na formulação.

Dentro da formulação do problema, os autores assumem que o estado de carga da bateria (SOC), do inglês *state of charge*, é sempre dado com um valor de ponto, porém o problema de controle fornece somente a sequência e a taxa de carregamento. Analisando o controle da taxa de carregamento, a função de rendimentos considera a diferença entre uma função do preço de regulação para cada veículo e a função do preço unitário por compra de potência desde a rede, multiplicada esta última por uma taxa de carregamento máxima possível, sujeita à energia requerida para atingir o valor objetivo de carga do SOC, todas elas dependentes de variáveis de tempo. Os preços são indicados como informações de hora em hora e alguns termos são discretizados. Assim, o controle de carregamento poderia ser ligado

ou desligado ao índice máximo de carregamento para maximizar o rendimento para depois se concentrar na determinação da sequência de carregamento. Portanto, a variável contínua de índice de carregamento é substituída por uma função de passo binária para toda duração. Visando incluir a restrição de energia na função de custo, é definida uma função de peso para cada uma das regulações tanto para aumentar quanto para diminuir; esta função indica a capacidade normalizada que uma bateria de um veículo pode fornecer a um SOC estabelecido.

Para determinar a sequência de controle em relação à função de rendimentos e a restrição de energia, foi utilizado um método numérico de programação dinâmica. A função de rendimentos foi usada como uma medida de desempenho com uma pequena modificação que representa o controle final do SOC desejado como um custo.

Foi usado um simulador considerando informações diárias de preços marginais locais e preços de compensação da regulação do mercado de uma organização de transmissão regional nos Estados Unidos para o custo de carregamento das baterias e preço de regulação respectivamente, somente para o controle de um veículo. Em relação aos parâmetros dos veículos foi assumido uma bateria de 20 kWh de capacidade com uma taxa máxima de carregamento e descarregamento dada usualmente em uma parcela da carga total, em coulomb de 0,1 C indicando que a bateria pode ser carregada 10% da carga total nominal do PEV em cada hora. Foi definido um SOC inicial de 10%, um SOC final desejado de 90% e uma duração total de conexão de 12 horas para o EV. Foi construída uma tabela para o controle ótimo completo da sequência de carregamento usando programação dinâmica após a conexão de um EV, considerando a faixa completa do SOC (desde 0% até 100%) em cada intervalo de controle (horas).

Além da inclusão de um agregador de V2G para regulação de frequência em relação à estratégia de controle ótimo pela primeira vez, também foi proporcionado um mecanismo que ajusta efetivamente a importância entre o controle do SOC final e os rendimentos. Embora, a metodologia proposta neste artigo poderia não ser aplicada somente à regulação de frequência se não também a outras aplicações de V2G considerando algumas modificações.

2.3.2 Electric Vehicle Charging Station Planning Based on Multiple-Population Hybrid Genetic Algorithm.

Em (JUN et al., 2012), os autores propuseram um modelo de minimização completo dos custos de estabelecimento de estações de carregamento de PEVs considerando custos de construção, operação e mão de obra. Dentro do planejamento de estações de carregamento de PEVs, é apresentado um algoritmo genético híbrido multi-população (MPHGA). Este algoritmo combina os AG comuns com alternativas de localização e algoritmos de alocação. Pela característica multiobjetivo do problema de planejamento de estações de carregamento de PEVs é usado o conceito de multi-grupo para fazer uma busca evolutiva colaborativa, e para a locação das estações de carregamento é usado um sistema de informação geográfica (GIS). O modelo e a metodologia são testados em um sistema real usando informações de uma cidade, obtendo bons resultados em relação à sua efetividade e desempenho.

Na formulação do modelo matemático os autores consideraram uma função objetivo de minimização composta pela soma dos custos da construção da estação de carregamento (calculado para cada ano) e o custo de carregamento (excluindo o custo da capacidade) ambos os custos multiplicados por fatores de peso diferentes cuja soma tem que ser igual a 1. O custo da operação é dado pela somatória do total de estações de carregamento de baterias novas incluindo variáveis de custo de investimento na construção, operação e manutenção de cada estação de carregamento; uma taxa de desconto requerida para calcular o valor líquido do investimento nas estações e um número fixo de anos de depreciação de cada estação de carregamento.

O custo de carregamento é representado pela soma do:

- Número de estações de carregamento existentes e novas junto com variáveis para o conjunto de pontos de demanda de cargas;
- Tempo de viagem;
- Distância reta entre os pontos de demanda de cargas e as estações de carregamento (fórmula básica de distância entre dois pontos);
- Número de veículos para os pontos de demanda de cargas das estações de carregamento;
- Velocidade média dos PEVs para chegar até a estação;
- Preço da energia carregada;
- Unidades de potência carregada consumida na viagem;

- Capacidade das baterias *standard* nas estações de carregamento;
- Uma variável para representar um PEV de bateria *standard* no processo normal de carregamento em uma estação.

O modelo apresentado pelos autores considera restrições de capacidade, investimento e distância da estação de carregamento.

Dentro do processo da informação geográfica os autores usaram o GIS como base para escolher a alocação ótima da estação de carregamento. Através de um processo chamado metodologia de raio são achadas as condições topológicas que não são adequadas para o estabelecimento da alocação regional.

A metaheurística desenvolvida foi proposta visando resolver problemas de otimização multiobjetivo de rápida convergência usando AG com multi-população e uma mesma função objetivo utilizando vários grupos de índices de cruzamento e mutação com valores diferentes em procura da solução ótima em diferentes espaços de busca e troca de informação regular da população. Para reforçar o algoritmo de busca local é usado um algoritmo alternativo de distribuição de locação (ALA); após cada operação de seleção de geração, cruzamento e mutação em cada subpopulação e adição de operadores de distribuição de locação, é formado o algoritmo genético híbrido multi-população (MPHGA). É usada uma estratégia de codificação tridimensional para representar a informação da estação de carregamento e sua capacidade.

Os autores resolveram o problema através de MPHGA, HGA e GA usando GIS, e resolveram também MPHGA sem usar GIS, o que deu como resultado quatro resultados de planejamento, conseguindo neste último o resultado ótimo em referência aos custos de operação, carga e custos totais na construção das estações de carregamento sendo todos minimizados, embora, a informação geográfica tenha aumentado os custos de carga, melhorou a factibilidade do sistema.

2.3.3 Integration of Vehicle-to-Grid in the Western Danish Power System

Em (PILLAI; BAK-JENSEN, 2011), é modelada a agregação de PEVs, baseados em armazenamento de baterias, considerando V2G para uso em simulações no longo prazo de um sistema de potência dinâmico e a análise do serviço de regulação de sistemas de potência em dias típicos com alta e baixa produção de vento no sistema de energia do ocidente da

Dinamarca. São feitas simulações para o controle de frequência de carga (LFC), do inglês *load flow charging*, desenvolvidas para um caso típico do sistema de energia da região ocidental da Dinamarca caracterizado principalmente por grandes proporções de produção de energia eólica variável.

No modelo proposto o SOC da bateria é calculado através de uma “contagem de Coulomb”. Os parâmetros do circuito elétrico das baterias agregadas na faixa dos MW, são adquiridos da literatura baseados na potência da bateria de uma planta unitária de 10 MW / 40 MWh. Neste trabalho a capacidade da bateria agregada é considerada da reserva secundária atual do requerimento de potência do ocidente da Dinamarca (90 MW). Também é considerada uma capacidade de armazenamento de 360 MWh para quatro horas. Para um sistema V2G com essas características é requerido um total de 9.000 PEVs aproximadamente, se o valor médio da conexão de potência é 10 kW. As incertezas do sistema de administração dos PEVs, as condições do mercado e os efeitos da regulação de potência sobre a vida das baterias não são consideradas neste trabalho.

O modelo do LFC foi desenvolvido usando o software *DigSILENT Power Factory*, que é um software para a análise de aplicações em geração, transmissão e distribuição de energia. São modeladas unidades geradoras térmicas e plantas de potência centralizada e descentralizada. A potência fornecida pelo vento e interconexões externas são modeladas como uma carga negativa. As linhas de transmissão e restrições são desconsideradas neste trabalho sendo o foco principal o desempenho coletivo e a regulação das capacidades de armazenamento das baterias agregadas e dos geradores no sistema. O sistema V2G no modelo de LFC é restringido pelos limites do SOC.

As simulações do LFC são desenvolvidas em dois cenários diferentes: semana de inverno onde o total de produção excede a demanda total, e semana de verão caracterizada por uma baixa produção de energia. Estes casos típicos representam algumas situações no pior dos casos com grandes flutuações de potência e regulação mantida entre os limites mínimo e máximo dos requerimentos.

Foram comparados três casos de simulações para validar o uso de V2G na regulação através do LFC. A simulação LFC sem armazenamento de baterias agregadas onde somente os geradores térmicos participam deste processo, como primeiro caso de referência. No segundo é usado um caso base V2G de 90 MW / 360 MWh equivalente à capacidade de

reserva automática no ocidente Danes. O terceiro caso considera um armazenamento de bateria cinco vezes maior (450 MW / 1,8 GWh) chamado V2G+.

Os resultados das simulações para dois dias típicos com produção alta e baixa de energia eólica mostraram que as flutuações de potência entre as interconexões do ocidente Danes e a UCTE (*Union for Coordination of the Transmission of Electricity*) são reduzidas significativamente usando V2G para regulação de potência, onde os requerimentos da mesma a partir de geradores convencionais são fortemente reduzidos também com a integração de um sistema V2G no LFC, fato que poderia beneficiar a operação do sistema de energia minimizando o congestionamento da transmissão, os custos de reforço da rede e flutuações do balanço de energia e preços de mercado diferentes do preço do sistema.

2.3.4 Modeling of Load Demand Due to EV Battery Charging in Distribution Systems

Em (QIAN et al., 2011), os autores desenvolveram uma metodologia para modelar numericamente o carregamento das baterias dos PEVs considerando distribuições estatísticas do SOC das baterias no começo do ciclo de carga e distribuição estocástica dos momentos em que são ligados e desligados os carregadores dos PEVs dentro do sistema de distribuição. Também é analisada a repercussão do carregamento de PEVs sobre o sistema de distribuição considerando vários cenários. Foram considerados três tipos de estruturas de tarifas de energia: taxa de energia fixa que faz referência à tarifa onde a carga de energia por kWh permanece constante independentemente do tempo de uso; taxa de tempo de uso de energia que divide a tarifa em dois blocos principais: preço dentro e fora das horas pico e taxa de preço da energia em tempo real onde a taxa de energia por kWh flutua por hora do dia e mês do ano.

Neste trabalho foram escolhidos dois tipos de PEVs: GMEV1 e o Nissan Altra. O modelo de carga de PEVs é de natureza estocástica, portanto o tempo em que é ligado um carregador individual é assumido como uma variável aleatória com uma função de densidade de probabilidade. Para determinar a demanda de carga devido aos PEVs é necessário avaliar em qualquer instante de tempo a demanda de cada PEV; assim, os autores propuseram a discretização da potência demandada durante o processo de carregamento da bateria em intervalos de meia hora.

São propostos quatro cenários de carregamento de PEVs considerando as mudanças futuras nas tarifas da energia:

a) Carregamento doméstico não controlado: onde é assumido que não existem incentivos para os proprietários dos PEVs para evitar picos de carga. Neste cenário é esperado que os PEVs comecem seus ciclos de carregamento diário (excluindo os finais de semana) quase ao mesmo tempo (18:00).

b) Carregamento doméstico não controlado fora da hora pico: onde é considerado o efeito dos incentivos de preços sobre o carregamento dos PEVs. É assumido o período de carregamento dentro da hora pico (7:00 - 20:59) e o período de carregamento fora da hora pico (21:00 - 6:59).

c) Carregamento doméstico inteligente: onde é usada a taxa de energia em tempo real para determinar a hora de início mais econômica no processo de carregamento da bateria do PEV. Neste caso o modelo matemático se torna um problema de otimização com o objetivo de minimizar o custo de carregamento.

d) Carregamento público não controlado durante todo o dia: é um cenário de carregamento mais real onde os proprietários dos PEVs podem carregar no seu lugar de trabalho ou na sua casa.

Na simulação foi usado um sistema teste de 38 nós, com tensão nominal de 11 kV em representação de um sistema típico do U.K. (Reino Unido). São utilizados 2.480 veículos no sistema teste, correspondente a 0,01% do total de PEVs existentes no U.K. (24,8 milhões de veículos registrados nesse momento). Além disso, os autores dividiram as cargas em três categorias: residencial, industrial e comercial. Foram obtidos como resultados:

- A penetração de PEVs no mercado incrementa o pico diário da energia demandada de maneira proporcional no pior dos casos que é o cenário de carregamento doméstico não controlado;
- O método usado para o cenário de carregamento inteligente é o mais benéfico para os operadores de rede de distribuição e os usuários de PEVs. O carregamento inicial simultâneo na hora pico impõe um novo pico, além disso, um PEV pode introduzir um novo pico de carga nas primeiras horas do período de carga fora da hora pico;
- A divisão das cargas por categorias é feita para avaliar o impacto do carregamento de baterias de PEVs sobre os perfis de carga de vários alimentadores, resultando excessos de carga fora da capacidade do alimentador;
- Ainda tendo a capacidade de geração total suficiente não é possível garantir que o sistema absorva a carga dos PEVs sem efeitos adversos.

2.3.5 Optimal Charging Strategies for Unidirectional Vehicle-to-Grid

Em (SORTOMME; EL-SHARKAWI, 2011), os autores desenvolveram um algoritmo de regulação unidirecional usado por um agregador que combina a capacidade de uma grande quantidade de PEVs para oferecê-la no mercado de energia, junto com outros algoritmos de carregamento inteligentes usados para estabelecer o ponto em que a taxa de carga flutua enquanto a regulação é aplicada. É formulado um algoritmo de maximização de lucros pelo agregador com restrições de preço análogas às dos algoritmos de carregamento inteligentes. São usadas simulações em um grupo hipotético de 10.000 PEVs suburbanos do estado de *Puget Sound, Washington*, no Noroeste do Pacífico, usando dados de uso de transporte regional, carga e preços. Os veículos suburbanos são ideais para V2G se estão habilitados entre (8:00-17:00) proporcionando tempo suficiente para se carregar e realizar o serviço de V2G; estes também são habilitados durante a noite, entre (22:00-6:00) onde o V2G participa também.

O algoritmo de regulação é desenvolvido considerando um PEV individual que muda seu nível de carga em torno a um ponto chamado *preferred operating point* (POP); este termo corresponde ao nível médio de operação de um participante do mercado fornecendo serviços de regulação. Para a seleção do POP, os autores consideraram dois algoritmos de carga inteligentes (propostos na literatura) baseados em preço e carga, incluindo neste último o efeito de saída de variáveis de geração renovável tais como energia solar ou eólica sobre o nível de carga do sistema. Também propõem um novo algoritmo de carga inteligente baseado na participação máxima de regulação.

O objetivo que deve ser otimizado é o lucro obtido com o agregador. O aumento do lucro vem dado por um maior serviço de regulação. Na formulação matemática é assumido que o lucro do agregador tem duas fontes: 1) Uma margem de lucro fixa sobre o preço da energia no mercado transmitido a todos os consumidores; 2) Uma porcentagem fixa dos lucros obtidos pela prestação de serviços de regulação. Os custos do agregador são assumidos como constantes e os custos da energia são transmitidos aos proprietários dos PEVs. Os custos de comunicação e manutenção do carregador são ignorados neste trabalho supondo que são fixos independentemente do nível de participação no mercado.

Os algoritmos propostos são simulados em Matlab e é usado *cvx* que é uma ferramenta que transforma a Matlab em uma linguagem de modelamento para otimização convexa, para resolver o problema de otimização. Enquanto os EVs podem participar em V2G durante

períodos de carregamento diurnos e noturnos, as simulações para o carregamento no lugar de trabalho são desenvolvidas entre as 8:00 e as 17:00, dando um período de carregamento de 9 horas no qual o agregador pode vender o serviço de regulação ao sistema. É usado um grupo hipotético de cinco tipos diferentes de PEVs existentes no mercado atual, incluindo a porcentagem usada no estudo: *Tesla Roadster* (5%), *Th!nk City* (20%), *BMW MINI-E* (20%), *Mitsubishi i-MiEV* (25%), e *Nissan Leaf* (30%). É assumido que cada veículo possui uma eficiência de carregamento de 90% e carregadores do lugar de trabalho nivelados em 240 V e 30 A. Os PEVs que chegam ao trabalho com um SOC inicial maior ou igual a 95% não participam no carregamento, fato que reduz a 7.421 PEVs que participaram tanto no carregamento como na regulação do mercado. As simulações são executadas cada hora entre as 8:00 e as 17:00 para cada dia da semana do ano 2007.

Existem diferentes questões importantes em relação à implementação geral do V2G que não foram consideradas neste artigo: 1) A estrutura de mercado do serviço de regulação; 2) A capacidade de uma fonte de carga para oferecer uma regulação simétrica; 3) Os lucros oferecidos pelo agregador devem ser considerados. Portanto é assumido neste trabalho que o agregador terá uma margem fixa sobre a energia e uma porcentagem fixa para regulação, valores selecionados arbitrariamente.

As restrições do sistema de distribuição, tais como fluxo de potência e tensão nas barras não são consideradas na formulação proposta neste referido trabalho.

As simulações mostraram que além de cada algoritmo fornecer diferentes benefícios, somente os algoritmos otimizados fornecem benefícios significativos para todos. Para os clientes, é maximizada a carga das baterias pelo período selecionado, porém, os custos de carregamento são minimizados. Os benefícios sobre condições dinâmicas do sistema são maximizados para o agregador, enquanto que para as empresas de serviço público é melhorada a operação e controle do sistema de energia, proporcionando maior flexibilidade ao sistema para fazer frente à variabilidade das fontes de energia renováveis.

2.3.6 Optimal Coordination of Plug-In Electric Vehicles in Power Grids With Cost-Benefit Analysis—Part I: Enabling Techniques

Em (LUO et al., 2013), na primeira parte deste trabalho, é apresentado um novo método para calcular a demanda de carga dos PEVs com um método modificado chamado *latin hypercube sampling* (LHS) para considerar sua propriedade estocástica. Os autores

propuseram um modelo de otimização de dois estágios para encontrar os períodos de carregamento ótimos dos PEVs em um dia específico que permite minimizar no primeiro estágio o pico de carga com demanda de carga de PEVs e no segundo é minimizada a flutuação da carga fixando o pico de carga no valor obtido no primeiro estágio. É apresentado também um algoritmo baseado em programação linear inteira mista (PLIM) junto com um novo método para a análise custo-benefício, do inglês *cost-benefit analysis* (CBA), para uma estratégia de coordenação de carregamento e descarregamento de um PEV desde uma abordagem de bem-estar social. É calculado o SOC inicial e final por período de cada PEV obtendo a demanda de carga em dois cenários: carregamento controlado e não controlado.

No carregamento não controlado o PEV pode estar carregando ou inativo. Neste cenário existem dois modos de carregamento: modo completo, onde o processo termina quando a bateria é totalmente carregada e o modo de resistência melhorado no qual o PEV será carregado por um tempo fixo predefinido pelo cliente; quando o tempo termina, independentemente se o PEV não está completamente carregado, o processo termina.

O método LHS consiste em dois passos simples: amostragem, que usa uma função de distribuição de probabilidade cumulativa; e combinação, onde é usado um método de ortogonalização de *Gram-Schmidt* para mesclar os valores amostrados de cada variável aleatória.

No carregamento controlado, são considerados os PEVs controláveis e os não controláveis. Neste cenário, existem dois modos de operação: modo de carregamento controlado e modo V2G coordenado. No primeiro caso, o PEV é usado como uma carga de interrupção e o seu processo de carregamento é controlado; no segundo caso, o PEV é usado como uma fonte de energia de rede controlável bidirecional. Com o modo V2G coordenado, além de ser carregado ou permanecer inativo, cada PEV controlável pode também ser descarregado para alimentar a rede. A seguir, são detalhados os dois modos de operação:

a) *Modo de carregamento coordenado*: No primeiro estágio, a função objetivo visa minimizar o pico de carga (máxima carga) controlando os estados de carregamento dos PEVs. No segundo estágio, o objetivo é minimizar a flutuação da carga fixando o pico de carga ótimo obtido no primeiro estágio como limite superior da carga. Neste estágio, o modelo é um problema de programação linear inteira quadrática (PPLIQ) com muitas variáveis de decisão (estados de carregamento de cada PEV em cada intervalo em um dia), porém, para reduzir o

tempo computacional é adotado um método de linearização por partes convertendo a função objetivo original quadrática em um conjunto de funções lineares.

b) *Modo V2G*: Neste modo, os PEVs podem ser considerados como unidades de rede controlável para armazenamento de energia. Cada PEV tem três estados: carregamento, descarregamento e inativo. O cálculo da função objetivo é feito nos mesmos dois estágios descritos no modo de carregamento coordenado.

Entre os elementos relacionados na CBA, os autores consideraram sistemas elétricos completos, incluindo sistemas de geração, transmissão e distribuição. Os benefícios são dados por economia de investimentos de capital na expansão da capacidade de geração devido à redução de pico de carga, economia na eficiência das usinas de energia, economia na conversão de energia mais barata durante os períodos de carga leve em energia mais custosa durante os períodos de pico e economia na proteção ambiental e a minimização das perdas econômicas devido aos apagões inesperados. Os custos incorridos na implementação ou coordenação a grande escala dos PEVs em uma rede elétrica incluem o custo de construção e manutenção, o custo de atualizar a infraestrutura de carregamento e descarregamento e sistemas de controle eletrônicos de energia, custo de energia consumida pela coordenação de carregamento e descarregamento e os custos para cobrir os incentivos dos usuários de PEVs.

2.3.7 Real-Time Coordination of Plug-In Electric Vehicle Charging in Smart Grids to Minimize Power Losses and Improve Voltage Profile

Em (DEILAMI et al., 2011), os autores propuseram uma nova estratégia de controle chamada de administração de carga inteligente em tempo real, do inglês *real-time smart load management* (RT-SLM), para o problema de coordenação de carregamento de PEVs em tempo real (cada 5 minutos) tentando minimizar o custo total de geração de energia e as perdas de energia associadas à rede. Esta metodologia reduz o custo de geração através da inclusão de preços do mercado de energia variáveis no tempo e a seleção de prioridade baseados nas zonas de carregamento escolhidas pelos proprietários dos PEVs. O algoritmo RT-SLM considera propriamente a ligação aleatória de PEVs e utiliza otimização por seleção de sensibilidades máximas, do inglês *maximum sensitivities selection* (MSS). Além disso, habilita o carregamento dos PEVs considerando as prioridades de acordo com as zonas de tempo respeitando os critérios de operação da rede tais como perdas, limites de geração e perfis de tensão. É feita uma simulação com um sistema de distribuição de 23 kV ligado a diferentes redes residenciais de baixa tensão povoadas com PEVs apresentando resultados

para carregamento não coordenado com penetrações de PEVs de 16%, 32%, 47%, e 63% e considerando três zonas de tempo definidas: vermelha (18:00-22:00), azul (22:00-01:00) e verde (01:00-08:00).

Na formulação do problema os autores consideraram como função objetivo a minimização do custo total de compra ou produção de energia para o carregamento dos PEVs mais as perdas de energia associadas à rede, considerando limites de tensão e limite máximo de demanda total do SDEE para evitar condições de sobrecarga. O custo de compra ou produção da energia para carregar os PEVs é minimizado através da definição de zonas que correspondem aos interesses das empresas de serviço público na minimização da geração durante as horas pico. É usada uma rotina de fluxo de carga baseada no método de Newton.

O método RT-SLM proposto usa a técnica de otimização por seleção de sensibilidades máxima (MSS) para minimizar as perdas do sistema. A MSS quantifica a sensibilidade das perdas do sistema às demandas de carga de um PEV em um passo de tempo dado. O algoritmo proposto foi desenvolvido em Matlab usando um sistema modificado do IEEE 31 barras 23 kV combinado com redes residenciais LV 415 V baseados em dados de um sistema real de um bairro da Austrália. No total são 449 nós (31 nós HV e 418 nós LV). Foi selecionada uma bateria com 10 kWh de capacidade por PEV. As simulações foram desenvolvidas considerando quatro cenários com passos de tempo de 5 min:

CASO A. Carregamento aleatório não coordenado. Caso A1: (18:00-08:00). Caso A2: (18:00-01:00). Caso A3: (18:00-22:00). Em todos os casos a potência e geração requeridas mostram incrementos significativos durante as horas pico, mesmo com baixas penetrações de PEVs são observadas severas flutuações de tensão, altas perdas de potência e altos custos em geração e perdas de energia;

CASO B. Carregamento coordenado usando RT-SLM com um nível máximo de demanda constante de 0,84 MW considerando prioridades, permitindo aos consumidores de média e baixa tensão carregar seus PEVs nas primeiras horas se houver suficiente capacidade sem violar as restrições do sistema. Em comparação com os cenários realistas de carregamento não coordenado de PEVs (casos A2 e A3), é observada uma melhoria geral no rendimento do sistema e redução nos custos operacionais; além do mais, as tensões de todos os nós são reguladas dentro os limites, mesmo sob grandes penetrações de PEVs. Também são reduzidas as perdas do sistema, os picos de carga e correntes de carga dos transformadores;

CASO C. Carregamento coordenado usando RT-SLM com um nível máximo de demanda constante de 0,84 MW considerando prioridades, impedindo que os clientes de média e baixa tensão carreguem seus PEVs nas primeiras horas. É observada uma forte redução nos custos de geração e perdas de energia mantendo melhoras no rendimento similares às do caso B: perfis de tensão, perdas e carga nos transformadores;

CASO D. Mesmo que o caso C exceto com limites de demanda variável em cada passo de 0,84 MW, 0,870 MW e 0,60 MW em zonas de tempo de carregamento vermelha, azul e verde, respectivamente. Este caso representa as redes inteligentes futuras, onde fatores ambientais como velocidade do vento em parques eólicos mudam dinamicamente a geração disponível. Para aplicações em tempo real com um grande número de chegadas aleatórias de PEVs, o método RT-SLM é um candidato de boa qualidade para rápida otimização e coordenação de carregamento de PEVs em passos de tempo muito curtos, fato indicado pelos baixos tempos computacionais.

A metodologia proposta neste artigo é desenvolvida para beneficiar a redução de sobrecargas e picos de carga do sistema geral resultando uma poupança de energia e redução de custos através da prorrogação de atualizações custosas e construção de novas usinas de geração. A carga sobre os circuitos de distribuição local também é reduzida (por exemplo, cabos e transformadores) minimizando assim o risco e custo de falhas antecipadas nos transformadores e apagões associados.

2.3.8 The Impact of Charging Plug-In Hybrid Electric Vehicles on a Residential Distribution Grid

Em (CLEMENT-NYNS; HAESSEN; DRIESEN, 2010), é proposto um método para o carregamento coordenado visando minimizar as perdas de potência e flutuações da tensão. Os autores usaram programação estocástica e analisaram dois métodos: programação dinâmica e quadrática, mostrando que o carregamento não coordenado dos PHEVs diminui a eficiência da rede de distribuição.

São usadas informações dos perfis de carga diários do verão e inverno típicos da Bélgica. Cada bateria do PHEV tem uma capacidade máxima de armazenamento de 11 kWh podendo ser usado somente 80%. As baterias podem ser carregadas e não descarregadas, o que significa que o fluxo de potência é unidirecional e a tecnologia V2G não é considerada. O carregador possui potência máxima de saída de 4 kW seguindo o *standard* de uma fase única

com saída de 230 V. É assumido que as baterias só podem ser carregadas em casa e são propostos três períodos de carregamento: 1) Durante a noite (21:00–06:00); 2) PEVs que são ligados imediatamente após o retorno do trabalho (18:00–21:00); 3) Durante o dia (10:00–16:00). É assumido somente um veículo por casa ou oficina para ser carregado.

Para a análise é usado o sistema teste IEEE 34-nós. Uma rede radial em representação de uma rede residencial pela escala reduzida de 24,9 kV a 230 V. Cada nó está ligado a uma carga residencial e alguns nós são escolhidos aleatoriamente para ter carregamento de PHEVs. No cálculo das perdas de potência e flutuações de tensão é usado um fluxo de potência, selecionando aleatoriamente um perfil diário dos cenários verão-inverno e analisando quatro casos dependentes do nível de penetração: 1) Carregamento sem PHEVs; 2) Penetração de PHEVs de 10%, 20% e 30% representando a proporção de nós com um PHEV ligado.

Cada PHEV começa o carregamento em um passo de tempo aleatório dentro dos períodos específicos de modo que estejam carregados totalmente ao final do período, assumindo as baterias descarregadas no primeiro passo de tempo. A cada 15 minutos é executado o fluxo de potência para o cálculo das tensões em cada nó até obter a convergência. Os resultados mostraram para todos os casos perdas de potência e flutuações de tensão maiores no verão que no inverno, mesmo que um incremento de PHEVs representa um aumento significativo nestas variáveis, maiores também durante o período pico (8:00-21:00). As tensões diminuem em presença de PHEVs durante o período (21:00-6:00).

Neste artigo a coordenação direta do carregamento foi feita através de medições inteligentes e envio de sinais a cada veículo. Este problema de otimização é abordado com uma técnica de programação quadrática (QP) que otimiza uma função quadrática de diferentes variáveis; neste caso a potência dos carregadores dos PHEVs em todos os passos de tempo, sujeita a restrições lineares. A técnica opera com perfis de carga doméstica, determinísticos e estocásticos, visando minimizar perdas.

No carregamento coordenado os proprietários dos PHEVs somente podem indicar a hora em que as baterias devem estar totalmente carregadas; neste caso a potência já não é constante. O problema é tratado como uma reformulação das equações não lineares de fluxo de potência, sendo assim abordado com uma otimização quadrática sequencial, onde a potência carregada só pode alcançar o valor da potência máxima.

Quando o algoritmo é aplicado, as perdas de potência diminuem e as flutuações de tensão melhoram; sem presença de PHEVs os resultados são quase os mesmos durante o carregamento no dia e na noite, quando o número de PHEVs é incrementado as flutuações de tensão e as perdas aumentam nos dois casos.

Para fazer o modelo ainda mais real é desenvolvido um enfoque estocástico que considera o erro na estimação dos perfis de carga diária usando funções de densidade de probabilidade, transformando as variáveis de entrada em aleatórias com distribuição normal assumida em cada nó. O problema de otimização é abordado com uma técnica de programação dinâmica (DP). Este método decompõe o problema original em uma sequência de subproblemas resolvidos em cada etapa. É usada também uma modificação da DP chamada programação dinâmica com aproximações sucessivas (PDSA) que decompõe o problema multidimensional em uma sequência de problemas unidimensionais. Este é aplicado tanto na programação determinística como na estocástica. Foram realizadas as mesmas provas da abordagem de programação quadrática encontrando diferenças pouco significativas embora a QP forneça resultados mais precisos.

O carregamento não coordenado de baterias de PHEVs traz impactos não desprezíveis no rendimento da rede de distribuição em termos de perdas de potência e qualidade da energia. O carregamento coordenado reduz as perdas de potência e as flutuações de tensão fora da hora pico. Foram desenvolvidos cálculos para cada uma das três fases de um transformador formando um sistema global, encontrando que se incluem PHEVs, a rede toda deve ser modificada e atualizada em relação à capacidade e elementos necessários para uma operação segura dentro das condições permitidas pela regulação. É necessário um sistema inteligente que comunique os PHEVs com o operador do sistema de distribuição, fato que atribui custos tanto pelo lado da atualização da rede como pela implementação de tecnologias V2G.

3 MODELO MATEMÁTICO DO PROBLEMA DE CCPEV

3.1 FORMULAÇÃO DO PROBLEMA

O problema de coordenação de carregamento de PEVs consiste na programação ótima do carregamento das baterias dos PEVs visando uma operação econômica do SDEE e satisfazendo as restrições operacionais do mesmo. A programação ótima do carregamento deve maximizar a energia carregada nas baterias ao mesmo tempo em que as perdas de potência sejam minimizadas.

O PEV será considerado para o SDEE como uma carga que necessita ser alimentada a uma potência e em um período de tempo predeterminado, pelo qual, se a programação do carregamento não é coordenada adequadamente podem-se apresentar problemas de sobrecargas nas linhas, violação dos níveis de tensão nos nós e aumento de perdas provocadas pela carga adicional (TAYLOR et al., 2009), (PEÇAS-LOPES; SOARES; ALMEIDA, 2011), (LIN et al., 2010). Assim, o carregamento apropriado dos PEVs é necessário para garantir uma boa operação do SDEE.

Neste trabalho é assumido o seguinte:

- 1) As baterias dos PEVs devem ser carregadas em um determinado tempo dividido em diferentes períodos de tempo, onde o carregamento pode ser efetuado em qualquer período pertencente ao conjunto de períodos de tempo T ;
- 2) A energia requerida por cada bateria é conhecida desde o começo do período de tempo;
- 3) Os PEVs possuem dispositivos de comunicação que permitem o controle do estado de carga das baterias por parte do operador do SDEE. Esse controle pode ser executado em cada intervalo do período de tempo;
- 4) Devem ser satisfeitas as restrições operacionais do sistema tais como limites de tensão e correntes máximas nas linhas;

5) O SDEE tem a capacidade de fornecer a quantidade de energia requerida pelas demandas convencionais e dos PEVs em todos os níveis de penetração de PEVs analisados neste trabalho. Ou seja, não existe restrição nos limites de potência fornecida pela subestação.

A programação ótima do carregamento define o SOC da bateria de cada PEV em cada intervalo de tempo o qual é determinado por uma variável binária que tem o valor de 1 se a bateria está carregada na sua máxima potência ou 0 no caso contrário, se a bateria não é carregada.

Neste trabalho proposto é considerado um enfoque residencial para o carregamento das baterias dos PEVs; assim, os usuários proprietários de PEVs podem carregar seus veículos em casa.

Por outro lado, o modelo proposto considera prioridades de carregamento selecionadas pelos usuários. Deste modo, o usuário é habilitado para escolher um intervalo de carregamento pré-estabelecido a fim de carregar seu veículo. Os intervalos de carregamento são representados por cores, vermelho (prioridade alta) e verde (prioridade baixa), as quais são usadas para considerar os hábitos e necessidades dos usuários. Assim, se uma bateria de um PEV é selecionada para ser carregada no intervalo vermelho, esta tem prioridade sob outras baterias selecionadas para carregar no intervalo verde. Um usuário pode selecionar o intervalo vermelho para assegurar que seu veículo seja carregado o mais rápido possível. Por outro lado, o proprietário do PEV pode selecionar o intervalo verde se o veículo pode ser carregado em qualquer hora e o processo de carregamento pode ser realizado em intervalos de tempo com baixos preços de energia. Se um veículo tem que ser carregado tão rápido como seja possível, o usuário pagará uma tarifa adicional em caso que o processo de carregamento seja realizado na zona vermelha, na qual ocorre o pico de carga no sistema e os custos de energia são altos. Se o usuário não tem preferência por um intervalo de carregamento, o modelo de otimização pode definir que o carregamento seja realizado no intervalo verde, no qual o preço da energia é baixo.

O modelo proposto considera também a operação de fontes de geração distribuída despacháveis com o objetivo de analisar o seu impacto sobre a solução do problema de CCPEV.

3.2 MODELO MATEMÁTICO.

Neste capítulo é proposto um modelo de programação não linear inteira mista para o problema de CCPEV onde a operação em estado estacionário do SDEE é representada usando a formulação proposta em (GALUS; WARAICH; ANDERSSON, 2011), considerando algumas modificações propostas pelo autor baseado em (FRANCO; RIDER; ROMERO, 2014) que incluem a influência do carregamento dos PEVs sobre a rede de distribuição levando em conta as restrições operacionais tais como limites de tensão e magnitude de corrente e restrições relacionadas com a operação de fontes de GD. A solução do modelo fornece a programação ótima de carregamento das baterias dos PEVs.

3.2.1 Modelo Matemático do Problema de CCPEV

A seguir é apresentado o modelo matemático proposto para o problema de coordenação de carregamento de veículos elétricos.

$$\min \omega + \beta + \gamma + \delta + \varphi + \psi \quad (1)$$

Onde:

$$\omega = \sum_{t \in T} \mu_t \Delta_t \sum_{mn \in L} R_{mn} I_{mn,t}^2 \quad \forall mn \in L, \quad t \in T \quad (2)$$

$$\beta = \sum_{t \in T} \mu_t \Delta_t \sum_{n \in N} (P_{n,t}^d + P_{n,t}^v) + \eta \sum_{t \in T} \Delta_t \sum_{n \in N} P_{n,t}^g \quad \forall n \in N, t \in T \quad (3)$$

$$\delta = \theta \sum_{n \in N} \max[(\underline{V} - V_n), 0]^2 \quad \forall n \in N \quad (4)$$

$$\varphi = \sigma \sum_{mn \in L} \max[(I_{mn} - \bar{I}_{mn}), 0]^2 \quad \forall mn \in L \quad (5)$$

$$\gamma = - \sum_{n \in N} \sum_{t \in T} \kappa_n \rho_t P_{n,t}^v \quad \forall n \in N, t \in T \quad (6)$$

$$\psi = \Pi \sum_{n \in N} \pi_n \quad \forall n \in N \quad (7)$$

s. a.

$$\sum_{mn \in L} P_{mn,t} - \sum_{kn \in L} (P_{kn,t} + R_{kn,t} I_{kn,t}^2) + P_{n,t}^g = P_{n,t}^d + P_{n,t}^v \quad \forall n \in N, t \in T \quad (8)$$

$$\sum_{mn \in L} Q_{mn,t} - \sum_{kn \in L} (Q_{kn,t} + X_{kn,t} I_{kn,t}^2) + Q_{n,t}^g = Q_{n,t}^d \quad \forall n \in N, t \in T \quad (9)$$

$$V_{n,t}^2 - V_{n,t}^2 = 2(R_{mn}P_{mn,t} + X_{mn}Q_{mn,t}) + Z_{mn}^2 I_{mn,t}^2 \quad \forall mn \in L, t \in T \quad (10)$$

$$V_{n,t}^2 I_{mn,t}^2 = P_{mn,t}^2 + Q_{mn,t}^2 \quad \forall mn \in L, t \in T \quad (11)$$

$$0 \leq P_{n,t}^g \leq \bar{P}_n^g \quad \forall n \in N, t \in T \quad (12)$$

$$\underline{Q}_n^g \leq Q_{n,t}^g \leq \bar{Q}_n^g \quad \forall n \in N, t \in T \quad (13)$$

$$|Q_n^g| \leq P_{n,t}^g \tan(\arccos(pf_n)) \quad \forall n \in N, t \in T \quad (14)$$

$$E_n^v = \sum_{t \in T} \Delta_t P_{n,t}^v + \pi_n \quad \forall n \in N \quad (15)$$

$$P_{n,t}^v = \bar{P}^v x_{n,t}^v \quad \forall n \in N, t \in T \quad (16)$$

$$x_{n,t}^v \in \{0,1\} \quad \forall n \in N, t \in T \quad (17)$$

Em que μ_t é o custo da energia em cada período de tempo; Δ_t é a duração do período de tempo t ; η é o custo da energia gerada pelas fontes de GD; θ , σ e Π representam os fatores de penalização por violação nos limites de tensão, capacidade de corrente e pela energia não fornecida às baterias dos PEVs, respectivamente.

O conjunto L representa todos os circuitos do sistema; o conjunto T representa o conjunto dos períodos de tempo disponíveis para o carregamento das baterias dos PEVs e o conjunto N representa todos os nós do sistema.

3.2.2 Função Objetivo

Na coordenação de carregamento de PEVs o objetivo principal é minimizar o custo total de operação do sistema. Além do mais, são considerados outros custos relacionados com

o problema tais como custos de penalizações por violação de limites de tensão, capacidade de corrente entre outros, conforme a Equação (1).

Os elementos que compõem a função objetivo proposta neste trabalho e que fornecem o custo total, acumulado em cada período de tempo são apresentados como segue:

- Custo das perdas de potência ativa do sistema, em que (R_{mn}) é a resistência do circuito mn e $(I_{mn,t}^2)$ é o quadrado da corrente em cada ramo do sistema, Equação (2);
- Custo das demandas de carga convencionais $(P_{n,t}^d)$, do consumo de energia dos PEVs $(P_{n,t}^v)$ e da energia fornecida pelas fontes de GD $(P_{n,t}^g)$, Equação (3);
- Custo de penalização por violação dos limites de tensão nas barras, em que $\underline{V}$ representa o limite mínimo de tensão e V_n representa a magnitude de tensão no nó n , Equação (4);
- Custo de penalização por violação dos limites de capacidade de corrente nas linhas, em que $\bar{I}_{mn}$ representa o limite máximo de corrente pelos ramos, Equação (5);
- Custo associado ao incentivo por carregamento com prioridade, Equação (6);
- Custo de penalização pela energia que não é possível fornecer às baterias dos PEVs representada por (π_n) , Equação (7).

O custo incluído na função objetivo correspondente à equação (6) faz possível a inclusão de prioridades de carregamento de acordo com a preferência definida por cada usuário. A prioridade de carregamento é controlada pelo parâmetro ρ_n . Este parâmetro é definido pela equação $2^{[6+24H(t-18)-t]}$, onde $H(t)$ é uma função escalo de *Heaviside*. ρ_t é uma função decrescente dos períodos de tempo que incentiva o carregamento de PEVs com prioridade (κ_n) o mais rápido possível. Um valor alto de ρ_n habilita o veículo na barra n para ser carregado com prioridade.

Assim, os PEVs que são selecionados para ser carregados em um intervalo de tempo pré-estabelecido têm seus parâmetros fixos mais altos que os associados com veículos que podem ser carregados depois.

3.2.3 Restrições

No modelo proposto são consideradas três tipos de restrições:

- Restrições de balanço de potência ativa e reativa que representam as leis de Kirchhoff, consideradas no fluxo de potência;
- Restrições operacionais do sistema: limites de tensão, capacidade de corrente e potência gerada pelas fontes de GD;
- Restrições associadas aos PEVs tais como o balanço de energia na bateria do PEV, potência carregada do PEV em função da sua potência máxima e restrições relacionadas com a prioridade de carregamento.

As equações (8) e (9) representam o balanço de potência ativa e reativa e asseguram que todas as demandas do sistema sejam atendidas. Nestas equações as variáveis $P_{mn,t}$ e $Q_{mn,t}$ representam o fluxo de potência ativa e reativa pelos ramos no período de tempo t ; $R_{kn,t}I_{kn,t}^2$ representa as perdas ativas e $X_{kn,t}I_{kn,t}^2$ representa as perdas reativas do sistema; $Q_{n,t}^g$ é a potência reativa gerada e $Q_{n,t}^d$ é a potência reativa demandada. A Equação (10) representa o cálculo da magnitude da queda de tensão, e é dada pelas equações de corrente usadas comumente na resolução de circuitos elétricos, onde é eliminada a diferença angular entre as tensões, permitindo conhecer a magnitude da tensão do nó n ($V_{n,t}$), em função da magnitude de tensão do nó m ($V_{m,t}$), o fluxo de potência ativa e reativa, e da magnitude da corrente (GONÇALVES, 2013). A Equação (11) representa a magnitude do fluxo de corrente pelos ramos.

As equações (12) – (14) representam os limites operacionais das fontes de GD. A Equação (12) representa o limite de geração de potência ativa em que $\bar{P}_n^g$ é o limite máximo de geração de potência ativa; as equações (13) e (14) representam os limites de geração de potência reativa dos geradores distribuídos em que $\underline{Q}_n^g$ e $\bar{Q}_n^g$ são os limites mínimo e máximo de geração de potência reativa e pf_n representa o fator de potência das fontes de GD. Estas restrições somente são ativadas para aqueles nós do SDEE que têm ligadas fontes de GD, diferentes ao nó da subestação.

A Equação (15) representa o balanço de energia na bateria do PEV, escrita em termos da energia que deve ser carregada dentro da bateria (E_n^v), o carregamento de potência em cada intervalo de tempo ($P_{n,t}^v$) e a energia que não pode ser fornecida à bateria ao final do período de carregamento representada por (π_n). A Equação (16) é usada para calcular a potência

carregada ao PEV em função da potência máxima de carga da bateria ($\bar{P}^v$) e o controle da variável $x_{n,t}^v$. Finalmente a natureza binária da variável $x_{n,t}^v$ é representada pela Equação (17).

As restrições que representam os limites de tensão nas barras e a capacidade de corrente pelos ramos são consideradas como penalizações dentro da função objetivo, por esse motivo elas não são formuladas como restrições independentes.

A modelagem (1)-(17) corresponde a um problema de programação não linear inteira mista (PNLIM) pelas não linearidades presentes em (11). As técnicas de otimização clássica não podem garantir que a solução ótima seja encontrada para este tipo de problemas, mas podem-se encontrar soluções de boa qualidade aplicando metodologias de otimização combinatória como as metaheurísticas.

4 APLICAÇÃO DAS METAHEURÍSTICAS BT, GRASP E GRASP-BT AO PROBLEMA DE CCPEV

Neste capítulo é apresentada a metodologia proposta para resolver o problema de CCPEV em SDEE através das metaheurísticas BT, GRASP e GRASP-BT. Encontram-se as características mais importantes de cada técnica de otimização e a adaptação de cada uma ao problema estudado.

4.1 METAHEURÍSTICA BUSCA TABU

A busca tabu (BT) é um procedimento metaheurístico usado para gerenciar um algoritmo heurístico de busca local, usando estratégias inteligentes que permitam sair de soluções ótimas locais. Foi proposto inicialmente por Glover a partir de conceitos usados na inteligência artificial (GLOVER; LAGUNA, 1997). O algoritmo começa da mesma forma que um algoritmo de busca local caminhando iterativamente de uma solução para outra até que algum critério de parada é satisfeito.

Os algoritmos de busca tabu geralmente resolvem problemas do tipo:

$$\begin{array}{ll} \min & f(x) \\ \text{s. a} & x \in X \end{array}$$

Em que x é uma solução (ou variáveis de decisão), $f(x)$ é a função objetivo e X é o espaço de busca. Dada uma solução inicial x , o algoritmo de BT resolve o problema usando uma heurística de busca local definindo uma estrutura de vizinhança de x como o conjunto de todas as soluções $x' \in N(x)$ que podem ser atingidas através de um mecanismo de transição aplicado a x . Cada solução $x \in X$ tem associada uma vizinhança $N(x) \subset X$, e cada solução $x' \in N(x)$ é alcançada a partir de x por uma operação chamada movimento. No processo de busca local, partindo de uma solução inicial que se torna a solução corrente, passa-se para a solução vizinha que apresenta maior diminuição da função objetivo. Este processo é repetido iterativamente até não encontrar nenhum vizinho que melhore a função objetivo, encontrando assim uma solução ótima local.

A formulação básica de BT conduz um processo de busca local, similar à busca através de vizinhança, do inglês *steepest descent heuristic* (SDH), fazendo uso da informação de soluções já visitadas a qual é armazenada em uma estrutura de memória de curto prazo e é utilizada principalmente para evitar visitar soluções vizinhas exploradas anteriormente. Essa memória de curto prazo é conhecida como atributo ou lista tabu cuja função principal é proibir uma transição a uma solução vizinha que é marcada com o atributo tabu durante um número de iterações definido; assim, o atributo tabu somente permite fazer transições para os melhores vizinhos não proibidos.

Este mecanismo de memória em curto prazo pode se tornar uma limitação da metaheurística já que podem existir soluções vizinhas de excelente qualidade, inclusive a solução ótima global, temporalmente proibidas. Este problema é contornado usando um mecanismo chamado de critério de aspiração.

O critério de aspiração é uma estratégia que permite eliminar a proibição do atributo de uma solução vizinha de excelente qualidade que compartilha o mesmo atributo de uma solução já visitada.

O algoritmo de BT, como qualquer metodologia de busca local, é caracterizado por alguns componentes básicos necessários para sua operação: uma estrutura de codificação que representa a proposta de solução e define o espaço de busca, uma forma de gerar uma solução inicial, uma estrutura de vizinhança de acordo com a estrutura de codificação escolhida que para uma solução dada permite gerar um subconjunto de soluções, e um mecanismo de transição que estabelece a forma de passar de uma solução proposta para uma solução vizinha. Estes componentes serão explicados nas próximas seções.

4.1.1 Busca Tabu Aplicado ao Problema de CCPEV.

Como foi mencionado na Seção 3.1, o problema de CCPEV consiste na seleção da programação ótima de carregamento das baterias dos PEVs visando uma operação econômica, satisfazendo as restrições operacionais do SDEE. Deste modo, o problema de CCPEV se encaixa dentro da formulação básica de problemas de otimização combinatória que podem ser resolvidos usando BT, considerando o balanço de energia nas baterias dos PEVs ou os limites de tensão e capacidade de corrente como algumas das restrições estabelecidas para resolver o problema.

Nesta seção é apresentado um algoritmo de BT adaptado para resolver o problema de CCPEV em SDEE. O algoritmo de BT proposto fornece os períodos de tempo em que devem ser carregadas as baterias de cada PEV tentando conseguir um custo de operação econômico do sistema sem afetar sua operação. A solução para o problema de otimização é uma matriz que contém os períodos de tempo em que devem ser carregadas as baterias de cada um dos PEVs.

4.1.1.1 Estrutura de codificação

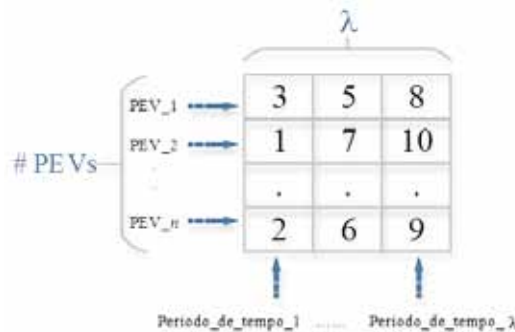
Na aplicação do algoritmo de BT é definida uma matriz de codificação com dimensões iguais à quantidade total de veículos ligados na rede de distribuição e ao número total de períodos de tempo requeridos para carregar as baterias de cada PEV. Cada linha da matriz corresponde a um nó que tem ligado um PEV e cada coluna representa um período de tempo em que a bateria do PEV é carregada.

A quantidade de colunas da matriz de codificação é representada pela variável λ calculada através da expressão (18). O valor de λ representa o total de períodos de tempo necessários para suprir a energia total requerida por cada uma das baterias dos PEVs (E_n^v), em função da sua potência máxima ($\bar{P}^v$) e da duração dos períodos de tempo (Δ_t). Maiores detalhes serão apresentados a seguir.

$$\lambda = \left\lceil \frac{1}{\Delta_t} \left(\frac{E_n^v}{\bar{P}^v} \right) \right\rceil \quad (18)$$

Os elementos da matriz de codificação são números inteiros que pertencem ao conjunto de períodos de tempo T e representam o intervalo em que as baterias dos PEVs são carregadas. Na Figura 1 é mostrado um exemplo da codificação onde são assumidos valores de $E_n^v = 60$ kWh, $\bar{P}^v = 20$ kW e $\Delta_t = 1$ h obtendo $\lambda = 3$, ou seja, três períodos de tempo requeridos para carregar as baterias de vários PEVs.

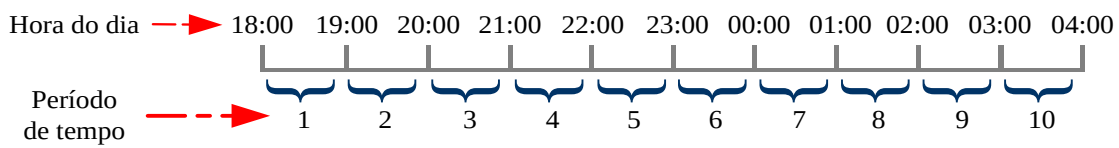
Figura 1– Exemplo da codificação proposta.



Fonte: Elaboração do autor.

A matriz de codificação indica os períodos de tempo em que as baterias devem ser carregadas, mas não indica uma ordem de carregamento. Cada número inteiro que faz parte da matriz tem atribuída uma hora do dia começando desde as 18:00 horas seguindo sequencialmente até o total de períodos de tempo que seja definido. A Figura 2 mostra os intervalos de tempo e as horas do dia que correspondem a cada elemento da matriz de codificação. Para o exemplo da Figura 2 são considerados dez períodos de tempo T disponíveis para carregamento com tempo de duração igual uma hora cada.

Figura 2 – Relação entre períodos de tempo e horas do dia.

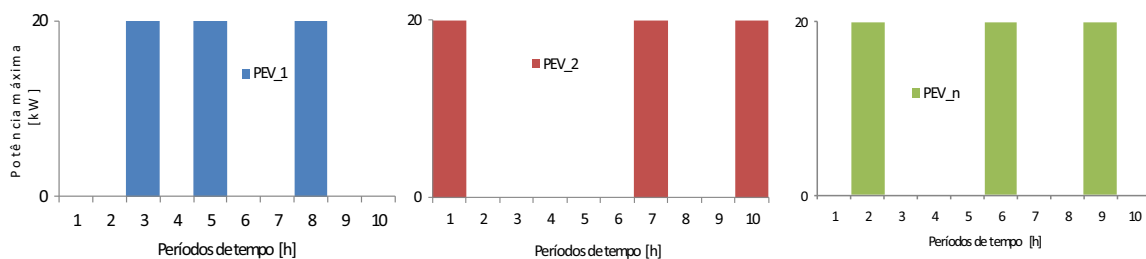


Fonte: Elaboração do autor.

Assim, na Figura 2 o período de tempo 1 corresponde a um intervalo de carregamento entre as 18:00 e as 19:00 horas, o período de tempo 2 corresponde a um intervalo de carregamento entre as 19:00 e as 20:00 horas, e assim por diante.

O mecanismo de carga de cada PEV ligado no SDEE que representa o exemplo da codificação proposta na Figura 1, é graficamente representado pela Figura 3 onde para satisfazer o total de energia requerida de cada PEV, são necessárias cargas de 20 kW por três horas.

Figura 3 – Mecanismo de carga dos PEVs do exemplo da codificação proposta.



Fonte: Elaboração do autor.

Este tipo de codificação simplifica a aplicação do algoritmo, sem ser necessária uma codificação binária que teria uma dimensão proporcional ao número total de períodos de tempo disponíveis para carregamento. Um exemplo de codificação binária para a codificação proposta na Figura 1 é mostrado na Figura 4.

Figura 4 – Exemplo de codificação binária para a codificação proposta na **Figura 1**.

Período de tempo →	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
PEV_1	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0
PEV_2	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1
PEV_n	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0

Fonte: Elaboração do autor.

4.1.1.2 Geração da solução inicial

Considerando as condições das empresas de distribuição de energia elétrica onde normalmente os custos da energia variam de acordo com os horários de uso (FORD, 1996), a solução inicial é construída dependendo das condições de prioridade dos PEVs.

Assim, para aqueles veículos que não possuem condições prioritárias de carregamento, a solução inicial é proposta carregando as baterias dos PEVs ligados no SDEE nos períodos de tempo onde o custo da energia é mais barato. São escolhidos para o carregamento os períodos de tempo de madrugada, neste caso, esta configuração possui um custo de energia baixo. No caso em que a prioridade é considerada, a solução inicial propõe o carregamento das baterias dos PEVs com condições de prioridade nos períodos do horário pico onde o custo da energia é mais caro e os outros PEVs que não possuem condições de prioridade são carregados nos períodos de tempo de madrugada.

Ambas, as duas configurações iniciais são triviais e de fácil geração, não entanto, podem aparecer sobrecargas no sistema provocando picos de carga, violação nos limites de capacidade de corrente pelas linhas, violação dos níveis de tensão nos nós e aumento de perdas devido ao carregamento simultâneo dos PEVs (PEÇAS-LOPES; SOARES; ALMEIDA, 2011; LIN et al., 2010; HADLEY, 2006). Portanto, esses problemas são considerados na função objetivo através de penalizações por tensão e capacidade, e devem ser resolvidos para garantir uma operação segura e eficiente do sistema.

Esta proposta de solução simula um tipo de carregamento não controlado, onde os veículos são ligados na rede sem ser administrados por nenhum operador. Com a metodologia proposta, será o operador do SDEE quem indicará os períodos de tempo em que os PEVs devem ser carregados, satisfazendo as demandas totais de energia e as restrições de operação do SDEE.

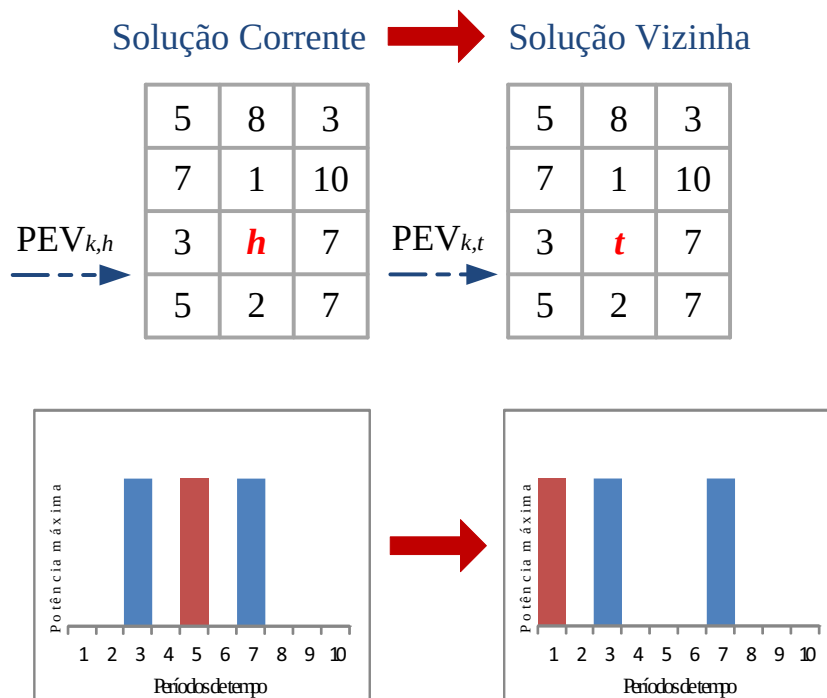
4.1.1.3 Estrutura de vizinhança

A partir da codificação proposta na Seção 4.1.1.1 que contém os períodos de tempo de carregamento de cada PEV ligado em um nó, é proposta uma estrutura de vizinhança definida por mudanças básicas em cada uma das posições da matriz de codificação. Um vizinho pode ser gerado selecionando uma posição da matriz de codificação e trocando o valor armazenado nessa posição por qualquer período pertencente ao conjunto de períodos de tempo T , ou seja, trocando um período de tempo de carregamento como é mostrado na Figura 5.

Esta operação deve ser realizada para cada linha da matriz associada a um nó que tenha ligado um PEV e para cada coluna associada a um período de tempo requerido para o carregamento de um PEV. Visando manter a factibilidade da proposta de solução, cada um dos vizinhos gerados deverá satisfazer as seguintes condições:

- Não podem existir períodos repetidos em nenhuma linha da configuração, ou seja, o novo período de tempo gerado pela solução vizinha não se pode repetir para um mesmo veículo ($t \neq h$);
- O novo período de tempo deve pertencer ao conjunto de períodos de tempo T .

Figura 5 – Exemplo da estrutura de vizinhança proposta.



Fonte: Elaboração do autor

No exemplo da Figura 5, é escolhido o PEV k (terceira linha da matriz) e o período de tempo requerido 2 (segunda coluna da matriz) para gerar uma solução vizinha. Deste modo, supondo que para este exemplo existem um total de dez períodos de tempo disponíveis para carregamento, então t pode tomar valores do intervalo $[1,10]$. Então é suposto que $h = 5$ e $t = 1$ cumprindo com $t \in T = [1,10]$ e $t \neq h$.

Em problemas de grande porte, o processo de geração e avaliação de soluções vizinhas requer de altos custos computacionais dependendo do tamanho do problema. Neste caso, por exemplo, se o problema de CCPEV tivesse m veículos ligados na rede, n períodos de tempo pertencentes ao conjunto de períodos de tempo T e λ períodos de tempo requeridos para o carregamento, então o número total de vizinhos pode ser calculado através da multiplicação de $m * (n - \lambda) * \lambda$, na estrutura de vizinhança proposta. Porém, neste trabalho, é desenvolvido um índice de sensibilidade que permite diminuir o número de soluções vizinhas visitadas e avaliadas melhorando o desempenho do algoritmo.

4.1.1.4 Mecanismo de transição

Após a avaliação de todas as soluções vizinhas de uma configuração corrente são identificadas duas soluções: a melhor solução vizinha que não se encontra proibida pela lista de atributos tabu com memória de curto prazo, e o melhor vizinho marcado com o atributo tabu. A transição é feita ao melhor vizinho permitido a não ser que a solução vizinha proibida tenha melhor função objetivo e, além disso, melhore a função incumbente, ou seja, que o critério de aspiração seja atingido.

4.1.1.5 Estrutura do algoritmo BT especializado

A estrutura do algoritmo proposto, adaptado para resolver o problema de CCPEV se descreve nos seguintes passos:

- Passo 1: Seleção da codificação, solução inicial e estrutura de vizinhança (Seção 4.1.1.1 e 4.1.1.2);
- Passo 2: Definição de parâmetros do algoritmo: Número máximo de iterações, valor tabu;
- Passo 3: Geração de todas as soluções vizinhas a partir da solução inicial, usando a estrutura de vizinhança explicada em 4.1.1.3;

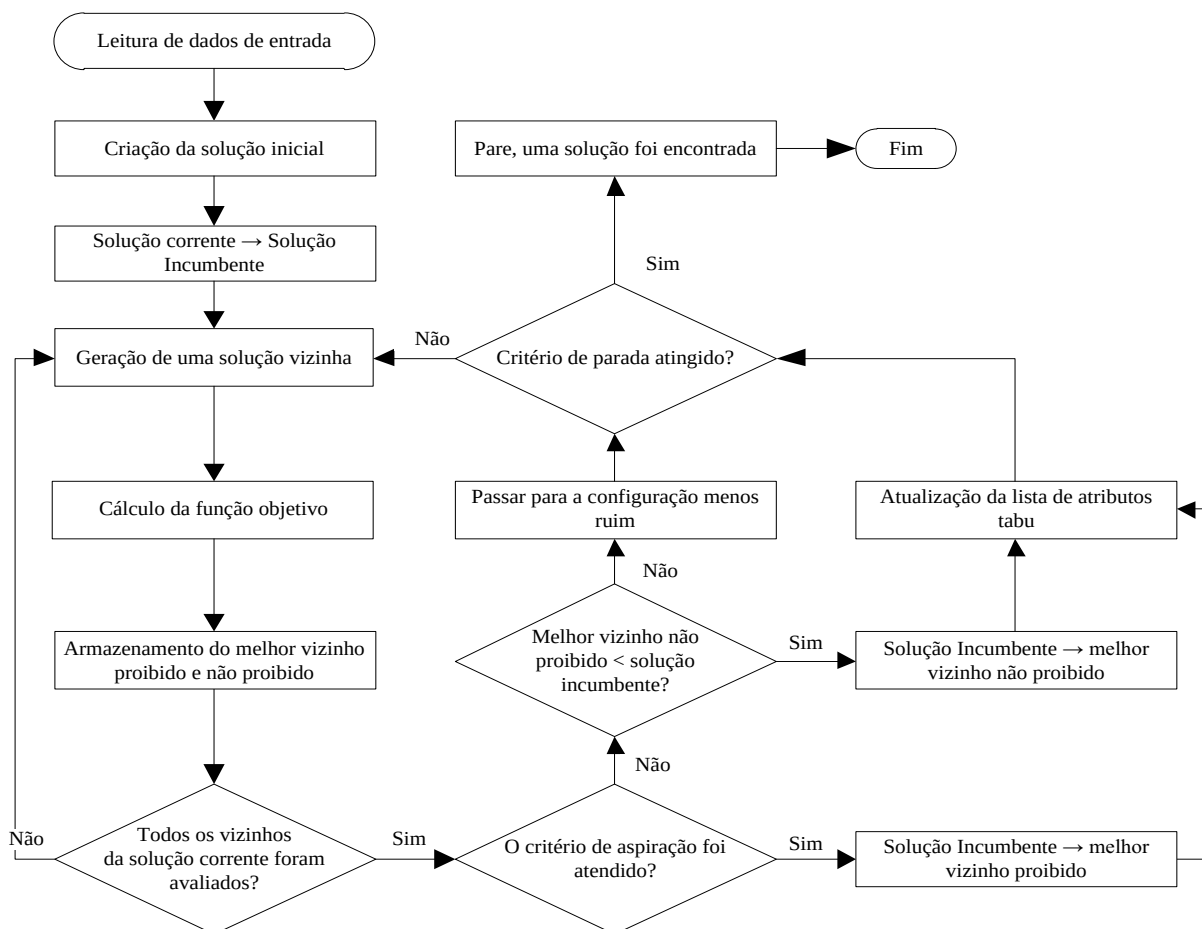
Passo 4: Avaliação da função objetivo das soluções vizinhas factíveis dada pela Equação (1), e seleção da nova solução corrente segundo o critério de aspiração;

Passo 5: Atualização da solução incumbente e dos parâmetros do algoritmo BT;

Passo 6: Verificação do critério de parada. Se é satisfeito parar, caso contrário voltar ao passo 3.

O diagrama de fluxo do algoritmo de BT proposto é mostrado na Figura 6.

Figura 6 – Diagrama de fluxo do algoritmo de Busca Tabu proposto.



Fonte: Elaboração do autor.

4.1.2 Mecanismo de Avaliação da Função Objetivo

A avaliação da função objetivo é realizada a partir da Equação (1). As perdas de potência ativa são calculadas em cada período de tempo através de um fluxo de potência especializado para sistemas radiais, baseado no fluxo de potência *backward/forward*

conhecido também como método de varredura proposto inicialmente por (CESPEDES, 1990) incluindo as demandas de energia dos PEVs. O valor das perdas, as demandas convencionais e as demandas dos PEVs são multiplicadas pelo custo de energia em cada período de tempo. As violações das restrições operacionais, as restrições de prioridade e de energia não fornecida às baterias em cada período de tempo são levadas em consideração como penalizações na função objetivo. Finalmente o custo total dado pela Equação (1) corresponde à soma dos custos mencionados.

4.1.3 Índice de Sensibilidade para Estimação das Perdas

A resolução de problemas de otimização, especialmente os de grande porte, através de técnicas heurísticas apresentam um espaço de busca muito amplo e o processo de avaliação de todas as soluções vizinhas poderia comprometer a eficiência das metodologias propostas devido aos altos custos computacionais requeridos para construir a vizinhança do problema. Portanto, é necessário propor metodologias para diminuir o espaço de busca e identificar um conjunto reduzido de soluções vizinhas de boa qualidade.

Devido à natureza combinatória do problema de CCPEV, sua aplicação a sistemas de grande porte pode apresentar longos tempos computacionais. Logo, é proposto um índice de sensibilidade que permite estimar a variação da função objetivo quando é adicionada uma nova carga no SDEE, em algum período de tempo t , em função do valor das perdas de potência ativa; sem necessidade de executar um fluxo de potência. O índice de sensibilidade proposto neste trabalho é adaptado do trabalho proposto em (BARAN; WU, 1989) e (FRANCO, 2012).

Como foi apresentado na Seção 3.2.2, a avaliação da função objetivo envolve diferentes tipos de custos. Neste caso o índice proposto concentra-se no valor das perdas de potência ativa do sistema. O índice foi desenvolvido partindo da ideia de alocar uma carga adicional em um nó visando simular a ligação de um veículo elétrico. Dada uma configuração inicial é avaliada a função objetivo usando a Equação (1). Com o cálculo das perdas de potência ativa usando o fluxo de potência, é encontrado também o estado de operação do sistema. Após a alocação da carga no nó k é necessário conhecer o comportamento da função objetivo como consequência da nova carga adicionada.

As perdas de potência ativa em um SDEE podem ser calculadas através da seguinte expressão:

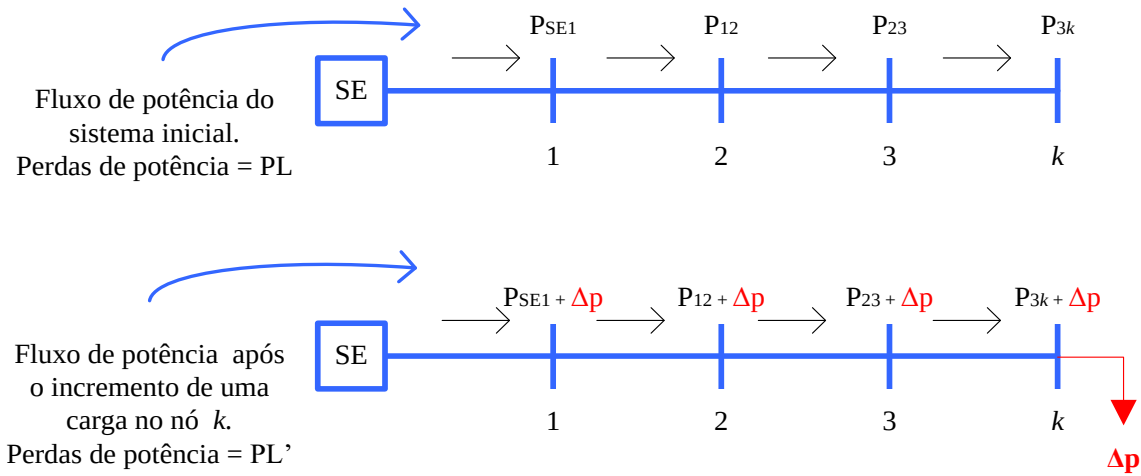
$$\sum_{mn \in L} R_{mn} I_{mn,t}^2 = \sum_{mn \in L} \frac{R_{mn}}{V_{n,t}^2} (P_{mn,t}^2 + Q_{mn,t}^2) \quad (19)$$

Quando é incrementada uma carga Δ_P em um nó k (Figura 7) as perdas iniciais e finais do sistema podem ser aproximadas usando as seguintes equações:

$$PL = \sum_{mn \in B_k} \frac{R_{mn}}{V_{n,t}^2} (P_{mn,t}^2 + Q_{mn,t}^2) \quad (20)$$

$$PL' = \sum_{mn \in B_k} \frac{R_{mn}}{V_{n,t}^2} [(P_{mn,t} + \Delta_P)^2 + Q_{mn,t}^2] \quad (21)$$

Figura 7 – Incremento de uma carga Δ_P no nó k .



Fonte: Elaboração do autor.

O índice de sensibilidade estima o valor da variação das perdas de potência ao alocar uma carga adicional Δ_P em um nó k no período de tempo t do SDEE, através da seguinte expressão que representa as perdas de potência ativa pelas linhas:

$$\Delta P_{k,t}^{Loss} = PL' - PL = \sum_{mn \in B_k} \frac{R_{mn} \Delta_P}{V_{n,t}^2} (2P_{mn,t} + \Delta_P) \quad (22)$$

A variável Δ_P possui um valor inicial igual ao valor da carga adicional alocada no nó k . Esta variável considera o valor das perdas pelas linhas causadas pela carga adicional,

portanto é atualizada durante o caminho por todos os ramos pertencentes ao conjunto B_k a partir da expressão (23).

$$\Delta_p = \sum_{mn \in B_k} \Delta P_{k,t}^{Loss} \quad (23)$$

A partir da expressão anterior é possível obter a variação total das perdas usando a seguinte equação:

$$P_{Total}^{Loss} = \Delta P_{k,t}^{Loss} + P_{loss}^0 \quad (24)$$

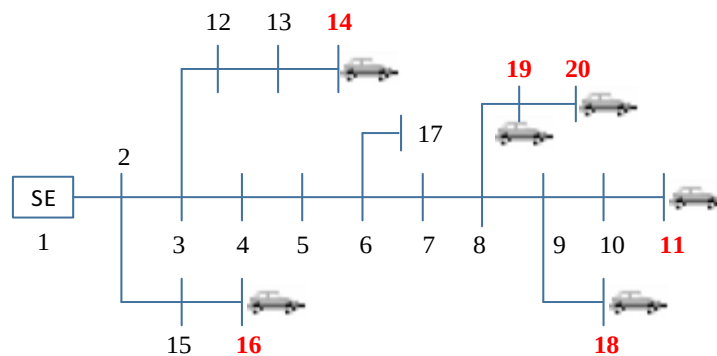
Em que B_k é o conjunto de nós finais das linhas que formam o caminho desde o nó onde foi alocada a carga adicional até a subestação e P_{loss}^0 são as perdas calculadas na configuração inicial.

A expressão (24) além de ser uma aproximação das perdas que desconsidera as linhas que não fazem parte do caminho até a subestação provê um indicador de como são afetadas as perdas após a alocação de uma carga adicional, e permite fazer uma classificação das melhores configurações vizinhas de acordo ao valor mínimo das perdas de potência ativa.

4.1.3.1 Exemplo de aplicação do índice de sensibilidade para estimação das perdas

No seguinte tópico é apresentado um exemplo de aplicação do índice proposto usando um sistema teste de 20 nós com apenas um PEV ligado por nó do SDEE.

Figura 8 – Sistema teste de 20 nós.



Fonte: Elaboração do autor.

O sistema mostrado na Figura 8 apresenta perdas iniciais de 271,33 kW. Simulando a alocação de uma carga $\Delta P = 10$ kW no nó $k = 10$ do sistema, são calculadas as perdas usando o índice ΔP_{mn}^{Loss} da Equação (22). O conjunto $B_{10} = \{10, 9, 8, 7, 6, 5, 4, 3, 2, 1\}$ corresponde aos nós finais das linhas que formam o caminho desde o nó $k = 10$, onde foi alocada a carga, até a subestação. A Tabela 1 mostra as perdas de potência encontradas, aplicando o índice de sensibilidade, após alocar a nova carga no nó 10.

Tabela 1 – Perdas de potência após o incremento de potência ativa demandada no nó 10.

Perdas de Potência (kW)				
Nó	$\Delta P_{k,t}^{Loss}$	P_{Exato}^{Loss}	P_{Total}^{Loss}	Erro (%)
10	1,6587	273,08	272,99	0,03

Fonte: Elaboração do autor.

O índice foi calculado alocando a carga adicional $\Delta P = 10$ kW em cada um dos nós do sistema teste visando encontrar o nó que apresenta o menor incremento das perdas após a alocação da carga adicional. Isto foi feito para visualizar o comportamento do índice quando comparado com o valor real das perdas se elas fossem calculadas utilizando o fluxo de potência completo após o incremento da carga em cada nó. Os resultados são mostrados a continuação.

Tabela 2 – Exemplo de aplicação do índice de sensibilidade.

Perdas de Potência (kW)				
Nó	$\Delta P_{k,t}^{Loss}$	P_{Exato}^{Loss}	P_{Total}^{Loss}	Erro (%)
0	0,0000	271,33	271,33	0,00
1	0,0488	271,38	271,38	0,00
14	0,0586	271,39	271,39	0,00
15	0,0648	271,40	271,39	0,00
2	0,2789	271,63	271,61	0,01
11	0,2938	271,65	271,62	0,01
12	0,3307	271,68	271,66	0,01
13	0,3400	271,69	271,67	0,01
3	0,4402	271,80	271,77	0,01
4	0,6066	271,98	271,93	0,02
5	0,9787	272,38	272,31	0,03
16	0,9826	272,38	272,31	0,03
6	1,0736	272,48	272,40	0,03
7	1,3615	272,77	272,69	0,03

Tabela 2 – Exemplo de aplicação do índice de sensibilidade.

(Continuação)				
18	1,4034	272,82	272,73	0,03
19	1,5484	272,96	272,88	0,03
8	1,5533	272,97	272,88	0,03
17	1,5718	272,99	272,90	0,03
9	1,6439	273,06	272,97	0,03
10	1,6587	273,08	272,99	0,03

Fonte: Elaboração do autor.

A **Tabela 2** é ordenada de forma crescente de acordo com o valor das perdas utilizando o fluxo de potência completo (P_{Exato}^{Loss}). Observando a coluna quatro da Tabela 2 é possível verificar que o valor aproximado das perdas calculadas pelo índice de sensibilidade da expressão (24) segue a mesma ordem das perdas utilizando o fluxo de potência. Este fato permite confirmar a eficiência do índice proposto na identificação do nó com o menor incremento nas perdas após a alocação de uma carga adicional.

4.1.3.2 Índice de sensibilidade para o cálculo da variação da função objetivo

Partindo da expressão (22) que permite calcular a variação das perdas de potência ativa devido ao incremento da demanda em um nó k , em um período de tempo t , o índice de sensibilidade mostrado em (22) é usado para obter a variação da função objetivo quando há uma mudança de períodos no processo de geração de vizinhos. Calculam-se então os custos das perdas de potência ativa, os custos da energia demandada tanto convencional como dos PEVs e os custos de prioridade nos períodos de tempo h e w , onde ($w \in T, w \neq h$) e é usada a Equação (25) para calcular a variação da função objetivo quando é gerada uma solução vizinha:

$$\Delta Z_{Ai \rightarrow Aj} = \mu_w \Delta_t (\Delta P_{k,w}^{Loss}) - \mu_h \Delta_t (\Delta P_{k,h}^{Loss}) + \mu_w \Delta_t (P_{k,w}^d + P_{k,w}^v) - \mu_h \Delta_t (P_{k,h}^d + P_{k,h}^v) - \kappa_k \rho_w P_{k,w}^v + \kappa_k \rho_h P_{k,h}^v \quad (25)$$

A expressão (25) permite conhecer a variação da função objetivo sempre que é gerada uma solução vizinha habilitando a possibilidade de reduzir o espaço de busca identificando um conjunto reduzido de vizinhos de boa qualidade.

Portanto, o índice de sensibilidade proposto nesta seção é usado para calcular através da expressão (25) um valor aproximado da função objetivo de todos os vizinhos pertencentes à vizinhança $N(x)$ visando formar um subconjunto $N'(x)$ com as melhores soluções vizinhas.

Logo, a função objetivo de todos os elementos pertencentes a $N'(x)$ é avaliada usando a Equação (1). Este processo reduz o espaço de busca avaliando somente o subconjunto das soluções vizinhas de melhor qualidade, melhorando o desempenho do algoritmo diminuindo os custos computacionais.

4.2 METAHEURÍSTICA GRASP

A metaheurística GRASP cujo nome vem do acrônimo em inglês *Greedy Randomized Adaptive Search Procedure*, corresponde a um algoritmo heurístico construtivo (AHC) do tipo guloso que usa uma componente aleatória e adaptativa, sendo uma evolução do AHC, especialmente de um algoritmo tipo guloso. Foi proposto inicialmente por (FEO; RESENDE, 1989) a partir de conceitos no campo de pesquisa operacional, diferenciando-a de outras metaheurísticas inspiradas por fenômenos naturais ou biológicos.

Um AHC guloso encontra uma boa solução factível ou infactível para problemas complexos, adicionando em cada passo, uma componente da solução escolhendo o melhor componente identificado por um indicador de sensibilidade. Assim, a ideia básica do algoritmo GRASP consiste em escolher aleatoriamente um componente de uma lista dos k melhores componentes classificados por um indicador de sensibilidade, pois é altamente provável que nessa lista se encontrem elementos que fazem parte da solução ótima. Essa escolha pode ser aleatória ou pode também ser guiada usando funções de probabilidade.

O GRASP é um processo iterativo onde cada iteração do GRASP consiste em duas fases: uma fase construtiva e uma fase de busca local. Na fase construtiva uma solução não necessariamente factível é construída iterativamente selecionando um elemento por vez. Em cada iteração desta fase, a escolha do próximo elemento que vai ser adicionado à solução é determinada ordenando todos os elementos em uma lista de candidatos em relação com uma função gulosa. Essa função avalia o benefício de selecionar cada elemento. A heurística é adaptativa porque os benefícios associados com cada elemento são atualizados em cada iteração da fase construtiva para mostrar as mudanças provocadas pela seleção dos elementos prévios. (FEO; RESENDE, 1995)

O componente probabilístico de um GRASP é caracterizado por uma escolha aleatória dos melhores candidatos da lista, mas, não necessariamente o melhor. A lista dos melhores candidatos é chamada de lista restrita de candidatos, do inglês *restricted candidate list* (RCL).

Esta técnica de escolha permite obter diferentes soluções em cada iteração do GRASP, mas não compromete o potencial do componente guloso adaptativo do método.

As soluções geradas por um algoritmo GRASP não garantem ser ótimas localmente quando são definidas estruturas simples de vizinhança. Portanto, é sempre benéfico aplicar um processo de busca local na tentativa de melhorar cada solução construída na fase inicial.

A fase de busca local tenta encontrar uma solução ótima local na vizinhança da solução encontrada na fase construtiva e assim encontrar uma melhor solução para o problema. Esta fase funciona de forma iterativa através de substituições sucessivas da solução corrente por uma melhor solução na vizinhança da solução corrente e termina quando não é encontrada uma melhor solução na vizinhança. O êxito de uma busca local de qualidade está na escolha de uma estrutura de vizinhança adequada, uso de técnicas de busca de vizinhança eficientes e uma boa solução inicial.

4.2.1 GRASP Aplicado ao Problema de CCPEV.

Nesta seção é apresentado um algoritmo GRASP adaptado para resolver o problema de CCPEV em SDEE o qual fornece os períodos de tempo em que devem ser carregadas as baterias de cada PEV tentando conseguir um custo de operação econômico do sistema sem afetar sua operação. A solução para o problema de CCPEV é uma matriz que contém os períodos de tempo em que devem ser carregadas as baterias de cada um dos PEVs pertencentes ao SDEE.

É usada a mesma estrutura de codificação proposta para resolver o problema usando BT, apresentada na Seção 4.1.1.1.

O algoritmo GRASP proposto neste trabalho é dividido em duas partes principais: uma fase construtiva e uma fase de pós-processamento ou melhoria local, as quais serão apresentadas a seguir.

4.2.1.1 Fase construtiva

Como foi mencionado anteriormente, a fase construtiva do GRASP consiste em encontrar uma solução inicial de qualidade para o problema usando um AHC. Esta solução é construída iterativamente escolhendo em cada passo um elemento da lista RCL cujo número de elementos depende da qualidade dos componentes candidatos à adição e de um parâmetro $\alpha \in [0,1]$.

Inicialmente é feita a leitura de dados do problema. O parâmetro α é estabelecido e é encontrado o ponto de operação inicial do sistema sem nenhum veículo ligado na rede, usando um fluxo de potência.

O AHC usado para resolver o problema de CCPEV inicia com uma solução vazia. Em cada iteração é escolhido um PEV em um período de tempo t pertencente ao conjunto de períodos de tempo T para ser adicionado à solução em construção até que todos os PEVs tenham atribuídos todos os períodos de tempo requeridos, segundo a Equação (18).

No começo, as baterias de todos os PEVs podem ser carregadas em qualquer período de tempo, assim o AHC usado tem como objetivo em cada iteração adicionar um PEV em um período de tempo t visando construir uma solução inicial que pode ser factível ou infactível de acordo as restrições de tensão e capacidade. A escolha do PEV e, o período de tempo t que vai ser adicionado na solução em construção, é guiada através de um índice de sensibilidade baseado no índice proposto na Seção 4.1.3 chamado: Índice de Estimação da Função Objetivo (IEFO), que indica quais são os PEVs que, carregados em um período de tempo t , são mais atraentes para serem adicionados na solução em cada iteração. O índice de sensibilidade permite conhecer um valor estimado da função objetivo considerando os custos das perdas de potência (ω), os custos totais de energia (β) e os custos associados à prioridade de carregamento (γ). O índice IEFO proposto é mostrado na Equação (26).

$$IEFO = \mu_t \Delta_t \Delta P_{k,t}^{Loss} + \mu_t \Delta_t \bar{P}^v - \kappa_k \rho_t P_{k,t}^v \quad (26)$$

Em que μ_t é o custo da energia, Δ_t é a duração do período de tempo t , $\Delta P_{k,t}^{Loss}$ é a variação das perdas de potência ativa, $\bar{P}^v$ é a potência máxima da bateria do PEV, κ_k é o parâmetro que indica se um PEV com prioridade está ligado no nó k , ρ_t é o parâmetro que incentiva o carregamento de um PEV com prioridade alta e $P_{k,t}^v$ é a potência ativa demandada por um PEV no período de tempo t .

O IEFO é calculado para cada um dos PEVs pertencentes ao SDEE em todos os períodos de tempo do conjunto T . Com base no índice anterior é criada uma lista RCL de PEVs que carregados em diferentes períodos de tempo t são candidatos para serem adicionados na solução. A quantidade de elementos da lista depende do valor do parâmetro α escolhido, do tamanho do sistema, e do valor máximo e mínimo dos PEVs que carregados em um período de tempo t ainda não foram adicionados na solução. Neste caso, quanto menor é o

valor do IEFO há maior possibilidade de que esse PEV nesse período de tempo t seja adicionado na solução em construção.

A lista RCL é criada com os elementos que pertencem ao intervalo representado pela inequação (27) em representação de um intervalo crescente, pois neste caso o problema de CCPEV é um problema de minimização dos custos totais de operação.

$$RCL = \{i \in X | IEFO_{min} \leq IEFO_i \leq IEFO_{min} + \alpha (IEFO_{max} - IEFO_{min})\} \quad (27)$$

Na inequação anterior, X é o conjunto de índices dos elementos que podem ser adicionados na solução, $IEFO_{min}$ é o menor do conjunto de índices calculados, $IEFO_{max}$ é o maior do conjunto de índices calculados e α é um valor indicado pelo usuário dentro do intervalo $[0,1]$. O objetivo principal da inequação (27) é a seleção dos candidatos com os menores valores de $IEFO$. Neste caso, o valor de α é ajustado experimentalmente realizando simulações com diferentes valores, tendo em conta que um valor de $\alpha = 0$ leva à construção de uma solução usando um AHC totalmente guloso, pois a lista sempre terá somente um elemento correspondente ao $IEFO_{min}$. Se $\alpha = 1$, qualquer elemento do conjunto de índices poderá ser parte da lista RCL, onde o processo de escolha se tornaria totalmente aleatório.

Após a criação da lista RCL é escolhido um elemento usando uma função de distribuição de probabilidade linear $b_i = \frac{1}{r_i}$, em que r_i representa a posição que ocupa a componente i na lista RCL ordenada de acordo com a qualidade do índice de sensibilidade (a melhor é a primeira da lista). Portanto a probabilidade de escolha da componente i é encontrada segundo (ROMERO; LAVORATO, 2012) usando a relação:

$$p_i = \frac{b_i}{\sum_{j \in RCL} b_j} \quad (28)$$

A escolha da componente é feita usando um gerador de números aleatórios usando seleção proporcional. O elemento escolhido é adicionado à solução em construção e após isso, é calculada novamente a função objetivo usando a Equação (1).

Cada um dos passos do AHC descritos anteriormente é repetido até atribuir a cada um dos PEVs ligados no SDEE, todos os períodos de tempo requeridos para o carregamento das baterias; isto é, até completar a matriz de codificação proposta, mostrada na Seção 4.1.1.1.

Sempre que é adicionado um novo componente à solução em construção é calculada a função objetivo e após isso é calculado novamente o índice de sensibilidade sendo este um

processo iterativo. Porém, é feita uma sub-rotina no cálculo do índice de sensibilidade tentando diminuir os tempos computacionais e tornar o algoritmo mais eficiente.

A sub-rotina é construída para evitar o cálculo do *IEFO* nos períodos de tempo que já foram atribuídos a algum PEV e, além disso, evitar o cálculo do *IEFO* de todos aqueles PEVs cujos períodos de tempo requeridos para o carregamento já foram atribuídos. Ou seja, o índice somente é calculado para aqueles PEVs que ainda têm períodos de tempo por atribuir. Este processo faz que a lista RCL tenha um tamanho ainda mais reduzido.

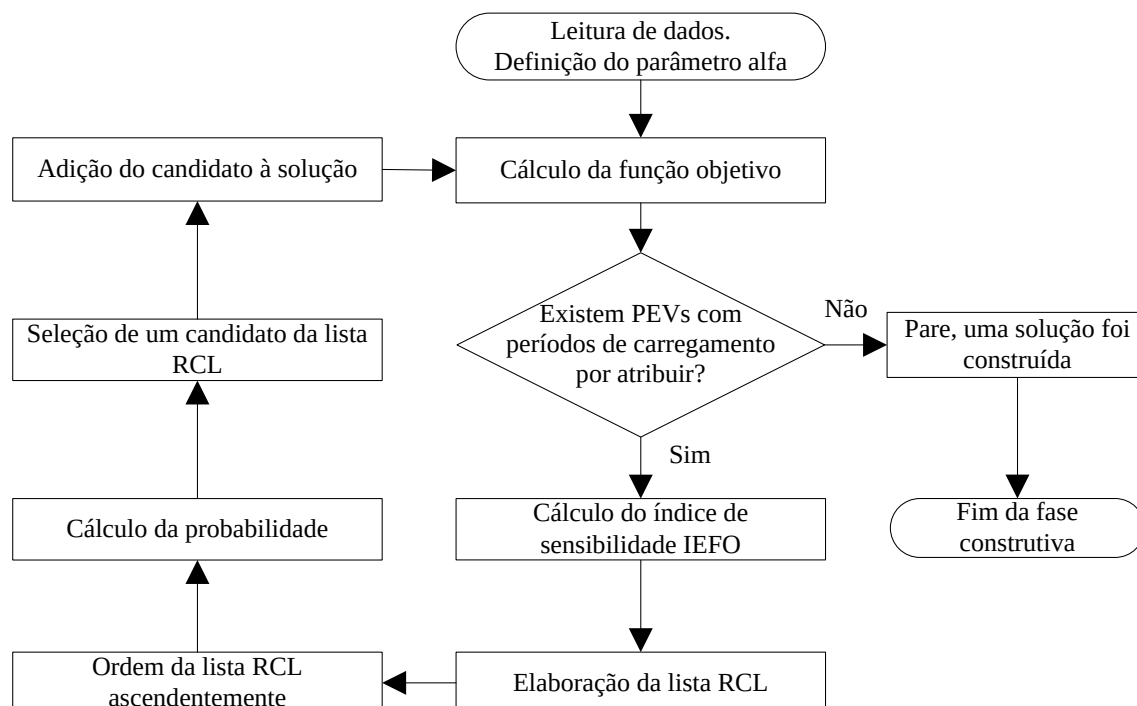
A estrutura da fase construtiva do algoritmo GRASP proposto para resolver o problema de CCPEV se descreve nos seguintes passos:

- Passo 1: Leitura das informações do problema, definição do valor do parâmetro α ;
- Passo 2: Definição de um conjunto vazio como solução inicial isto é, o SDEE sem nenhum PEV ligado na rede. Cálculo do ponto de operação do sistema;
- Passo 3: Cálculo do *IEFO* a partir da Equação (26) para cada um dos PEVs pertencentes ao SDEE em todos os períodos de tempo do conjunto T que ainda não foram adicionados à solução;
- Passo 4: Elaboração da lista reduzida de candidatos RCL ordenada de forma ascendente;
- Passo 5: Cálculo da probabilidade de escolha de cada elemento da lista RCL e escolha do elemento que será adicionado à solução em construção;
- Passo 6: Cálculo da função objetivo;
- Passo 7: Verificação do critério de parada, se não for atingido voltar ao passo 3.

O diagrama de fluxo da fase construtiva do algoritmo GRASP proposto é mostrado na Figura 9.

4.2.1.2 Fase de pós-processamento ou melhoria local

O objetivo principal da fase de pós-processamento do GRASP é realizar uma busca local para melhorar a solução obtida na fase construtiva. Neste caso é aplicado um algoritmo SDH baseado na estrutura de vizinhança proposta na Seção 4.1.1.3, onde cada vizinho é gerado selecionando uma posição da matriz de codificação e trocando o período de tempo armazenado nessa posição, por outro período de tempo pertencente a T ; ou seja, trocando um período de tempo de carregamento por outro. Após a avaliação de todas as soluções vizinhas a solução corrente será sempre a melhor solução vizinha.

Figura 9 – Diagrama de fluxo da fase construtiva do GRASP.

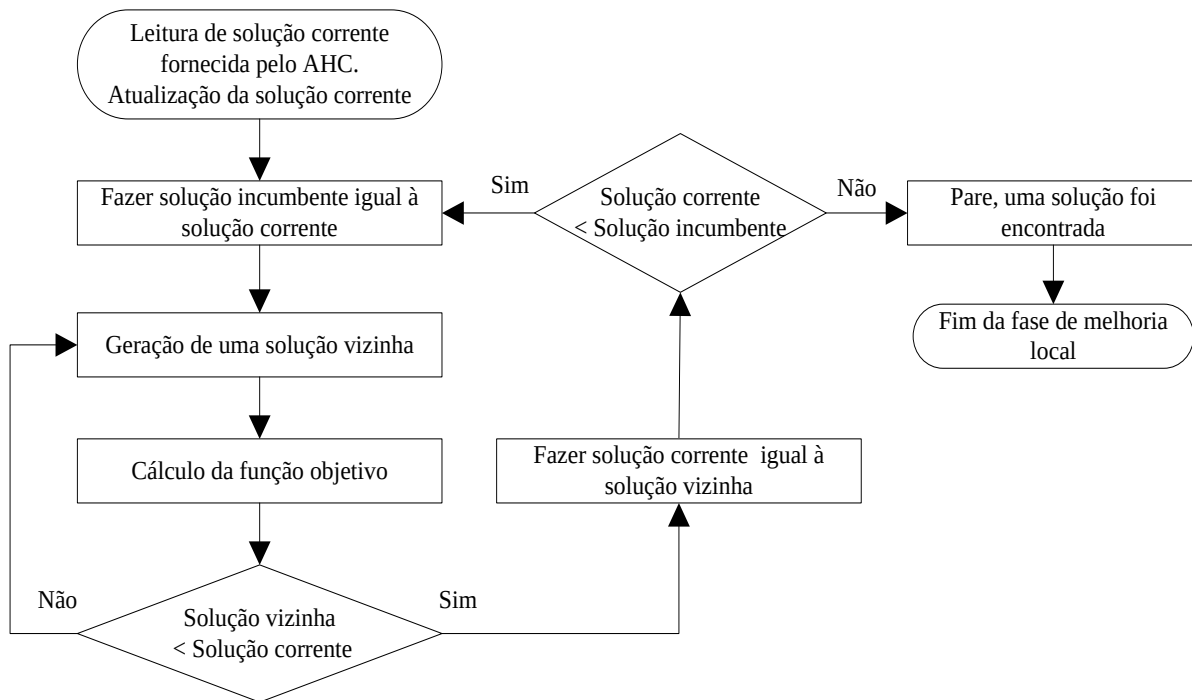
Fonte: Elaboração do próprio autor.

O processo de melhoria local termina quando não é encontrada nenhuma solução vizinha de melhor qualidade que a solução corrente. Assim, a estrutura da fase de pós-processamento do algoritmo GRASP proposto para resolver o problema de CCPEV se descreve nos seguintes passos:

- Passo 1: Leitura da solução corrente encontrada na fase construtiva do GRASP;
- Passo 2: Cálculo de uma solução vizinha factível a partir da estrutura de vizinhança proposta em 4.1.1.3;
- Passo 3: Cálculo da função objetivo e transição à solução vizinha se for melhor que a solução corrente;
- Passo 4: Verificação do critério de parada, se não for encontrada uma solução vizinha de melhor qualidade que a solução corrente a fase de pós-processamento é finalizada. No caso contrário, voltar ao passo 2.

O diagrama de fluxo da fase de melhoria local do algoritmo GRASP proposto é mostrado na Figura 10.

Figura 10 – Diagrama de Fluxo da fase de pós-processamento do GRASP.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

4.2.1.3 Critério de parada do algoritmo GRASP

O critério de parada estabelecido no algoritmo GRASP desenvolvido para resolver o problema de CCPEV é um número máximo de iterações definido como parâmetro de entrada pelo usuário. A fase construtiva e a fase de melhoria local são executadas em cada iteração e toda solução encontrada é comparada com a solução incumbente. Ao final do processo a melhor solução encontrada após o número máximo de iterações, é a resposta do problema.

4.3 ALGORITMO HÍBRIDO GRASP-BT

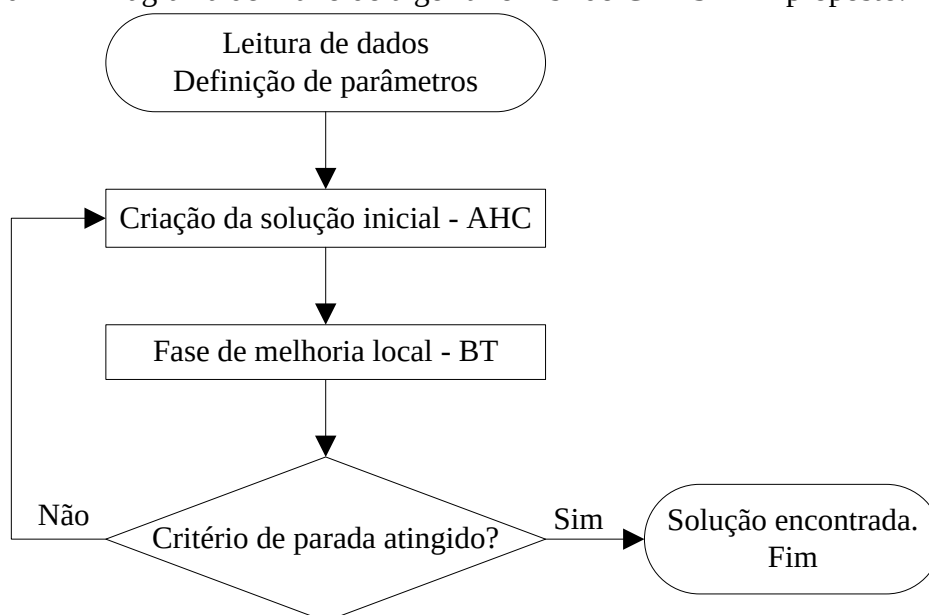
O algoritmo híbrido proposto neste trabalho para resolver o problema de CCPEV é chamado algoritmo GRASP-BT. Esta nova metodologia foi desenvolvida com o objetivo de melhorar as soluções encontradas com as metodologias BT e GRASP anteriormente explicadas. O algoritmo GRASP-BT como seu nome indica, é uma combinação entre as metaheurísticas GRASP e BT usando as vantagens de cada uma das metodologias propostas em cada passo da sua aplicação.

Deste modo, o algoritmo híbrido proposto GRASP-BT usa a fase construtiva do GRASP para gerar uma solução inicial de boa qualidade e usa o algoritmo de BT como algoritmo de busca na fase de melhoria local, considerando estratégias de memória de curto prazo para fugir de soluções ótimas locais.

O algoritmo GRASP-BT é um processo iterativo executado durante um tempo máximo. Cada iteração do algoritmo gera soluções iniciais diferentes fazendo uma busca diversificada e explorando outras regiões do espaço de soluções.

O diagrama de fluxo do algoritmo híbrido GRASP-BT proposto é mostrado na Figura 11.

Figura 11 – Diagrama de Fluxo do algoritmo híbrido GRASP-BT proposto.



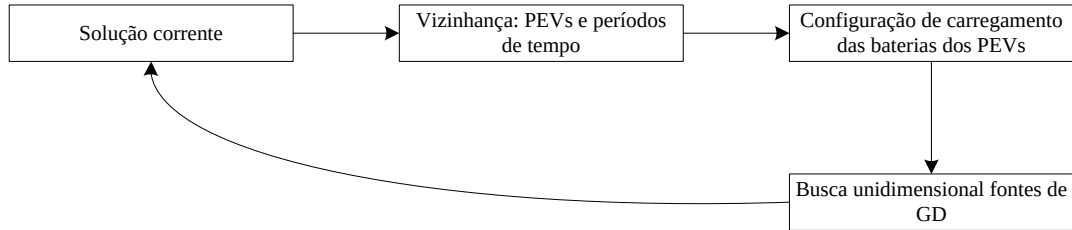
Fonte: Elaboração do próprio autor.

4.4 OTIMIZAÇÃO DA ENERGIA FORNECIDA PELAS FONTES DE GD EM CADA UMA DAS METODOLOGIAS PROPOSTAS.

As fontes de GD foram incluídas dentro do sistema teste com o objetivo de identificar o impacto destes recursos na operação do SDEE e na configuração do carregamento das baterias dos PEVs. Deste modo, duas fontes de GD são consideradas para a análise. Uma é uma fonte de geração despachável com uma potência fixa em cada intervalo de tempo. A outra é uma fonte de geração variável cuja potência gerada pode variar em cada intervalo de tempo, dependendo dos requerimentos do SDEE. Cada uma das metodologias descritas

anteriormente, permite otimizar a quantidade de energia que deve ser gerada pela fonte de GD variável em cada intervalo de tempo de acordo com os limites de geração, e este processo é feito em cada iteração segundo o diagrama mostrado na Figura 12.

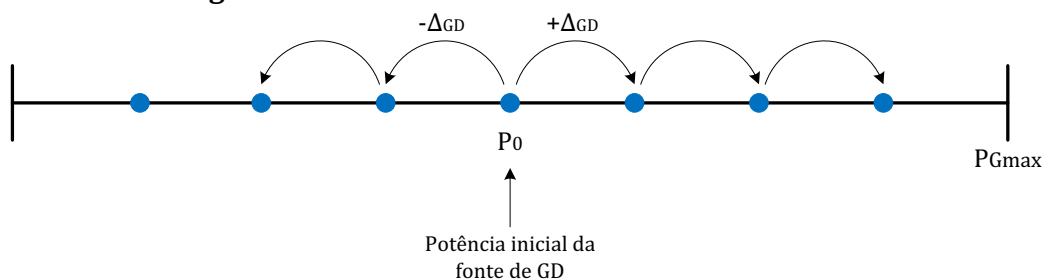
Figura 12 – Processo de otimização da energia fornecida pela fonte de GD variável.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

O processo de otimização da energia fornecida pela fonte de GD variável é baseado em uma busca unidimensional. Esta busca consiste em escolher um valor para aumentar ou diminuir um valor inicial de energia gerada em cada intervalo de tempo; este valor fixo pode ser representado como $\mp\Delta_{GD}$ com unidades iguais às de potência ativa. A potência inicial é aumentada ou diminuída em um valor $\mp\Delta_{GD}$ e, sempre que isto acontece é avaliada a função objetivo guardando sempre o melhor valor de potência gerada pela fonte de GD em cada intervalo de tempo. Se a função objetivo com o valor $-\Delta_{GD}$ é melhor que com o valor $+\Delta_{GD}$, a busca unidimensional continua, diminuindo a potência gerada. Caso contrário, a busca unidimensional continua, aumentando o valor da potência gerada como é mostrado na Figura 13. Este processo é repetido até não existir melhora no valor da função objetivo ou até atingir os limites de geração do GD e é feito para cada um dos intervalos de tempo pertencentes ao conjunto T . Deste modo, cada uma das metodologias propostas permite dentro da sua aplicação, definir a melhor quantidade de energia fornecida pela fonte de GD variável em cada período de tempo. Este processo é feito sempre que cada metodologia em cada iteração encontra uma configuração para o carregamento das baterias dos PEVs.

Figura 13 – Processo de busca unidimensional.



Fonte: Elaboração do próprio autor.

5 TESTES E RESULTADOS

De acordo com o apresentado nos capítulos anteriores a inclusão de veículos elétricos em SDEE traz como consequência um aumento considerável na demanda dos sistemas de potência provocando problemas principalmente no nível da distribuição como violação nos limites de tensão e de capacidade de corrente, incremento das perdas de potência ativa e diminuição da qualidade da energia. A fim de enfrentar esses problemas, é proposta a aplicação de um esquema controlado para o carregamento das baterias dos PEVs através das metaheurísticas BT, GRASP e GRASP-BT.

Neste capítulo é apresentado o sistema teste usado para provar o funcionamento das metaheurísticas propostas para resolver o problema de CCPEV em SDEE. É mostrado o funcionamento do esquema de recarga com os objetivos de alcançar uma melhor condição operativa dos SDEE e minimizar os custos totais de operação considerando as restrições impostas no problema.

Os algoritmos desenvolvidos foram escritos na linguagem de programação C++. As simulações foram feitas usando um PC com processador Intel core i5-4200 M, CPU 2.50 GHz, 6 GB de Memória RAM e sistema operacional Windows 8 *Single Language* de 64 bits. Foi utilizado um sistema teste de 449 nós apresentado em (DEILAMI et al., 2011). Este sistema teste considera o sistema primário ou de média tensão (SMT) e o sistema secundário ou de baixa tensão (SBT) do SDEE e será explicado com detalhe na próxima subseção.

São considerados dois níveis de penetração de PEVs, 47% e 63% do total de nós ligados no SBT do sistema teste, que são consumidores proprietários de PEVs. São feitas provas no sistema considerando carregamento de PEVs com e sem condições de prioridade. 44% e 50% de PEVs para os cenários com 47% e 63% de penetração de PEVs respectivamente, possuem condições de prioridade de carregamento alta. A alocação dos PEVs nos nós do SBT é feita aleatoriamente conectando somente um PEV por nó do SBT do SDEE. A escolha dos níveis de penetração de PEVs e a alocação dos PEVs no SDEE são feitas de acordo com o apresentado em (DEILAMI et al., 2011).

São simulados e analisados alguns casos que incluem a operação de fontes de geração distribuída com o objetivo de identificar o impacto destes recursos na operação do sistema. São usadas duas fontes de GD alocadas nos nós 14 e 17 do sistema como é mostrado na Figura 14. Estas fontes representam um nível de penetração de aproximadamente 40% da carga total no intervalo de tempo de máxima demanda.

A fonte de GD_1 é uma usina termoeletrica pequena com uma geração de potência despachável e fixa em cada intervalo de tempo. A **Figura 16** mostra a curva de potência gerada pela fonte de GD_1. Os valores de potência gerada em cada intervalo de tempo foram escolhidos seguindo o padrão da curva de demanda mostrada na Figura 17 onde é possível observar que nos primeiros períodos de tempo existe maior consumo de potência e vice-versa.

A fonte de GD_2 corresponde a uma fonte de geração variável cuja potência gerada pode variar em cada intervalo de tempo, dependendo dos requerimentos do sistema. Deste modo, os algoritmos otimizam a quantidade de energia que deve ser gerada pela fonte de GD_2 em cada intervalo de tempo, respeitando os limites de geração de potência ativa e reativa. O custo de energia fornecida pelas fontes de GD é igual a 0.04 US\$/kWh e os limites de potência ativa e reativa são $\bar{P}_n^g = 200$ kW, $\bar{Q}_n^g = 100$ kVA and $\underline{Q}_n^g = -100$ kVA com um fator de potência igual a 0,9.

Neste trabalho é suposto o tipo de recarga do nível 1 de acordo com o exposto na Seção 2.1.3. As características dos EVs e as baterias usadas em todas as simulações são mostradas na Tabela 3. Nas simulações é considerado somente um PEV ligado por nó no SBT. Também é suposto que os PEVs são ligados no começo de um período de tempo e no início as baterias dos PEVs se encontram totalmente descarregadas.

Os limites de tensão definidos para todas as simulações são de 0,90 pu e 1,00 pu de acordo com o apresentado em (DEILAMI et al., 2011) e (FRANCO; RIDER; ROMERO, 2014). Os limites de corrente são definidos para cada linha do sistema e fazem parte dos dados dos sistemas mostrados no anexo.

Tabela 3 – Características dos EVs usados nas simulações.

Característica	Descrição
Tipo de veículo	PEV
Tipo de bateria	Íons de lítio
Capacidade da bateria	20 kWh
Potência máxima da bateria	4 kW
Períodos requeridos (λ)	5

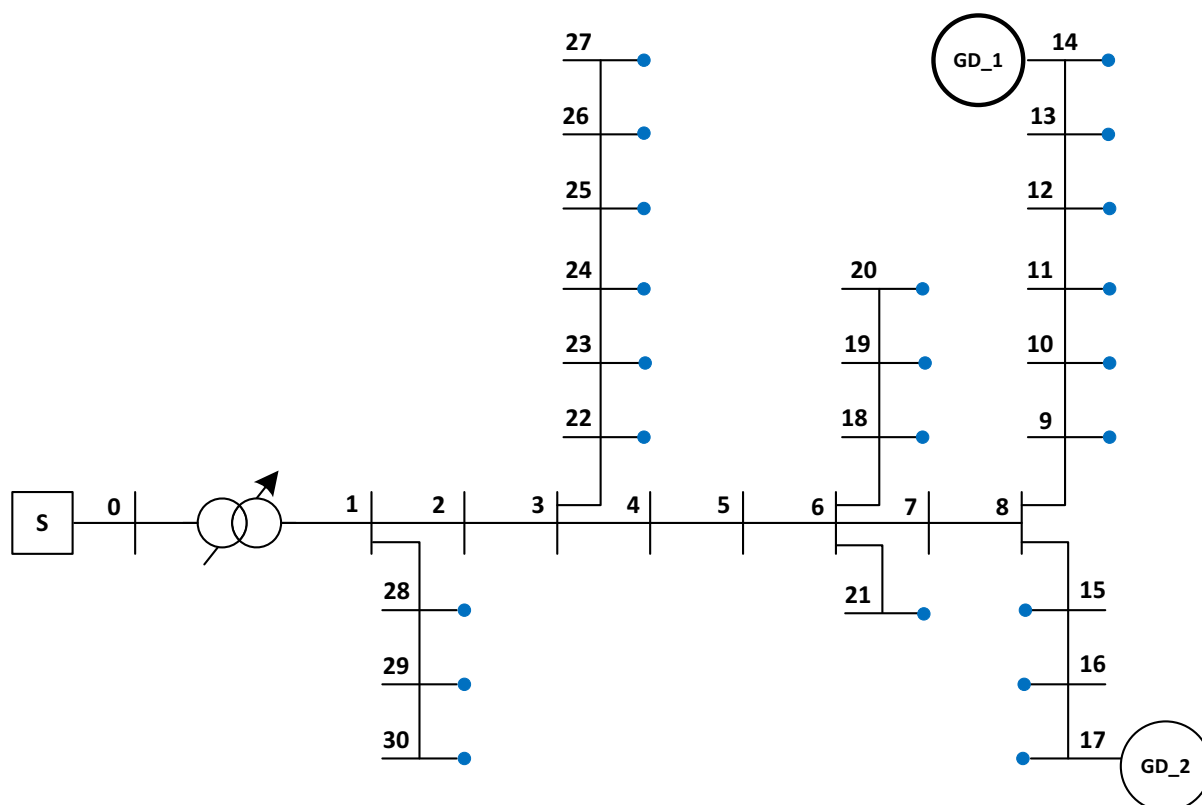
Fonte: Elaboração do autor.

5.1 SISTEMA TESTE DE 449 NÓS.

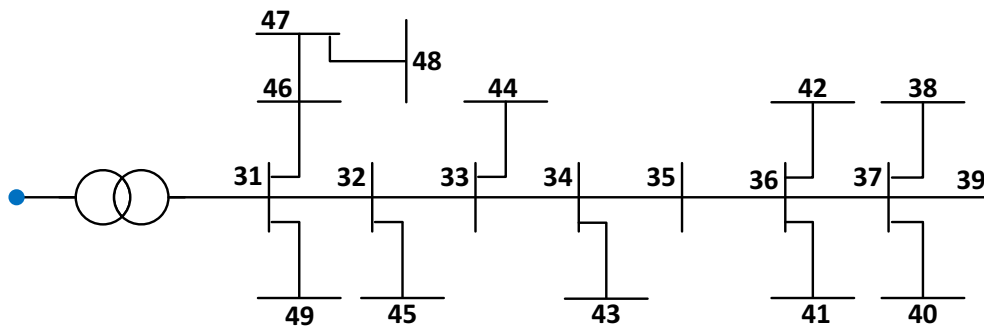
O sistema teste de 449 nós possui 31 nós ligados no SMT com uma tensão nominal de 23 kV e 22 transformadores ligados no SBT com uma tensão nominal de 415 V. Cada transformador alimenta 19 nós. As condições de carga total ativa e reativa no nível de demanda mais alto do sistema são de 836 kW e 405,46 kVAr respectivamente. O diagrama do sistema teste usado neste trabalho pode ser observado na **Figura 14** e na **Figura 15**. Cada ponto azul da **Figura 14** representa a conexão do SMT com um transformador do SBT mostrado na Figura 15. Os dados das cargas e as linhas do sistema teste encontram-se no Anexo A deste trabalho.

A Figura 17 mostra as demandas convencionais em cada um dos períodos de tempo disponíveis para carregamento. O custo total de energia e a porcentagem de variação das demandas em cada período de tempo usados neste sistema teste são mostrados na Tabela 4. A disponibilidade horária para o carregamento dos PEVs começa às 18:00 e finaliza às 8:00 com períodos de tempo de 1 hora de duração. Deste modo, o período de tempo 1 começa às 18:00 até as 19:00, o período de tempo 2 começa às 19:00 até as 20:00 e assim por diante.

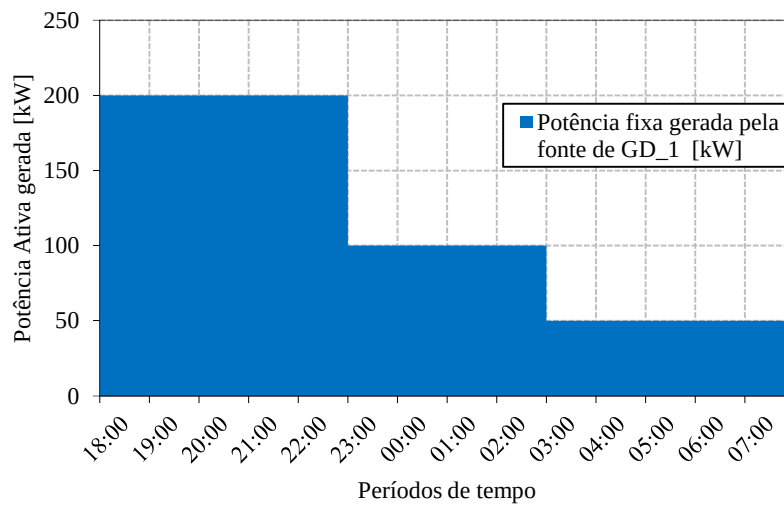
Figura 14 – Topologia da rede de média tensão do sistema 449 nós.



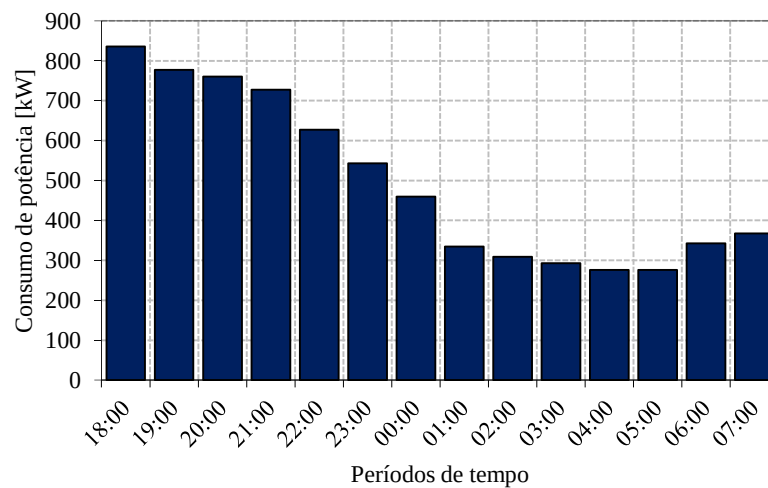
Fonte: Elaboração do autor.

Figura 15 – Topologia da rede de baixa tensão do sistema 449 nós para cada transformador.

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 16 – Potência gerada pela fonte de GD despachável.

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 17 – Potência demandada por período de tempo do sistema de 449 nós.

Fonte: Elaboração do autor.

Tabela 4 – Custo de energia e variação da demanda por período de tempo.

Período de tempo	Hora [h]	Demanda [%]	μ_t [\$/kWh]
1	18:00	100	0,066
2	19:00	93	0,070
3	20:00	91	0,075
4	21:00	87	0,077
5	22:00	75	0,070
6	23:00	65	0,060
7	00:00	55	0,048
8	01:00	40	0,036
9	02:00	37	0,034
10	03:00	35	0,030
11	04:00	33	0,028
12	05:00	33	0,027
13	06:00	41	0,027
14	07:00	44	0,029

Fonte: Elaboração do autor.

5.2 CASOS DE PROVA SIMULADOS EM CADA CENÁRIO DE CARREGAMENTO DOS PEVS.

Nesta subseção apresenta-se os casos de prova simulados em cada cenário de carregamento dos PEVs considerado neste trabalho. São considerados quatro casos de prova: carregamento controlado sem condições de prioridade, onde as baterias dos PEVs podem ser carregadas em qualquer intervalo de tempo e carregamento controlado considerando condições de prioridade, onde os PEVs devem ser carregados o mais rápido possível. Estes mesmos cenários são testados incluindo a operação de fontes de GD com o objetivo de determinar o impacto desta sobre a operação do SDEE. A Tabela 5 mostra um resumo dos cenários simulados.

Tabela 5 – Casos simulados em cada cenário de carregamento.

Cenário	Prioridade	GD
A	✗	✗
B	✓	✗
C	✗	✓
D	✓	✓

Fonte: Elaboração do autor.

5.3 RESULTADOS CARREGAMENTO CONTROLADO USANDO BT.

Nesta subseção apresenta-se a programação do carregamento dos PEVs usando a metodologia BT. São apresentados principalmente os custos totais de operação, perdas de energia, tensões e correntes e consumo de potência fazendo uma análise comparativa entre a configuração inicial e a configuração final encontrada usando a metodologia proposta.

5.3.1 Carregamento Controlado com um Nível de Penetração de PEVs de 47%.

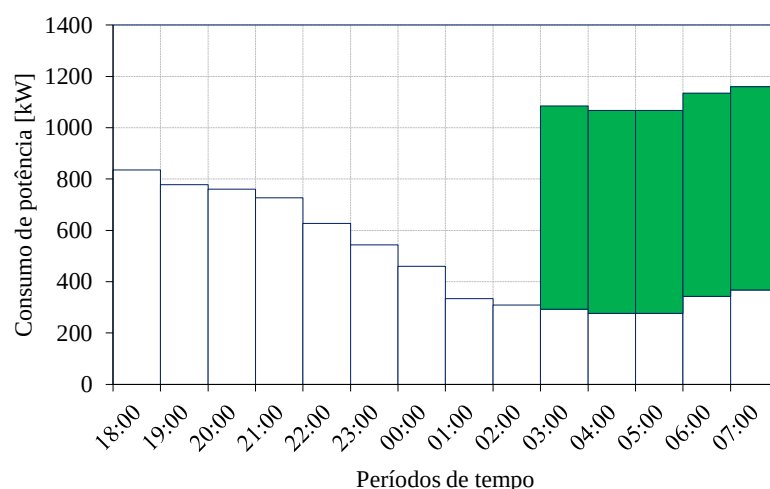
No longo do documento este cenário será chamado de 449N_47%. Neste cenário encontram-se ligados ao sistema secundário do SDEE 198 PEVs, (47% do total de nós ligados no SBT). Nos casos onde a prioridade é considerada, 88 PEVs devem ser carregados prioritariamente. Os parâmetros do algoritmo de BT e os dados de entrada usados nos casos de prova deste cenário são mostrados **Tabela 6**. Estes dados foram escolhidos de acordo com uma análise experimental feita para cada um dos casos de prova simulados.

Tabela 6 – Parâmetros do algoritmo de BT do cenário 449N_47%.

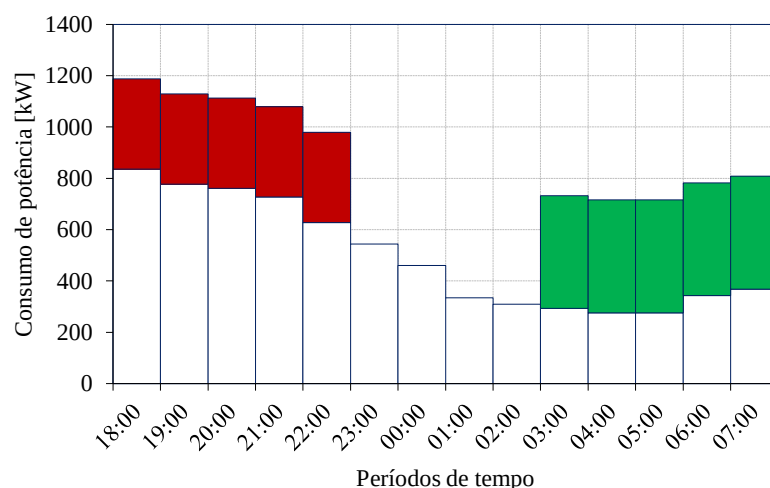
Parâmetro	A	B
Tempo máximo de execução [segundos]	1200	300
Atributo tabu	150	100
θ	1000	50
σ	20	20
Π	0,10	0,10

Fonte: Elaboração do autor.

A solução inicial do algoritmo BT para todos os casos de prova é mostrada na Figura 18 e Figura 19, segundo o exposto na Subseção 4.1.1.2. É possível observar que o carregamento dos PEVs gera picos de carga em alguns intervalos de tempo o que pode afetar o sistema provocando problemas operacionais, que logo são resolvidos usando a metodologia proposta.

Figura 18 – Configuração inicial do cenário 449N_47% BT, caso A.

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 19 – Configuração inicial do cenário 449N_47% BT, caso B.

Fonte: Elaboração do próprio autor.

O valor da função objetivo e os custos relacionados são mostrados na Tabela 7. A metodologia proposta melhora os custos totais de operação, eliminando principalmente os custos das penalizações. Nos dois casos os custos das perdas diminuíram. Para o caso A, os custos das demandas convencionais e dos PEVs aumentam devido ao carregamento de alguns PEVs em períodos de tempo de custo médio na tentativa de eliminar as penalizações apresentadas inicialmente. Para o caso B, inicialmente as baterias dos PEVs com prioridade são carregadas nas horas pico na tentativa de cumprir com um carregamento prioritário. Isso faz com que existam problemas operacionais no SDEE, razão pela qual nem todas as baterias podem ser carregadas ao mesmo tempo. Deste modo, o algoritmo indica o carregamento das

baterias o mais rápido possível eliminando problemas de penalizações e carregando alguns PEVs nos períodos posteriores mais próximos aos períodos de maior prioridade. Este fato faz com que os custos das perdas, das demandas convencionais e dos PEVs diminuam.

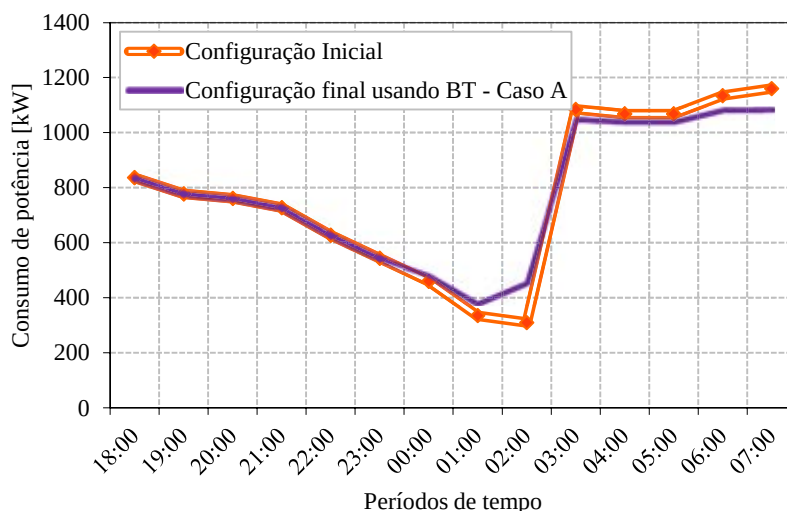
Tabela 7 – Custos totais de operação do cenário 449N_47% BT, casos A e B.

Custo [\$]	A		B	
	Configuração Inicial	Configuração final usando BT	Configuração Inicial	Configuração final usando BT
Perdas de energia	13,80	13,61	19,94	16,61
Penalização por tensão	81459,67	0,00	28334,13	0,00
Penalização por capacidade	0,00	0,00	0,00	0,00
Penalização por prioridade	0,00	0,00	-2793,47	-2120,38
Demandas convencionais e PEVs	499,33	501,01	575,71	563,11
Penalização energia não fornecida	0,00	0,00	0,00	0,00
Custo total	81972,79	514,62	26136,30	-1540,67

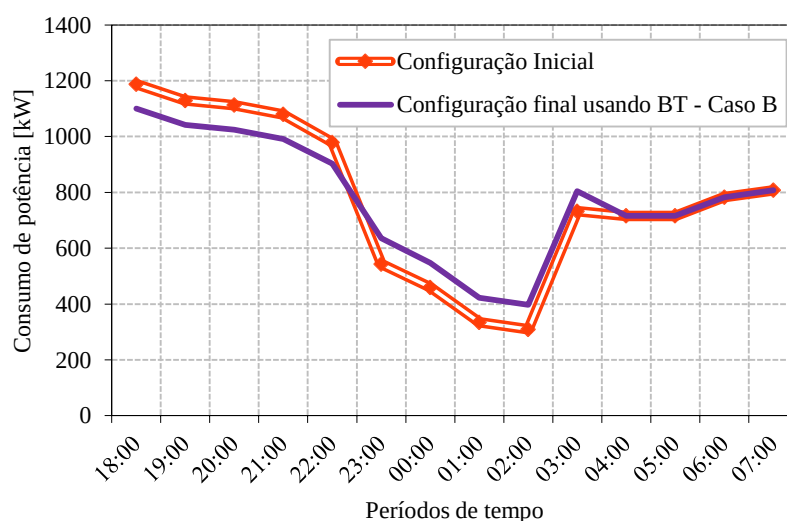
Fonte: Elaboração do autor.

O consumo inicial e final de energia com PEVs ligados no SDEE usando o algoritmo de BT proposto para os dois casos de prova, são mostrados na Figura 20 e na Figura 21. Pode-se observar que para o caso A, a configuração inicial do consumo de energia apresenta picos nos últimos períodos devido ao carregamento de todas as baterias dos PEVs nos períodos de menor custo de energia. Após a aplicação do algoritmo de BT para o caso A, o carregamento é distribuído nos períodos de tempo onde o custo de energia é mais baixo. No caso B o carregamento é feito respeitando as condições de prioridade dos PEVs.

Figura 20 – Consumo inicial e final de energia do cenário 449N_47% BT, caso A.



Fonte: Elaboração do autor.

Figura 21 – Consumo inicial e final de energia do cenário 449N_47% BT, caso B.

Fonte: Elaboração do autor.

As tensões mínimas e as correntes máximas em cada período de tempo são apresentadas na **Tabela 8**. É mostrado que as soluções iniciais possuem violações nos limites de tensão em cinco períodos de tempo; para o caso A, nos últimos períodos disponíveis para carregamento e para o caso B, nos primeiros períodos, no entanto após a aplicação da metodologia de BT proposta, a solução encontrada para os dois casos, não apresenta violação nas restrições operacionais.

As perdas de energia apresentam maiores valores na configuração inicial. Usando a metodologia proposta, para o caso A o algoritmo escolhe alguns PEVs que estavam sendo carregados nos últimos períodos de tempo para ser carregados nos períodos entre as 23:00 e as 02:00 que são períodos com custos médios como pode ser observado na **Figura 22**. Além disso, pode-se observar também que as perdas são mantidas nos primeiros períodos o que significa que após a aplicação da metodologia proposta nenhum PEV foi carregado nos primeiros períodos de tempo onde o custo da energia é mais caro.

Como é esperado para o caso B, as perdas diminuem nos primeiros períodos de tempo devido ao carregamento de PEVs com prioridade nos períodos entre as 23:00 e as 03:00, que são períodos com um melhor valor de ρ_n , na tentativa de conservar um carregamento rápido e atender as condições de prioridade dos PEVs. Isto pode ser observado na Figura 23.

Tabela 8 – Tensões mínimas e correntes máximas iniciais e finais do cenário 449N_47% BT.

Configuração Inicial			Configuração final usando BT – Caso A		Configuração Inicial		Configuração final usando BT – Caso B	
Hora	$\underline{V}$ [pu]	$\bar{I}_{mn}$ [A]	$\underline{V}$ [pu]	$\bar{I}_{mn}$ [A]	$\underline{V}$ [pu]	$\bar{I}_{mn}$ [A]	$\underline{V}$ [pu]	$\bar{I}_{mn}$ [A]
18:00	0,9279	61,21	0,9279	61,21	0,8670	84,26	0,9227	77,72
19:00	0,9333	56,75	0,9333	56,75	0,8730	79,68	0,9281	73,21
20:00	0,9348	55,48	0,9348	55,48	0,8747	78,38	0,9296	71,93
21:00	0,9378	52,95	0,9378	52,95	0,8780	75,79	0,9327	69,37
22:00	0,9468	45,41	0,9468	45,41	0,8880	68,07	0,9001	67,27
23:00	0,9541	39,19	0,9541	39,19	0,9541	39,19	0,9014	50,22
00:00	0,9614	33,03	0,9098	38,83	0,9614	33,03	0,9094	38,85
01:00	0,9722	23,87	0,9211	29,58	0,9722	23,87	0,9211	29,59
02:00	0,9743	22,06	0,9097	44,58	0,9743	22,06	0,9234	27,75
03:00	0,8953	72,51	0,9009	72,09	0,9531	48,70	0,9007	55,07
04:00	0,8969	71,29	0,9001	71,06	0,9546	47,49	0,9546	47,49
05:00	0,8969	71,29	0,9001	71,06	0,9546	47,49	0,9546	47,49
06:00	0,8904	76,23	0,9006	75,47	0,9487	52,35	0,9487	52,35
07:00	0,8879	78,10	0,9014	77,08	0,9465	54,19	0,9465	54,19

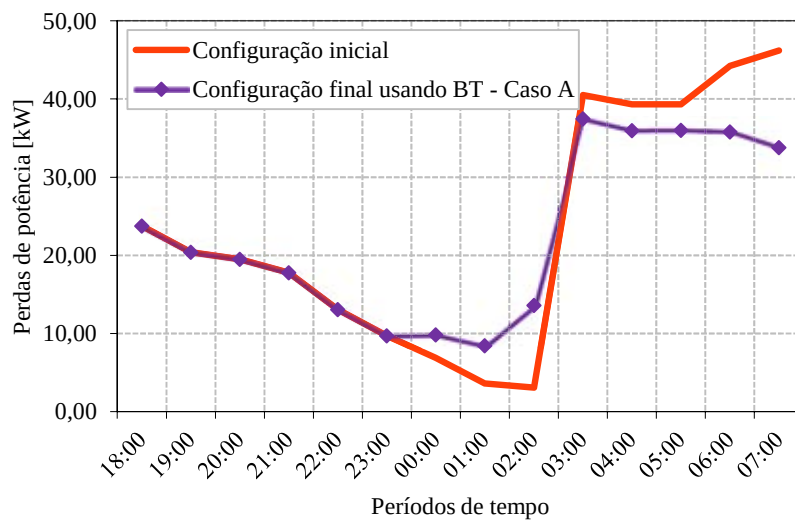
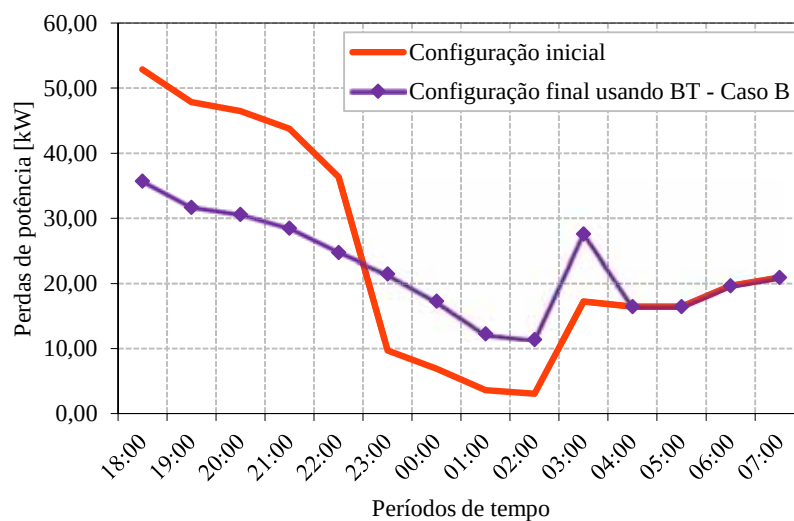
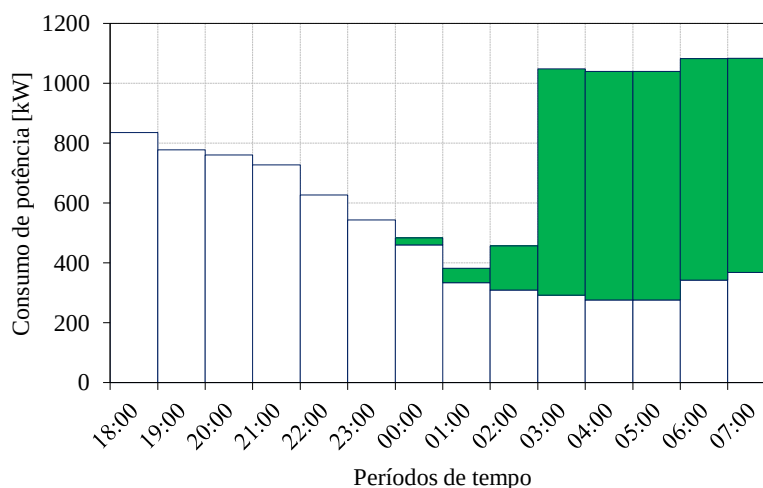
Fonte: Elaboração do autor.**Figura 22** – Perdas de energia iniciais e finais do cenário 449N_47% BT, caso A.**Fonte:** Elaboração do autor.

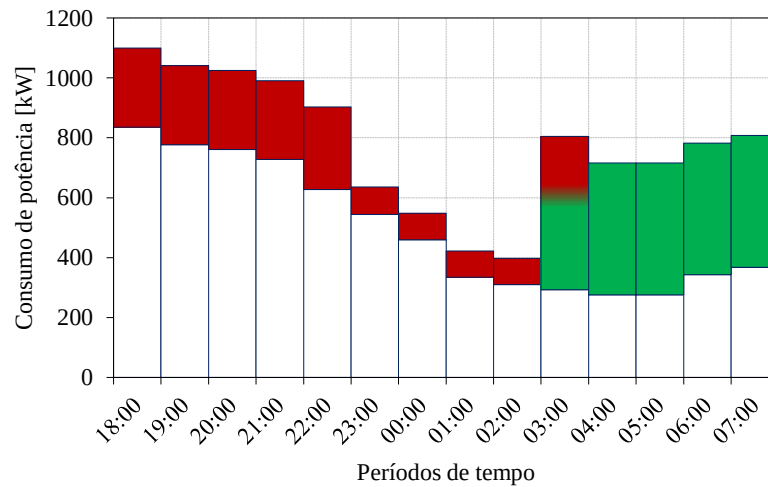
Figura 23 – Perdas de energia iniciais e finais do cenário 449N_47% BT, caso B.

Fonte: Elaboração do autor.

A configuração do carregamento das baterias dos PEVs, encontrada usando o algoritmo de BT proposto para os casos A e B é mostrado na **Figura 24** e na **Figura 25**, respectivamente. Pode-se observar que para o caso em que a prioridade não é considerada, o algoritmo coordena o carregamento das baterias nos períodos de tempo onde o custo de energia é mais baixo para os usuários. Quando a prioridade é considerada o algoritmo coordena o carregamento dos PEVs com prioridade nos primeiros períodos de tempo e aqueles que não têm condição de prioridade são carregados nos últimos períodos de tempo, eliminando os problemas operacionais apresentados na solução inicial.

Figura 24 – Configuração final do cenário 449N_47% BT, caso A.

Fonte: Elaboração do autor.

Figura 25 – Configuração final do cenário 449N_47% BT, caso B.

Fonte: Elaboração do autor.

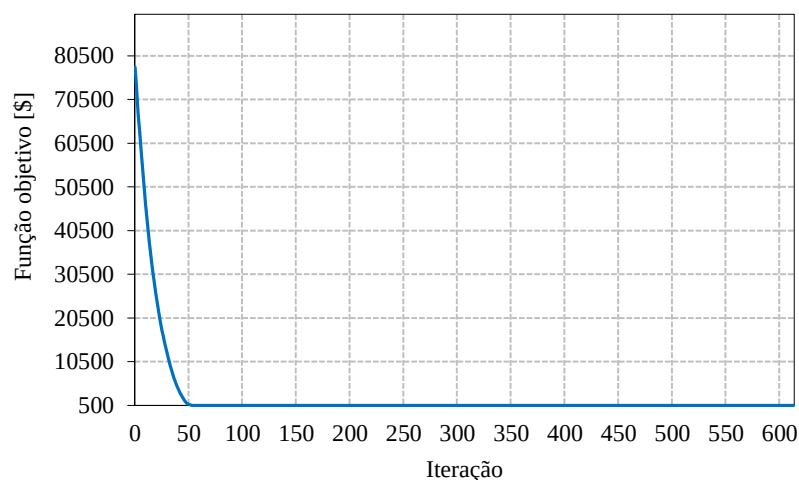
A **Tabela 9** mostra informações sobre o desempenho do algoritmo para os dois casos simulados.

Tabela 9 – Desempenho do algoritmo de BT no cenário 449N_47%.

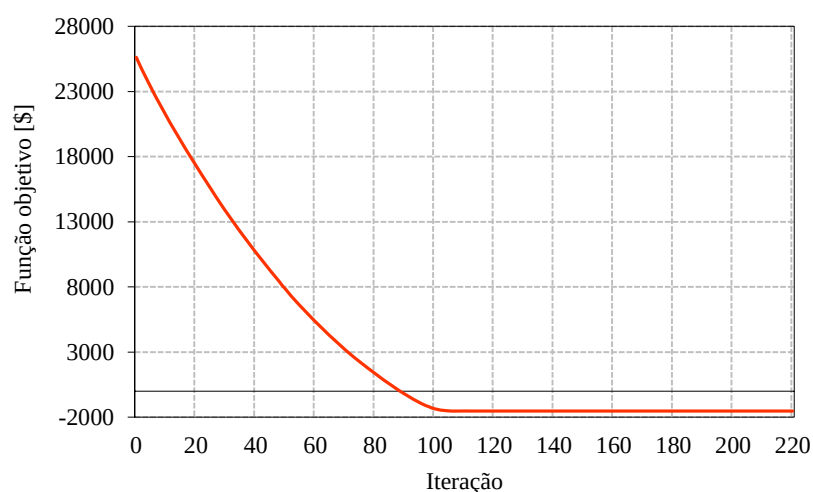
	Caso A	Caso B
# Soluções vizinhas	8.510.040	3.063.060
# Fluxos de potência	10.938.434	2.751.416
# Variações de funções objetivo	5.464.905	1.374.147
Tempo [s]	1.201	301

Fonte: Elaboração do autor.

A metodologia proposta permite resolver o problema de CCPEV de forma rápida. Assim, é observado que o algoritmo fornece uma solução de boa qualidade rapidamente, satisfazendo as restrições operacionais do SDEE. Para o caso A, o algoritmo fornece uma solução sem nenhum tipo de penalização na iteração 54 em um tempo aproximado de 106 segundos. Para o caso B a primeira solução sem penalizações foi encontrada na iteração 106 em um tempo computacional de 145 segundos. Para os dois casos, a metodologia proposta está habilitada para entregar em um arquivo uma solução de boa qualidade, porém, o algoritmo continua sendo executado até terminar o tempo máximo de execução na tentativa de encontrar uma melhor solução. O decrescimento da solução incumbente para os dois casos simulados pode ser observado na Figura 26 e Figura 27.

Figura 26 – Evolução da incumbente do cenário 449N_47% BT, caso A.

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Figura 27 – Evolução da incumbente do cenário 449N_47% BT, caso B.

Fonte: Elaboração do próprio autor.

5.3.2 Carregamento Controlado com um Nível de Penetração de PEVs de 63%.

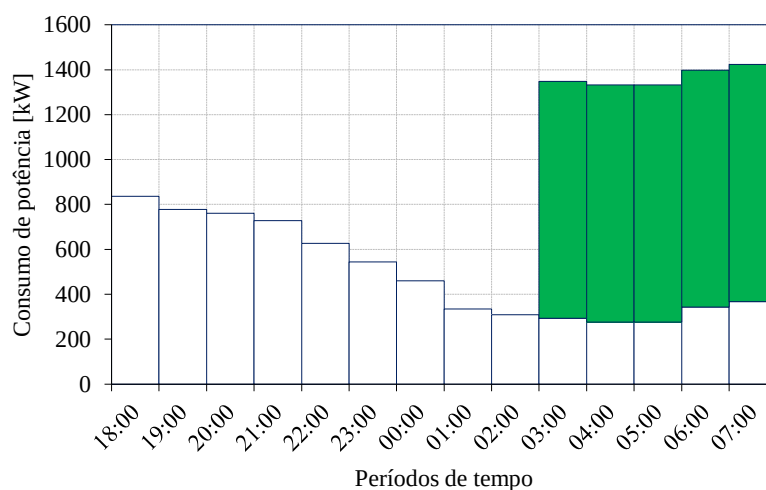
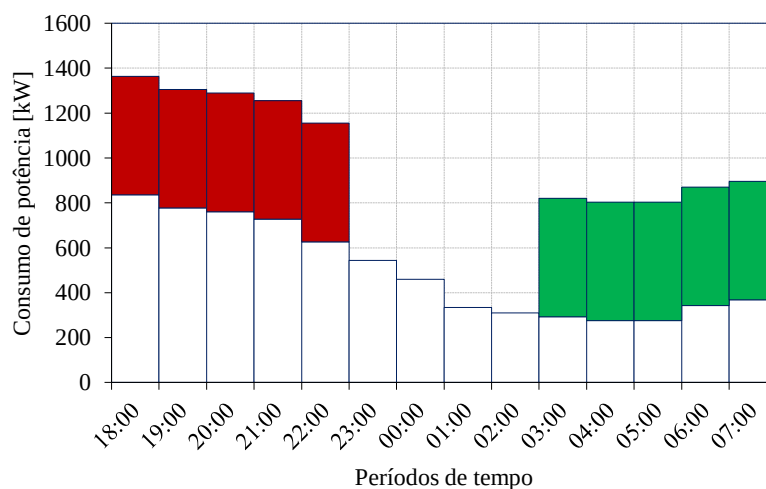
No longo do documento este cenário será chamado de 449N_63%. Neste cenário encontram-se ligados ao sistema secundário do SDEE 264 PEVs (63% do total de nós ligados no SBT). Nos casos onde a prioridade é considerada, 132 PEVs devem ser carregados prioritariamente. Os parâmetros do algoritmo de BT e os dados de entrada usados nos casos de prova deste cenário são mostrados na **Tabela 10**. Estes dados foram escolhidos de acordo com uma análise experimental feita para cada um dos casos de prova simulados.

Tabela 10 – Parâmetros do algoritmo de BT do cenário 449N_63%.

Parâmetro	A	B	C	D
Tempo máximo de execução [segundos]	1200	300	1800	300
Atributo tabu	100	100	100	150
θ	1000	1000	1000	1000
σ	20	20	20	20
Π	0,1	0,1	0,1	0,1

Fonte: Elaboração do autor.

A solução inicial do algoritmo BT para os casos de prova é mostrada na Figura 28 e Figura 29, segundo o exposto na Subseção 4.1.1.2.

Figura 28 – Configuração inicial do cenário 449N_63% BT, casos A e C.**Figura 29** – Configuração inicial do cenário 449N_63% BT, casos B e D.

Fonte: Elaboração do próprio autor.

O valor da função objetivo e os custos relacionados são mostrados na **Tabela 11** e na **Tabela 12**. A metodologia proposta melhora os custos totais de operação, eliminando principalmente os custos das penalizações e apresentando características similares às mencionadas na Seção 5.3.1.

Os casos analisados na **Tabela 12** consideram a operação de fontes de GD. Deste modo, é possível observar que os custos totais de operação do SDEE são menores para estes casos em particular. Isso permite afirmar que a presença de fontes de GD dentro do SDEE fornece melhores soluções para o problema de CCPEV.

Tabela 11 – Custos totais de operação cenário do 449N_63% BT, casos A e B.

Custo [\$]	A		B	
	Configuração Inicial	Configuração final usando BT	Configuração Inicial	Configuração final usando BT
Perdas de energia	15,93	15,56	22,97	19,29
Penalização por tensão	320947,34	0,00	687861,37	0,00
Penalização por capacidade	0,00	0,00	0,00	0,00
Penalização por prioridade	0,00	0,00	-4190,21	-3514,43
Demandas convencionais e PEVs	536,55	541,39	651,13	638,39
Penalização energia não fornecida	0,00	0,00	0,00	0,00
Custo total	321499,82	556,95	684345,26	-2856,76

Fonte: Elaboração do autor.

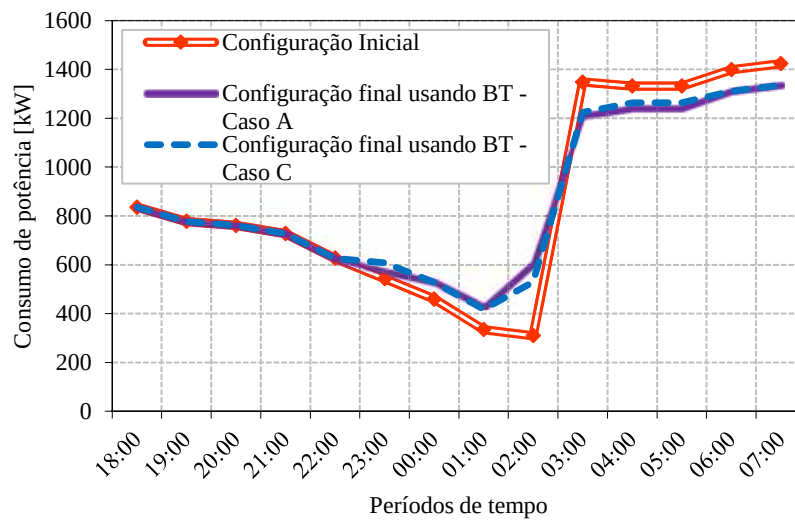
Tabela 12 – Custos totais de operação cenário 449N_63% BT, casos C e D.

Custo [\$]	C		D	
	Configuração Inicial	Configuração final usando BT	Configuração Inicial	Configuração final usando BT
Perdas de energia	14,43	14,00	19,98	16,57
Penalização por tensão	295690,23	0,00	504166,18	0,00
Penalização por capacidade	0,00	0,00	0,00	0,00
Penalização por prioridade	0,00	0,00	-4190,21	-3514,45
Demandas convencionais e PEVs	468,90	477,62	583,48	571,45
Penalização energia não fornecida	0,00	0,00	0,00	0,00
Custo total	296173,56	491,62	500579,43	-2926,43

Fonte: Elaboração do autor.

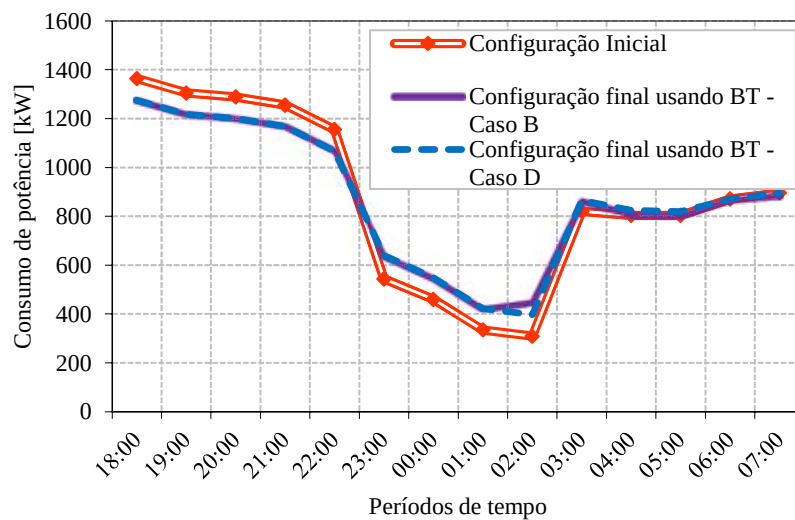
O consumo inicial e final de energia com PEVs ligados no SDEE usando o algoritmo de BT proposto para todos os casos de prova, são mostrados na Figura 30 e na Figura 31.

Figura 30 – Consumo inicial e final de energia do cenário 449N_63% BT, casos A e C.



Fonte: Elaboração do autor.

Figura 31 – Consumo inicial e final de energia do cenário 449N_63% BT, casos B e D.



Fonte: Elaboração do autor.

As tensões mínimas e as correntes máximas em cada período de tempo são apresentadas na Tabela 13. É mostrado que as soluções iniciais possuem violações nos limites de tensão em cinco períodos de tempo; para os casos A e C, nos últimos períodos disponíveis para carregamento e para os casos B e D, nos primeiros períodos, no entanto após a aplicação da metodologia de BT proposta, a solução encontrada para todos os casos, não apresenta violação nos limites. Pode ser observado que após a aplicação da metodologia proposta os valores das correntes máximas pelas linhas são melhorados também, principalmente naqueles períodos de tempo com maior número de PEVs conectados.

Tabela 13 – Tensões mínimas e correntes máximas iniciais e finais cenário 449N_63% BT.

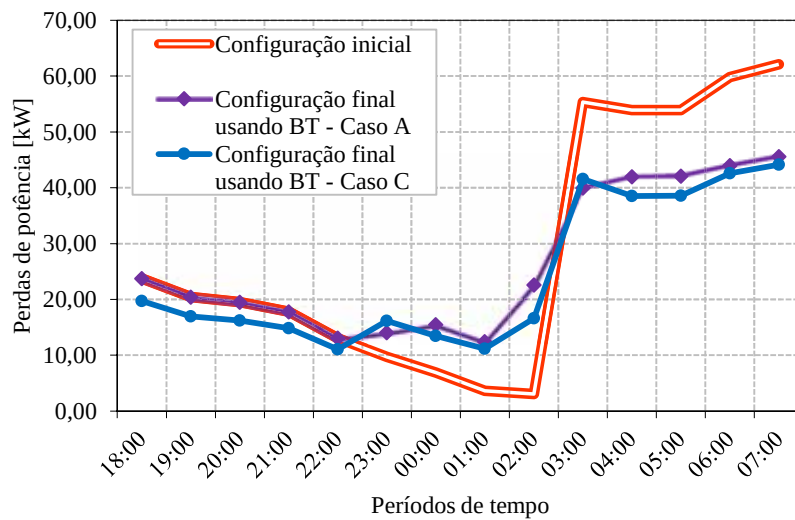
	Configuração Inicial		Configuração final usando BT – Caso A		Configuração Inicial		Configuração final usando BT – Caso B	
Hora	$\underline{V}$ [pu]	$\bar{I}_{mn}$ [A]	$\underline{V}$ [pu]	$\bar{I}_{mn}$ [A]	$\underline{V}$ [pu]	$\bar{I}_{mn}$ [A]	$\underline{V}$ [pu]	$\bar{I}_{mn}$ [A]
18:00	0,9279	61,21	0,9279	61,21	0,8670	84,26	0,9227	77,72
19:00	0,9333	56,75	0,9333	56,75	0,8730	79,68	0,9281	73,21
20:00	0,9348	55,48	0,9348	55,48	0,8747	78,38	0,9296	71,93
21:00	0,9378	52,95	0,9378	52,95	0,8780	75,79	0,9327	69,37
22:00	0,9468	45,41	0,9468	45,41	0,8880	68,07	0,9001	67,27
23:00	0,9541	39,19	0,9541	39,19	0,9541	39,19	0,9014	50,22
00:00	0,9614	33,03	0,9098	38,83	0,9614	33,03	0,9094	38,85
01:00	0,9722	23,87	0,9211	29,58	0,9722	23,87	0,9211	29,59
02:00	0,9743	22,06	0,9097	44,58	0,9743	22,06	0,9234	27,75
03:00	0,8953	72,51	0,9009	72,09	0,9531	48,70	0,9007	55,07
04:00	0,8969	71,29	0,9001	71,06	0,9546	47,49	0,9546	47,49
05:00	0,8969	71,29	0,9001	71,06	0,9546	47,49	0,9546	47,49
06:00	0,8904	76,23	0,9006	75,47	0,9487	52,35	0,9487	52,35
07:00	0,8879	78,10	0,9014	77,08	0,9465	54,19	0,9465	54,19
	Configuração Inicial		Configuração final usando BT – Caso C		Configuração Inicial		Configuração final usando BT – Caso D	
Hora	$\underline{V}$ [pu]	$\bar{I}_{mn}$ [A]	$\underline{V}$ [pu]	$\bar{I}_{mn}$ [A]	$\underline{V}$ [pu]	$\bar{I}_{mn}$ [A]	$\underline{V}$ [pu]	$\bar{I}_{mn}$ [A]
18:00	0,9373	60,64	0,9373	60,64	0,8742	94,52	0,9293	87,94
19:00	0,9420	56,25	0,9420	56,25	0,8800	89,98	0,9346	83,47
20:00	0,9434	55,01	0,9434	55,01	0,8817	88,69	0,9361	82,20
21:00	0,9460	52,52	0,9460	52,52	0,8850	86,12	0,9391	79,66
22:00	0,9539	45,09	0,9539	45,09	0,8947	78,49	0,9007	72,61
23:00	0,9602	38,96	0,9087	44,78	0,9602	38,96	0,9076	50,10
00:00	0,9666	32,86	0,9156	38,61	0,9666	32,86	0,9156	38,61
01:00	0,9748	23,81	0,9240	29,50	0,9748	23,81	0,9240	29,50
02:00	0,9769	22,00	0,9142	38,93	0,9769	22,00	0,9263	27,67
03:00	0,8867	90,20	0,9001	89,02	0,9495	54,55	0,9004	60,80
04:00	0,8884	88,95	0,9000	87,95	0,9510	53,34	0,9000	59,69
05:00	0,8884	88,95	0,9000	87,95	0,9510	53,34	0,9001	59,69
06:00	0,8818	93,95	0,9027	87,24	0,9450	58,22	0,9450	58,22
07:00	0,8793	95,84	0,9334	89,10	0,9428	60,06	0,9428	60,06

Fonte: Elaboração do autor.

As perdas de energia são apresentadas na Figura 32 e na Figura 33. A configuração inicial apresenta maiores perdas em alguns períodos de tempo. Usando a metodologia proposta, as perdas são redistribuídas em todos os períodos disponíveis para o carregamento melhorando a operação do sistema. Além disso, pode-se observar que para o caso A, as perdas são mantidas nos primeiros períodos o que significa que após a aplicação da metodologia proposta nenhum PEV foi carregado nos primeiros períodos de tempo onde o custo da energia

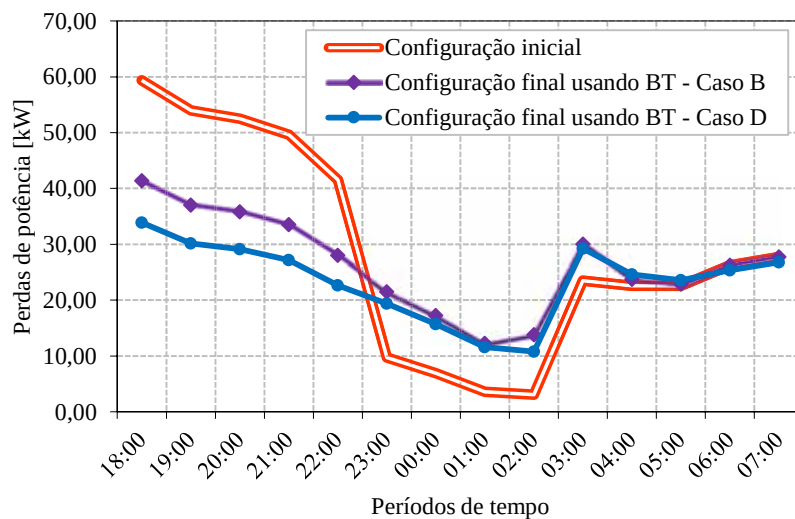
é mais caro. Como é esperado para os casos B e D, as perdas diminuem nos primeiros períodos de tempo devido ao carregamento de PEVs em períodos de custo médio com um melhor valor de ρ_n , na tentativa de conservar um carregamento rápido e atender as condições de prioridade dos PEVs. Nas figuras é possível observar também que, os casos que consideram operação de fontes de GD (casos C e D) apresentam menor valor de perdas.

Figura 32 – Perdas de energia iniciais e finais do cenário 449N_63% BT, casos A e C.



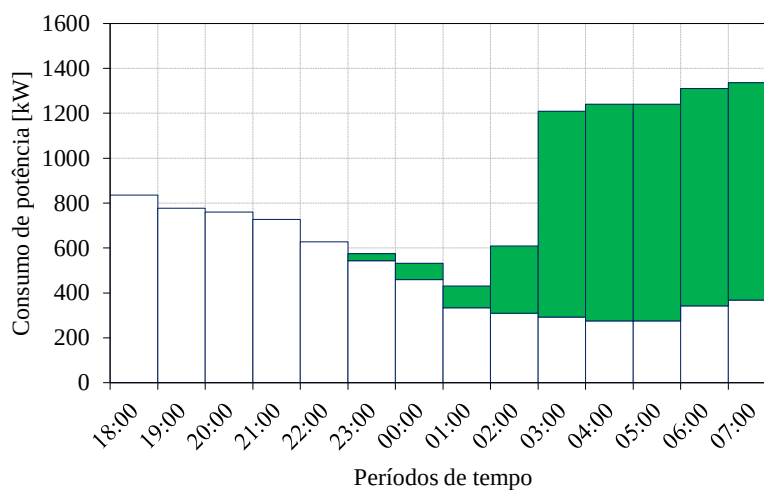
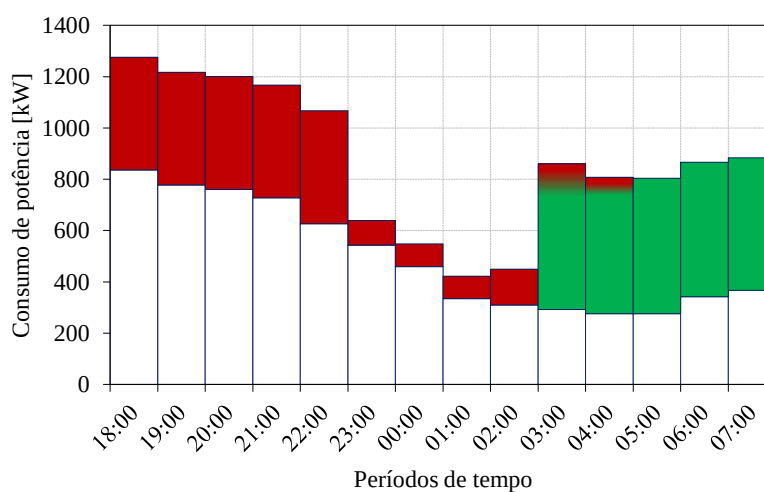
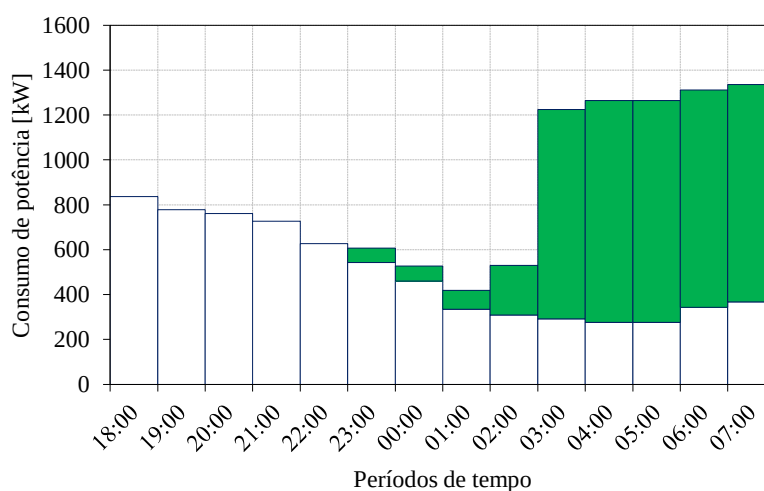
Fonte: Elaboração do autor.

Figura 33 – Perdas de energia iniciais e finais do cenário 449N_63% BT, casos B e D.

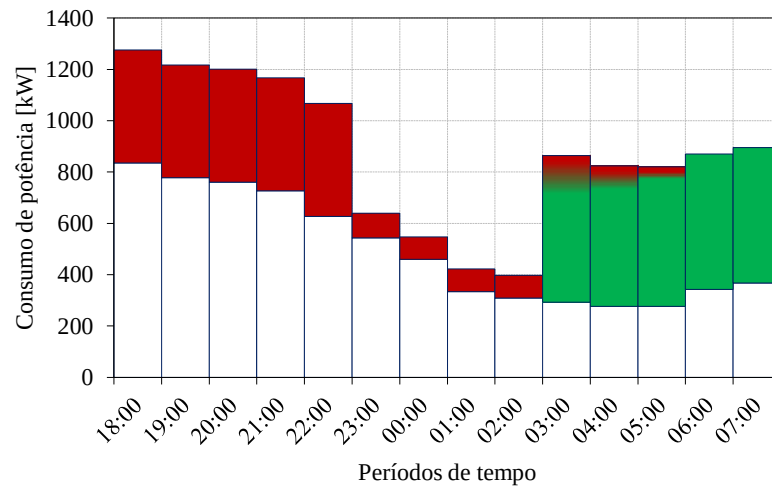


Fonte: Elaboração do autor.

As configurações do carregamento das baterias dos PEVs, encontradas usando o algoritmo de BT em todos os casos de prova são mostradas nas Figuras 34-37.

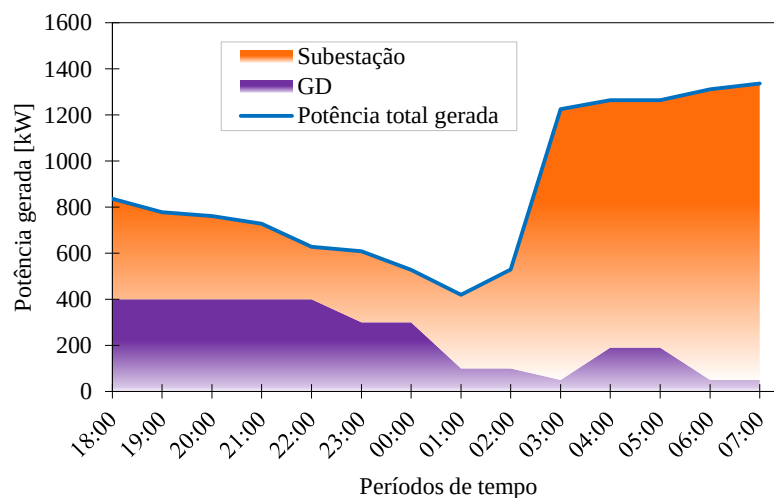
Figura 34 – Configuração final do cenário 449N_63% BT, caso A.**Figura 35** – Configuração final do cenário 449N_63% BT, caso B.**Figura 36** – Configuração final do cenário 449N_63% BT, caso C.

Fonte: Elaboração do autor.

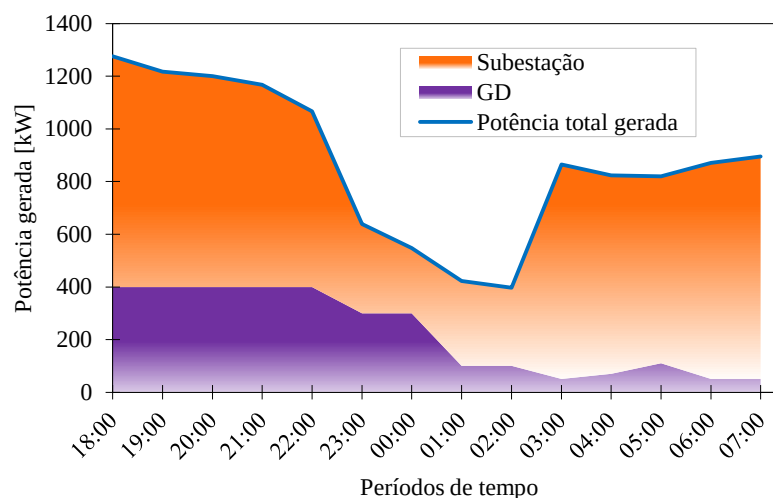
Figura 37 – Configuração final do cenário 449N_63% BT, caso D.

Fonte: Elaboração do autor.

A Figura 38 e a Figura 39 mostram a quantidade de potência fornecida pela subestação e pelas fontes de GD na configuração final do carregamento das baterias dos PEVs, encontrada pela metodologia BT proposta para cada um dos casos de prova. É possível observar que nos primeiros períodos de tempo as fontes de GD fornecem sua máxima potência; isto é porque nestes períodos o custo da energia fornecida pelas fontes é menor do que o custo da energia fornecida pela subestação. Além disso, em alguns períodos de tempo onde é concentrado o carregamento de PEVs, também há uma quantidade considerável de potência fornecida pelas fontes de GD permitindo o carregamento de um número maior de PEVs nesses períodos e uma operação adequada do SDEE.

Figura 38 – Potência fornecida pelas fontes de GD no cenário 449N_63% BT, caso C.

Fonte: Elaboração do autor.

Figura 39 – Potência fornecida pelas fontes de GD no cenário 449N_63% BT, caso D.

Fonte: Elaboração do autor.

A Tabela 14 mostra informações sobre o desempenho do algoritmo para os quatro casos simulados.

Tabela 14 – Desempenho do algoritmo de BT no cenário 449N_63%.

	Caso A	Caso B	Caso C	Caso D
# Soluções vizinhas	8.611.680	3.049.200	18.480.000	2.531.760
# Fluxos de potência	10.712.092	2.706.286	23.773.284	2.735.520
# Variações de funções objetivo	5.352.770	1.351.974	11.863.675	1.363.945
Tempo [s]	1.201	301	2.650	302

Fonte: Elaboração do autor.

A metodologia proposta permite resolver o problema de CCPEV de forma rápida. Assim, é observado que o algoritmo fornece uma solução de boa qualidade rapidamente, satisfazendo as restrições operacionais do SDEE. Para o caso A, o algoritmo fornece uma solução sem nenhum tipo de penalização na iteração 173 em um tempo aproximado de 446 segundos. Para o caso B a primeira solução sem penalizações foi encontrada na iteração 131 em um tempo computacional de 239 segundos. No caso C a primeira solução sem penalizações foi encontrada na iteração 97 em um tempo computacional de 257 segundos e para o caso D, a primeira solução sem penalizações foi encontrada na iteração 110 em um tempo computacional de 243 segundos. Em todos os casos, a metodologia proposta está habilitada para entregar em um arquivo uma solução de boa qualidade, porém, o algoritmo continua sendo executado até terminar o tempo máximo de execução na tentativa de encontrar

uma melhor solução. O decrescimento da solução incumbente para todos os casos simulados pode ser observado na Figura 40 e na Figura 41.

Figura 40 – Evolução da incumbente do cenário 449N_63% BT, casos A e C.

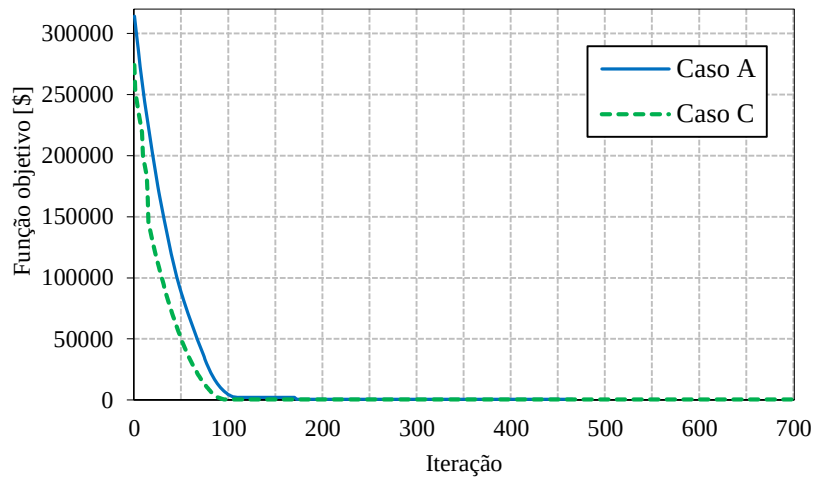
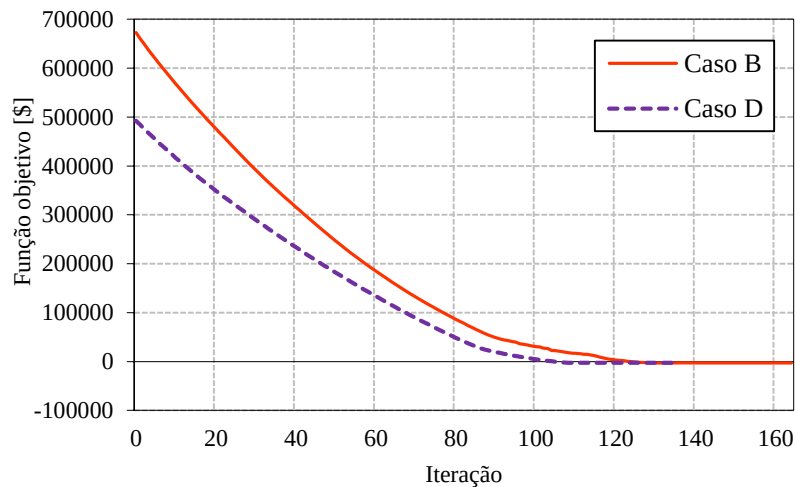


Figura 41 – Evolução da incumbente do cenário 449N_63% BT, casos B e D.



Fonte: Elaboração do autor.

5.3.3 Análise dos Parâmetros do Algoritmo de BT.

A escolha dos parâmetros de um algoritmo de BT é um fator muito importante na obtenção de soluções de boa qualidade. Deste modo, é necessário identificar os valores dos parâmetros que conduzem às melhores soluções. Por exemplo, se o valor do atributo tabu é muito alto pode acontecer um fenômeno chamado de ciclagem que impede guiar a busca há regiões não exploradas, mas se é muito baixo, o algoritmo pode ficar preso em uma solução

ótima local. Aliás, o número máximo de iterações também é importante e depende da magnitude do problema e da quantidade de soluções vizinhas que podem ser geradas. Portanto, neste trabalho foram feitas várias provas para cada cenário de carregamento e cada caso de prova, escolhendo diferentes valores para o número de iterações máximas e o valor do atributo tabu, na tentativa de encontrar os melhores parâmetros para realizar as simulações. A Tabela 15 mostra um resumo das provas feitas em alguns casos de prova, incluindo o valor da função objetivo e a iteração onde foi encontrada a melhor solução.

Tabela 15 – Análise dos parâmetros do algoritmo de BT.

		449N_47% - Caso A		449N_47% - Caso B		449N_63% - Caso C		449N_63% - Caso D	
# Máx iter	Valor tabu	Função objetivo [\$]	Iter S.	Função objetivo [\$]	Iter S.	Função objetivo [\$]	Iter S.	Função objetivo [\$]	Iter S.
500	50	515,55	54	-1540,67	106	493,17	426	-2926,43	110
	100	514,68	209	-1540,67	106	492,62	452	-2926,43	110
	150	514,62	342	-1540,67	106	492,20	314	-2926,43	110
	200	515,47	54	-1540,67	106	491,80	348	-2926,43	110
	250	515,47	54	-1540,67	106	492,14	426	-2926,43	110
1000	50	515,55	54	-1540,67	106	493,17	426	-2926,43	110
	100	514,68	209	-1540,67	106	491,62	677	-2926,43	110
	150	514,62	342	-1540,67	106	491,78	817	-2926,43	110
	200	514,84	652	-1540,67	106	491,80	348	-2926,43	110
	250	514,82	813	-1540,67	106	491,86	585	-2926,43	110

Fonte: Elaboração do autor.

5.4 RESULTADOS CARREGAMENTO CONTROLADO USANDO GRASP

Nesta subseção apresenta-se a programação do carregamento dos PEVs usando a metaheurística GRASP. São apresentados principalmente os custos totais de operação, perdas de energia, tensões e correntes e consumo de potência fazendo uma análise comparativa entre a configuração inicial e a configuração final encontrada usando a metodologia proposta.

5.4.1 Carregamento Controlado com um Nível de Penetração de PEVs de 47%.

Neste cenário são consideradas as mesmas informações expostas na Seção 5.3.1 para os nomes dos cenários e casos de prova, número de PEVs ligados no sistema secundário do SDEE e número de PEVs que devem ser carregados com prioridade.

As simulações foram feitas usando como parâmetros do algoritmo GRASP um valor de $\alpha = 0,5$ e um número máximo de 24 iterações para todos os casos de prova. Aliás, é definido um tempo máximo de execução para o algoritmo usado na fase de busca local do GRASP. O algoritmo GRASP proposto é executado aplicando os conceitos de computação paralela, onde vários cálculos são realizados simultaneamente. Assim, as 24 iterações do GRASP são executadas concorrentemente, uma por cada núcleo da máquina.

A configuração inicial para os dois casos de prova é uma solução sem PEVs ligados no SDEE. Nesse caso é ativada a restrição relacionada ao custo de penalização pela energia que não é possível fornecer às baterias dos PEVs (Equação 7). O AHC é quem constrói a solução inicial, portanto a configuração inicial corresponde à mesma curva de carga mostrada na Figura 17.

O valor da função objetivo e os custos relacionados são mostrados na Tabela 16. A metodologia proposta elimina o custo de penalização pela energia não fornecida às baterias dos PEVs, o que significa que todos foram carregados totalmente. Comparando a configuração inicial e a configuração final para os dois casos, é possível observar que os custos das perdas e custos das demandas convencionais e dos PEVs aumentam, sendo este um resultado lógico, pois, inicialmente nenhum PEV encontra-se ligado na rede. Isso confirma que a penetração de PEVs nos SDEE afeta de forma direta sua operação. Também é observado que a metodologia proposta fornece uma solução de boa qualidade, satisfazendo as restrições operacionais do sistema, e além do mais, atingindo as condições de prioridade. Aliás, para o caso B, o algoritmo GRASP atingiu o mesmo valor da função objetivo encontrada pelo algoritmo BT como é mostrado na Tabela 7.

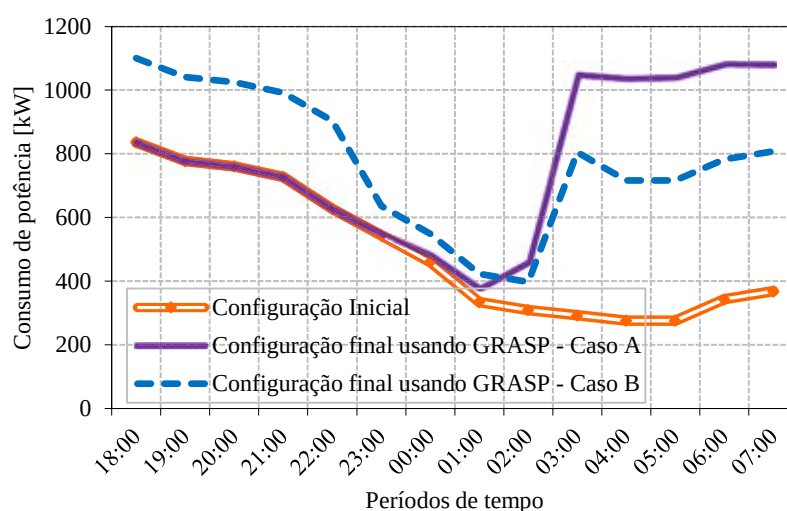
Tabela 16 – Custos totais de operação do cenário 449N_47% GRASP, casos A e B.

Custo [\$]	A		B	
	Configuração Inicial	Configuração final usando GRASP	Configuração Inicial	Configuração final usando GRASP
Perdas de energia	8,33	13,65	8,33	16,61
Penalização por tensão	0,00	0,00	0,00	0,00
Penalização por capacidade	0,00	0,00	0,00	0,00
Penalização por prioridade	0,00	0,00	0,00	-2120,38
Demandas convencionais e PEVs	387,65	501,25	387,65	563,11
Penalização energia não fornecida	396,00	0,00	396,00	0,00
Custo total	791,99	514,90	791,99	-1540,67

Fonte: Elaboração do autor.

O consumo inicial e o consumo final de energia com PEVs ligados no SDEE encontrado usando o algoritmo GRASP proposto para resolver o problema nos dois casos de prova, é mostrado na Figura 42. Pode-se observar que após a aplicação da metodologia proposta para o caso A, o carregamento é distribuído nos períodos de tempo onde o custo de energia é mais baixo. No caso B algumas baterias de PEVs são carregadas nos primeiros períodos de tempo, e outras são carregadas nos últimos, respeitando as condições de prioridade dos PEVs.

Figura 42 – Consumo inicial e final de energia do cenário 449N_47% GRASP, casos A e B.



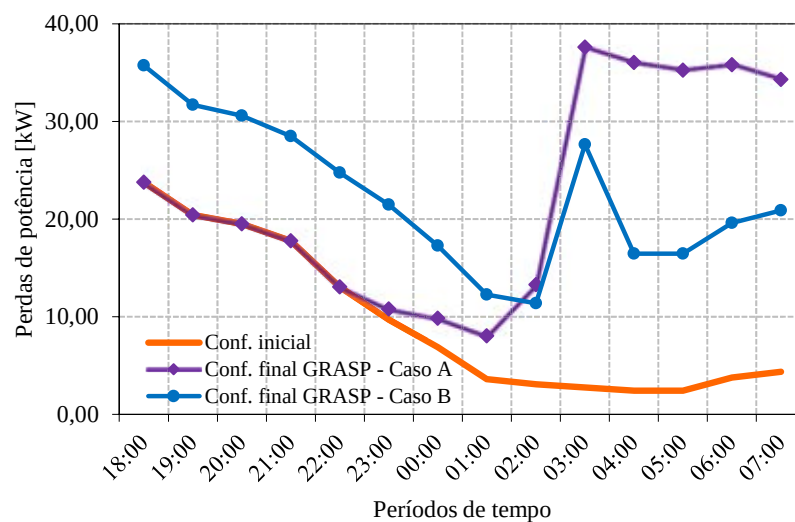
Fonte: Elaboração do autor.

As tensões mínimas e as correntes máximas em cada período de tempo são apresentadas na Tabela 17. É mostrado que inicialmente o sistema não apresenta violações nos limites de tensão; no entanto, quando o sistema opera com presença de PEVs, as tensões diminuem e as correntes aumentam, mas a solução fornecida pela metodologia proposta mantém a operação do sistema respeitando as restrições operacionais nos dois casos de prova.

Como pode ser observado na Figura 43, as perdas de energia aumentam quando existem PEVs ligados na rede. Para o caso A é possível observar que o algoritmo escolhe os últimos períodos de tempo, que são os períodos com menor custo de energia, para carregar as baterias dos PEVs. Também é possível observar, que as perdas são mantidas nos primeiros períodos o que significa que após a aplicação da metodologia proposta nenhum PEV foi carregado nos primeiros períodos de tempo onde o custo da energia é mais caro. Como é esperado, para o caso B, as perdas aumentam nos primeiros períodos de tempo devido ao carregamento de PEVs com prioridade. Nos últimos períodos as perdas não são tão altas quando comparadas com o caso A devido ao carregamento das baterias dos PEVs que foi distribuído de acordo com as condições de prioridade.

Tabela 17 – Tensões mínimas e correntes máximas iniciais e finais cenário 449N_47% GRASP.

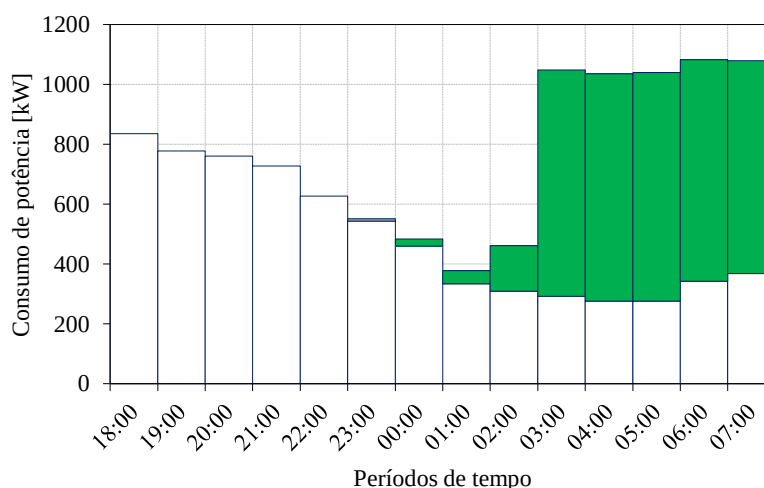
Configuração Inicial					Configuração final usando GRASP – Caso A		Configuração final usando GRASP – Caso B	
Hora	$\underline{V}$ [pu]	Nó [m]	$\bar{I}_{mn}$ [A]	Linha [#]	$\underline{V}$ [pu]	$\bar{I}_{mn}$ [A]	$\underline{V}$ [pu]	$\bar{I}_{mn}$ [A]
18:00	0,9279	135	61,21	125	0,9279	61,21	0,9227	77,72
19:00	0,9333	135	56,75	125	0,9333	56,75	0,9281	73,21
20:00	0,9348	135	55,48	125	0,9348	55,48	0,9296	71,93
21:00	0,9378	135	52,95	125	0,9378	52,95	0,9327	69,37
22:00	0,9468	135	45,41	125	0,9468	45,41	0,9001	67,27
23:00	0,9541	135	39,19	125	0,9033	45,02	0,9014	50,22
00:00	0,9614	135	33,03	125	0,9098	38,83	0,9094	38,85
01:00	0,9722	135	23,87	125	0,9212	29,58	0,9211	29,59
02:00	0,9743	135	22,06	125	0,9064	44,76	0,9234	27,75
03:00	0,9757	135	20,85	125	0,9009	72,09	0,9007	55,07
04:00	0,9771	135	19,64	125	0,9000	71,07	0,9546	47,49
05:00	0,9771	135	19,64	125	0,9001	71,06	0,9546	47,49
06:00	0,9715	135	24,48	125	0,9006	75,47	0,9487	52,35
07:00	0,9693	135	26,30	125	0,9000	77,18	0,9465	54,19

Fonte: Elaboração do autor.**Figura 43** – Perdas de energia iniciais e finais do cenário 449N_47% GRASP, casos A e B.**Fonte:** Elaboração do autor.

A configuração do carregamento das baterias dos PEVs, encontrado usando o algoritmo GRASP proposto para o caso A é mostrado na Figura 44. Para o caso B o

carregamento é o mesmo mostrado na Figura 25 devido ao fato de que os dois algoritmos encontraram a mesma solução para este caso.

Figura 44 – Configuração final do cenário 449N_47% GRASP, caso A.



Fonte: Elaboração do autor.

A Tabela 18 mostra informações sobre o desempenho do algoritmo para os dois casos simulados.

Tabela 18 – Desempenho do algoritmo GRASP no cenário 449N_47%.

	A	B
# Soluções vizinhas	1.746.360	2.383.920
# Fluxos de potência	2.194.868	2.574.442
# Variações de funções objetivo	1.089.615	1.279.080
Tempo [s]	241	286

Fonte: Elaboração do autor.

A metodologia proposta permite fornecer uma solução ao problema de CCPEV rapidamente. Para o caso A, o algoritmo fornece uma solução factível na iteração 39 em um tempo computacional de 75 segundos aproximadamente e para o caso B a primeira solução factível é fornecida na iteração 104 em um tempo computacional de 173 segundos.

Assim, para os dois casos de prova, a metodologia proposta está habilitada para entregar um arquivo com uma solução de boa qualidade caso seja necessária em um tempo mínimo, e depois, o algoritmo continua sendo executado até terminar o processo na tentativa de encontrar uma melhor solução.

5.4.2 Carregamento Controlado com um Nível de Penetração de PEVs de 63%.

Neste cenário são consideradas as mesmas informações expostas na Seção 5.3.2 para os nomes dos cenários e casos de prova, número de PEVs ligados no sistema secundário do SDEE e número de PEVs que devem ser carregados com prioridade.

As simulações foram feitas usando como parâmetros do algoritmo GRASP um valor de $\alpha = 0.5$ para todos os casos de prova e com um tempo máximo de execução usando computação paralela.

A configuração inicial para os dois casos de prova é uma solução sem PEVs ligados no SDEE. Nesse caso é ativada a restrição relacionada ao custo de penalização pela energia que não é possível fornecer às baterias dos PEVs (Equação 7). O AHC é quem constrói a solução inicial, portanto a configuração inicial corresponde à mesma curva de carga mostrada na Figura 17.

O valor da função objetivo e os custos relacionados são mostrados na Tabela 19 e na Tabela 20. Mesmo que no cenário com 47% de penetração de PEVs, os custos das perdas e custos das demandas convencionais e dos PEVs aumentem, pois, inicialmente nenhum PEV encontra-se ligado na SBT, é observado que a metodologia proposta melhora a função objetivo, satisfazendo as restrições operacionais do sistema e as condições de prioridade dos PEVs. Os casos analisados na Tabela 20 consideram a operação de fontes de GD. Deste modo, é possível observar que os custos totais de operação do SDEE são menores para estes casos em particular fornecendo melhores soluções para o problema de CCPEV.

Tabela 19 – Custos totais de operação do cenário 449N_63% GRASP, casos A e B.

Custo [\$]	A		B	
	Configuração Inicial	Configuração final usando GRASP	Configuração Inicial	Configuração final usando GRASP
Perdas de energia	8,33	15,53	8,33	19,32
Penalização por tensão	0,00	0,00	0,00	0,00
Penalização por capacidade	0,00	0,00	0,00	0,00
Penalização por prioridade	0,00	0,00	0,00	-3515,10
Demandas convencionais e PEVs	387,65	541,47	387,65	638,45
Penalização energia não fornecida	528,00	0,00	528,00	0,00
Custo total	923,99	556,99	923,99	-2857,34

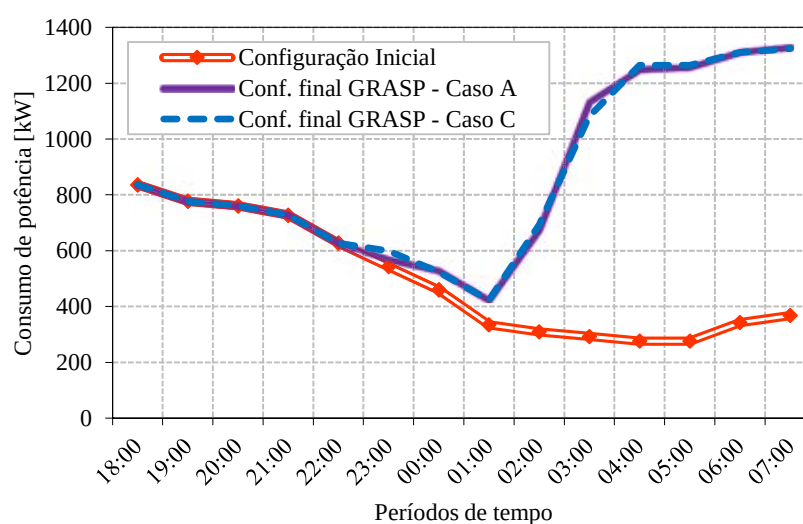
Fonte: Elaboração do autor.

Tabela 20 – Custos totais de operação do cenário 449N_63% GRASP, casos C e D.

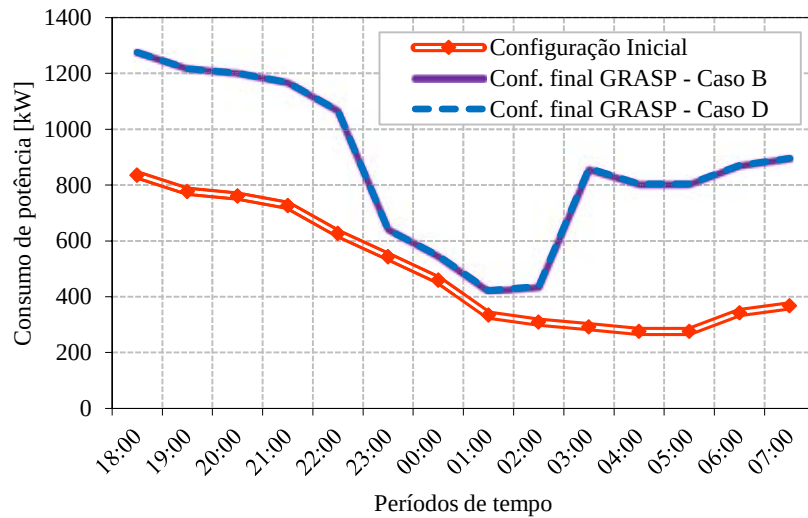
Custo [\$]	C		D	
	Configuração Inicial	Configuração final usando GRASP	Configuração Inicial	Configuração final usando GRASP
Perdas de energia	7,00	13,93	7,00	16,57
Penalização por tensão	0,00	0,00	0,00	0,00
Penalização por capacidade	0,00	0,00	0,00	0,00
Penalização por prioridade	0,00	0,00	0,00	-3514,62
Demandas convencionais e PEVs	320,00	478,00	320,00	570,68
Penalização energia não fornecida	528,00	0,00	528,00	0,00
Custo total	855,01	491,93	855,01	-2927,38

Fonte: Elaboração do autor.

O consumo inicial e o consumo final de energia com PEVs ligados no SDEE encontrado usando o algoritmo GRASP proposto para resolver o problema em todos os casos de prova é mostrado na Figura 45 e na Figura 46. É possível observar que não existe muita diferença entre o consumo de potência sem e com presença de fontes de GD. A principal diferença radica no valor dos custos totais de operação.

Figura 45 – Consumo inicial e final de energia do cenário 449N_63% GRASP, casos A e C.

Fonte: Elaboração do autor.

Figura 46 – Consumo inicial e final de energia do cenário 449N_63% GRASP, casos B e D.

Fonte: Elaboração do autor.

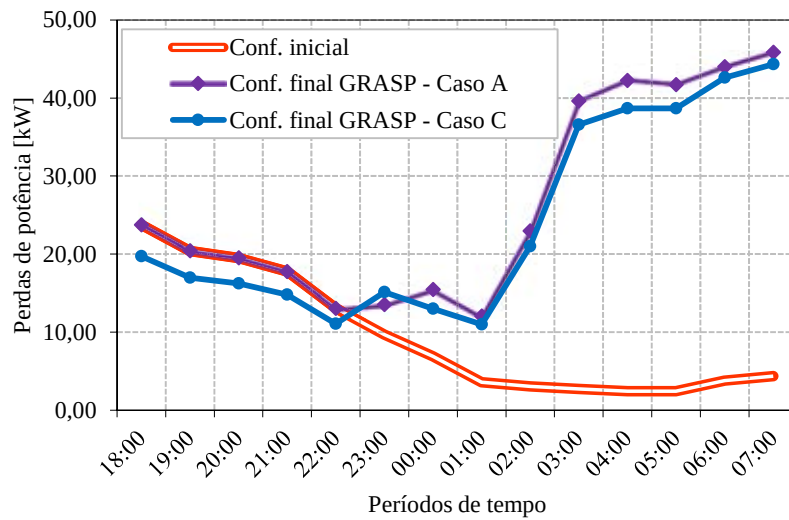
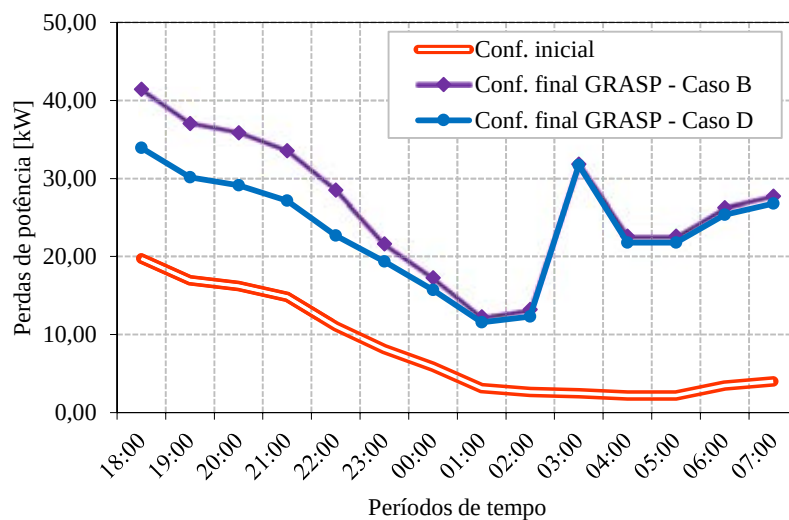
As tensões mínimas e as correntes máximas em cada período de tempo são apresentadas na Tabela 21. É mostrado que inicialmente o sistema não apresenta violações nos limites de tensão, no entanto, quando o sistema opera em presença de PEVs, as tensões diminuem e as correntes aumentam, mas a solução fornecida pela metodologia proposta mantém a operação do sistema respeitando as restrições operacionais em todos os casos de prova.

As perdas de energia são apresentadas na Figura 47 e na Figura 48. É possível observar que para os casos A e C, as perdas aumentam nos últimos períodos de tempo devido ao carregamento dos PEVs sem prioridade. Para os casos B e D, existe uma concentração especial das perdas nos primeiros períodos de tempo devido ao carregamento dos PEVs com condições de prioridade. Aliás, as perdas aumentam em todos os períodos de tempo o que indica que em cada um desses períodos existem PEVs carregando-se, e que o carregamento das baterias dos PEVs foi distribuído de acordo com as condições de prioridade. As figuras permitem observar também que o valor das perdas de potência é menor quando o SDEE opera com presença de fontes de GD.

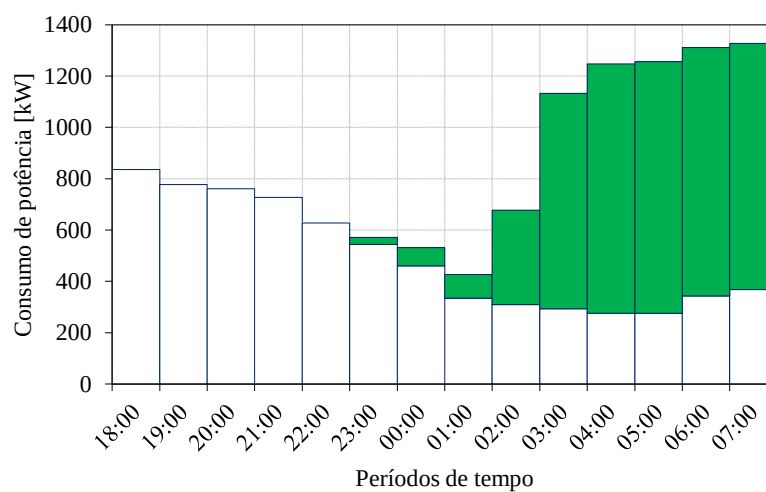
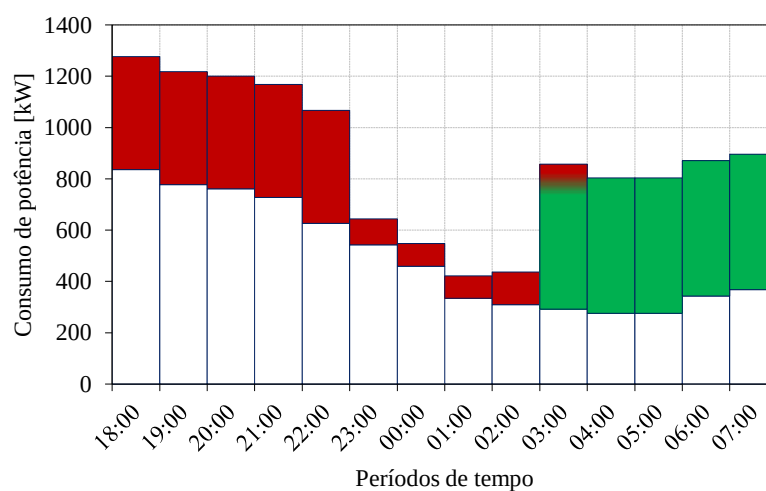
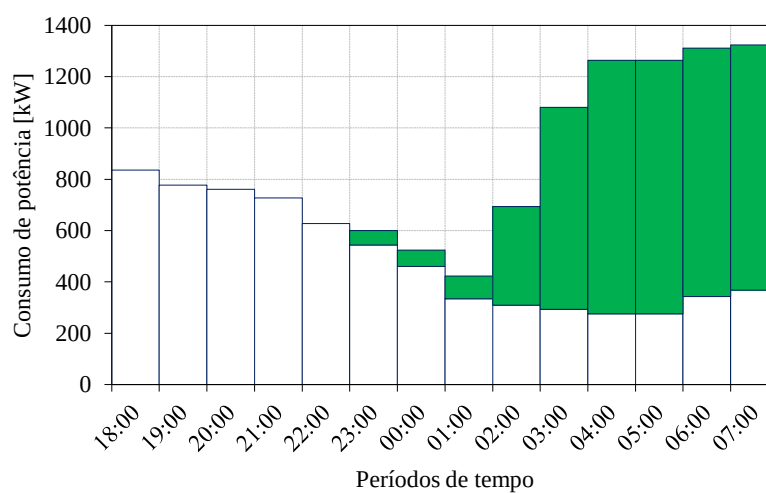
Tabela 21 – Tensões mínimas e correntes máximas iniciais e finais cenário 449N_63% GRASP.

Configuração Inicial					Configuração final usando GRASP – Caso A		Configuração final usando GRASP – Caso B	
Hora	$\underline{V}$ [pu]	Nó [m]	$\bar{I}_{mn}$ [A]	Linha [#]	$\underline{V}$ [pu]	$\bar{I}_{mn}$ [A]	$\underline{V}$ [pu]	$\bar{I}_{mn}$ [A]
18:00	0,9279	135	61,21	125	0,9279	61,21	0,9183	88,91
19:00	0,9333	135	56,75	125	0,9333	56,75	0,9238	84,38
20:00	0,9348	135	55,48	125	0,9348	55,48	0,9253	83,10
21:00	0,9378	135	52,95	125	0,9378	52,95	0,9284	80,53
22:00	0,9468	135	45,41	125	0,9468	45,41	0,9001	72,90
23:00	0,9541	135	39,19	125	0,9018	45,08	0,9014	50,13
00:00	0,9614	135	33,03	125	0,9094	38,85	0,9094	38,85
01:00	0,9722	135	23,87	125	0,9151	35,13	0,9211	29,59
02:00	0,9743	135	22,06	125	0,9031	56,01	0,9166	33,32
03:00	0,9757	135	20,85	125	0,9000	89,02	0,9000	60,82
04:00	0,9771	135	19,64	125	0,9002	87,85	0,9491	53,45
05:00	0,9771	135	19,64	125	0,9003	87,85	0,9491	53,45
06:00	0,9715	135	24,48	125	0,9027	87,42	0,9431	58,33
07:00	0,9693	135	26,30	125	0,9000	89,28	0,9408	60,18
Configuração Inicial					Configuração final usando BT – Caso C		Configuração final usando BT – Caso D	
18:00	0,9373	192	60,64	372	0,9373	60,64	0,9293	87,94
19:00	0,9420	192	56,25	372	0,9420	56,25	0,9346	83,47
20:00	0,9434	192	55,01	372	0,9434	55,01	0,9361	82,20
21:00	0,9460	192	52,52	372	0,9460	52,52	0,9391	79,66
22:00	0,9539	192	45,09	372	0,9539	45,09	0,9005	72,62
23:00	0,9602	192	38,96	372	0,9087	44,78	0,9075	50,11
00:00	0,9666	192	32,86	372	0,9157	38,61	0,9156	38,61
01:00	0,9748	192	23,81	182	0,9231	34,86	0,9240	29,50
02:00	0,9769	192	22,00	182	0,9053	61,66	0,9198	33,22
03:00	0,9773	192	20,81	182	0,9000	89,02	0,9000	60,79
04:00	0,9787	192	19,61	182	0,9000	87,95	0,9510	53,34
05:00	0,9787	192	19,61	182	0,9000	87,95	0,9510	53,34
06:00	0,9732	78	24,44	68	0,9013	87,24	0,9450	58,22
07:00	0,9711	97	26,26	87	0,9001	89,10	0,9428	60,06

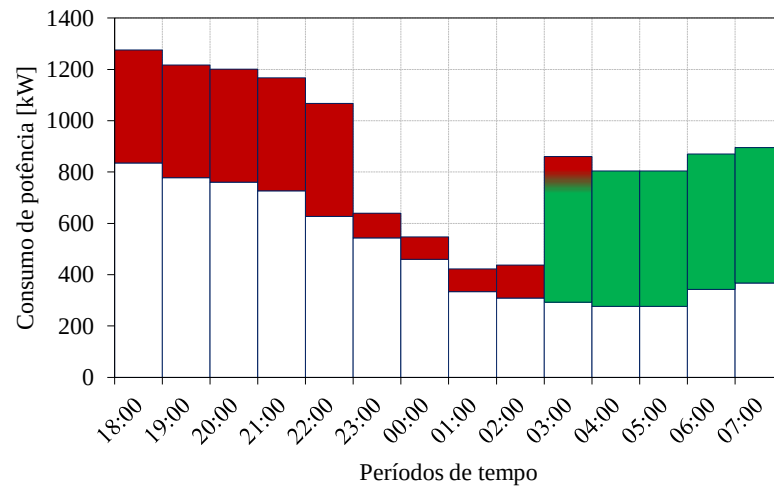
Fonte: Elaboração do autor.

Figura 47 – Perdas de energia iniciais e finais do cenário 449N_63% GRASP, casos A e C.**Fonte:** Elaboração do autor.**Figura 48** – Perdas de energia iniciais e finais do cenário 449N_63% GRASP, casos B e D.**Fonte:** Elaboração do autor.

O carregamento das baterias dos PEVs encontrado usando o algoritmo GRASP proposto para os casos A, B, C e D é mostrado nas figuras 49-52 respectivamente. Pode-se observar que para o caso em que a prioridade não é considerada, o algoritmo coordena o carregamento das baterias nos períodos de tempo onde o custo de energia é mais baixo. Quando a prioridade é considerada o algoritmo coordena o carregamento dos PEVs com prioridade nos primeiros períodos de tempo e aqueles que não têm condição de prioridade são carregados nos últimos períodos de tempo.

Figura 49 – Configuração final do cenário 449N_63% GRASP, caso A.**Figura 50** – Configuração final do cenário 449N_63% GRASP, caso B.**Figura 51** – Configuração final do cenário 449N_63% GRASP, caso C.

Fonte: Elaboração do autor.

Figura 52 – Configuração final do cenário 449N_63% GRASP, caso D.**Fonte:** Elaboração do autor.

A Figura 53 e a Figura 54 mostram a quantidade de potência fornecida pela subestação e pelas fontes de GD na configuração final do carregamento das baterias dos PEVs, encontrada pela metodologia GRASP proposta para cada um dos casos de prova. É possível observar que nos primeiros períodos de tempo as fontes de GD fornecem sua máxima potência; isto é porque nestes períodos o custo da energia fornecida pelas fontes é menor do que o custo da energia fornecida pela subestação. Além disso, em alguns períodos de tempo onde é concentrado o carregamento de PEVs, também há uma quantidade considerável de potência fornecida pelas fontes de GD permitindo o carregamento de um maior número de PEVs nesses períodos e uma operação do SDEE adequada.

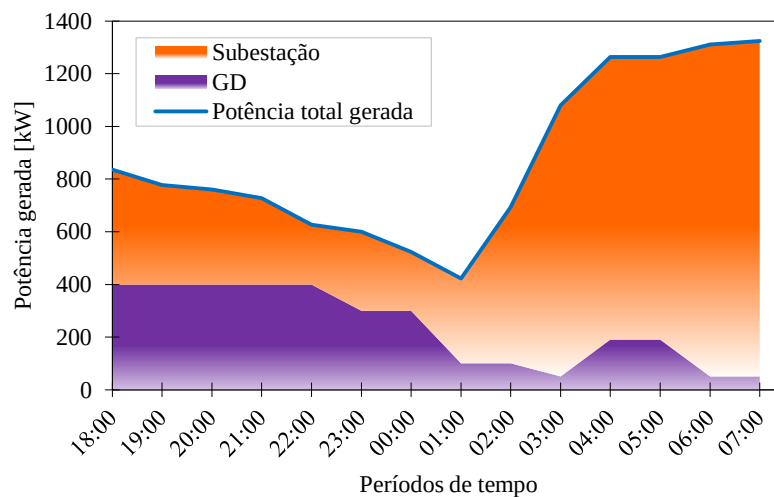
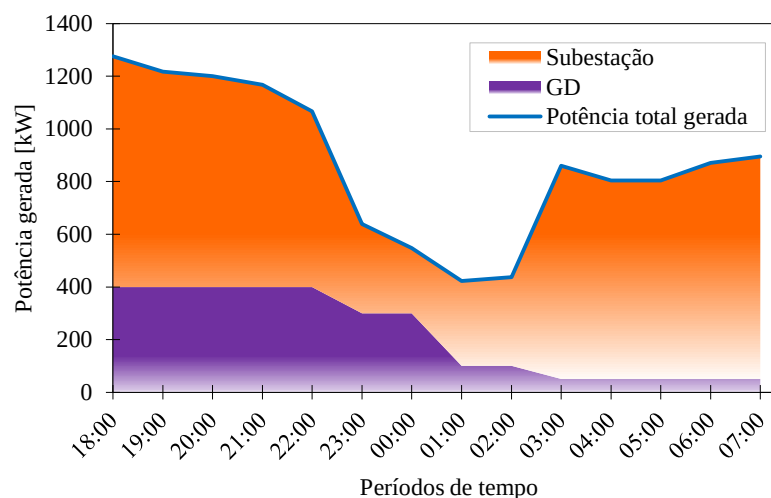
Figura 53 – Potência fornecida pelas fontes de GD no cenário 449N_63% GRASP, caso C.**Fonte:** Elaboração do autor.

Figura 54 – Potência fornecida pelas fontes de GD no cenário 449N_63% GRASP, caso D.

Fonte: Elaboração do autor.

A Tabela 22 mostra informações sobre o desempenho do algoritmo para todos os casos simulados.

Tabela 22 – Desempenho do algoritmo GRASP no cenário 449N_63%.

	Caso A	Caso B	Caso C	Caso D
# Soluções vizinhas	3.511.200	4.897.200	2.938.320	3.622.080
# fluxos de potência	4.230.954	4.542.474	3.692.416	4.151.056
# Variações de funções objetivo	2.104.900	2.260.135	1.832.110	2.061.535
Tempo [s]	474	513	416	461

Fonte: Elaboração do autor.

A metodologia proposta permite fornecer rapidamente soluções ao problema de CCPEV. Para o caso A, o algoritmo fornece uma solução factível na iteração 83 em um tempo computacional de 207 segundos aproximadamente e para o caso B a primeira solução factível é fornecida na iteração 148 em um tempo computacional de 287 segundos. Para o caso C a primeira solução factível é fornecida na iteração 72 em um tempo computacional de 188 segundos e finalmente no caso D, a primeira solução factível é fornecida na iteração 106 com um tempo computacional de 250 segundos.

Assim, para todos os casos de prova, a metodologia proposta está habilitada para entregar um arquivo com uma solução de boa qualidade caso seja necessária em um tempo mínimo, e depois, o algoritmo continua sendo executando até terminar o processo na tentativa de encontrar uma melhor solução.

5.4.3 Análise dos Parâmetros do Algoritmo GRASP.

Os parâmetros α e o número máximo de iterações do GRASP estão diretamente relacionados com o rendimento do algoritmo. Portanto, alguns casos de prova foram testados usando três valores diferentes de α , tentando escolher o valor mais apropriado para resolver o problema de CCPEV em cada caso.

Tabela 23 – Análise dos parâmetros do algoritmo GRASP.

# Máx iter	α	A		B	
		Função objetivo [\$]	Iter Solução	Função objetivo [\$]	Iter Solução
300	0,3	557,070424	77	-2857,268996	146
	0,5	556,424761	36	-2857,345284	44
	0,8	556,680388	89	-2857,342405	86

Fonte: Elaboração do autor.

Os valores de α usados nas provas foram escolhidos tentando observar o comportamento da solução quando é usado um valor de α guloso (0,3), um valor médio (0,5) e um valor mais aleatório (0,8). Um valor de α guloso reduz o espaço de busca restringindo ao algoritmo para sair de soluções ótimas locais na fase de melhoria local. Um valor de α mais aleatório constrói soluções iniciais diversificadas permitindo ao algoritmo de melhoria local explorar um número maior de regiões do espaço de busca e talvez fugir de soluções ótimas locais. No entanto, o parâmetro α influi principalmente no tamanho da lista RCL, afetando diretamente os tempos computacionais necessários para encontrar a solução.

Na Tabela 23 o parâmetro que permitiu encontrar melhores soluções para os casos mostrados foi $\alpha = 0,5$. Este valor representa um ponto médio entre guloso e aleatório, permitindo um processo de busca equilibrado. Mesmo assim, cada sistema possui características diferentes resultando difícil identificar um padrão para a escolha deste parâmetro.

Quanto ao número máximo de iterações, é possível observar na quarta coluna da Tabela 23, que a melhor solução encontrada não depende do número de iterações. Em alguns casos a solução encontra-se nas primeiras 100 iterações, em outros casos são necessárias mais de 100 iterações. É importante ressaltar, que o número máximo de iterações influi principalmente no tempo de execução do algoritmo; apesar disso, a metodologia proposta consegue alcançar soluções de boa qualidade em tempos razoáveis.

5.5 RESULTADOS CARREGAMENTO CONTROLADO USANDO GRASP-BT

Um dos objetivos planejados neste trabalho foi o desenvolvimento de um algoritmo híbrido denominado GRASP-BT com o intuito de melhorar as soluções fornecidas pelos algoritmos BT e GRASP e proporcionar um carregamento ótimo de PEVs no SDEE considerando as exigências da aplicação em tempo real. Nesta subseção apresenta-se a programação do carregamento dos PEVs usando o algoritmo híbrido GRASP-BT proposto. Os parâmetros usados para a aplicação desta metodologia correspondem aos mesmos parâmetros considerados nas metodologias anteriormente expostas. São apresentados principalmente os custos totais de operação para cada um dos casos simulados em cada cenário de carregamento segundo a Tabela 5.

O valor da função objetivo e os custos detalhados são mostrados nas tabelas 24-27. Em todos os casos simulados os custos das perdas e custos das demandas convencionais e dos PEVs aumentam, pois, inicialmente nenhum PEV encontra-se ligado no SBT, é observado que a o algoritmo híbrido proposto melhora a função objetivo, satisfazendo as restrições operacionais do sistema e as condições de prioridade dos PEVs. Os casos analisados na Tabela 25 e na Tabela 27 consideram a operação de fontes de GD. É possível observar que os custos totais de operação são menores para estes casos fornecendo melhores soluções para o problema. Informações detalhadas sobre o consumo de energia, tensões mínimas, correntes máximas, perdas de potência e configuração final do carregamento das baterias não são mostradas devido ao fato de que em todos os casos as soluções apresentam características muito similares com as soluções encontradas pelas metodologias BT e GRASP.

Tabela 24 – Custos totais de operação do cenário 449N_47% GRASP-BT, casos A e B.

Custo [\$]	A		B	
	Configuração Inicial	Configuração final usando GRASP-BT	Configuração Inicial	Configuração final usando GRASP-BT
Perdas de energia	8,33	13,59	8,33	16,61
Penalização por tensão	0,00	0,00	0,00	0,00
Penalização por capacidade	0,00	0,00	0,00	0,00
Penalização por prioridade	0,00	0,00	0,00	-2120,38
Demandas convencionais e PEVs	387,65	501,00	387,65	563,11
Penalização energia não fornecida	396,00	0,00	396,00	0,00
Custo total	791,99	514,59	791,99	-1540,67

Fonte: Elaboração do autor.

Tabela 25 – Custos totais de operação do cenário 449N_47% GRASP-BT, casos C e D.

Custo [\$]	C		D	
	Configuração Inicial	Configuração final usando GRASP-BT	Configuração Inicial	Configuração final usando GRASP-BT
Perdas de energia	7,00	12,06	7,00	14,66
Penalização por tensão	0,00	0,00	0,00	0,00
Penalização por capacidade	0,00	0,00	0,00	0,00
Penalização por prioridade	0,00	0,00	0,00	-2129,18
Demandas convencionais e PEVs	320,00	436,47	320,00	497,22
Penalização energia não fornecida	396,00	0,00	396,00	0,00
Custo total	723,01	448,53	723,01	-1617,30

Fonte: Elaboração do autor.

Tabela 26 – Custos totais de operação do cenário 449N_63% GRASP-BT, casos A e B.

Custo [\$]	A		B	
	Configuração Inicial	Configuração final usando GRASP-BT	Configuração Inicial	Configuração final usando GRASP-BT
Perdas de energia	8,33	15,43	8,33	19,32
Penalização por tensão	0,00	0,00	0,00	0,00
Penalização por capacidade	0,00	0,00	0,00	0,00
Penalização por prioridade	0,00	0,00	0,00	-3515,10
Demandas convencionais e PEVs	387,65	541,15	387,65	638,45
Penalização energia não fornecida	528,00	0,00	528,00	0,00
Custo total	923,99	556,58	923,99	-2857,34

Fonte: Elaboração do autor.

Tabela 27 – Custos totais de operação do cenário 449N_63% GRASP-BT, casos C e D.

Custo [\$]	C		D	
	Configuração Inicial	Configuração final usando GRASP-BT	Configuração Inicial	Configuração final usando GRASP-BT
Perdas de energia	7,00	13,94	7,00	16,61
Penalização por tensão	0,00	0,00	0,00	0,00
Penalização por capacidade	0,00	0,00	0,00	0,00
Penalização por prioridade	0,00	0,00	0,00	-3515,07
Demandas convencionais e PEVs	320,00	477,34	320,00	570,84
Penalização energia não fornecida	528,00	0,00	528,00	0,00
Custo total	855,01	491,28	855,01	-2927,61

Fonte: Elaboração do autor.

5.6 ANÁLISE COMPARATIVA DAS TÉCNICAS METAHEURÍSTICAS PROPOSTAS.

Nesta seção são apresentados os resultados obtidos do valor da função objetivo e dos tempos computacionais, a fim de comparar o rendimento das três metodologias propostas para resolver o problema de CCPEV.

A Tabela 28 mostra os resultados para cada um dos casos de prova simulados. Os tempos computacionais mostrados na tabela correspondem ao tempo total de execução de cada algoritmo. Assim, a tabela compara os valores das funções objetivo obtidos após a execução completa de cada algoritmo.

Tabela 28 – Análise comparativa das metodologias propostas.

Cenário	Caso	Função objetivo [\$]			Tempo Computacional [s]		
		BT	GRASP	GRASP-BT	BT	GRASP	GRASP-BT
47%	A	514,62	514,90	514,59	1201	241	606
	B	-1540,67	-1540,67	-1540,67	301	286	303
	C	450,69	448,70	448,53	301	172	604
	D	-1614,93	-1616,62	-1617,30	301	293	1805
63%	A	556,95	556,99	556,58	1201	474	1820
	B	-2856,76	-2857,34	-2857,34	301	513	608
	C	491,62	491,93	491,28	2650	416	1809
	D	-2926,43	-2927,38	-2927,61	302	461	606

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Na Tabela 28 é possível observar que algumas das metodologias apresentadas neste trabalho fornecem soluções iguais em alguns casos, porém, a metodologia desenvolvida usando o algoritmo híbrido GRASP-BT apresenta os melhores resultados quando comparados com as metodologias BT e GRASP. Contudo, as diferenças em relação à função objetivo entre as metodologias propostas não são tão significativas.

Quanto aos tempos computacionais, a metodologia GRASP encontra soluções de boa qualidade muito próximas das encontradas usando BT e GRASP-BT, em tempos muito menores do que os tempos alcançados pelas outras metodologias propostas. Assim, dependendo dos requerimentos das empresas de distribuição, as três metodologias propostas neste trabalho se encontram habilitadas para fornecer soluções de boa qualidade.

A possibilidade de fornecer soluções ao problema em tempo real pode ser observada na Tabela 29 onde é apresentado o tempo em que é encontrada a primeira solução útil para o problema, ou seja, uma solução sem problemas de infactibilidades. Nesse contexto, as três metodologias propostas se concentram em resolver primeiramente as infactibilidades e na maioria dos casos simulados o algoritmo de BT mostra melhores soluções. No entanto, o algoritmo híbrido GRASP-BT fornece também soluções factíveis com um tempo computacional muito menor do que a BT e o GRASP. Desse modo, os tempos em que são fornecidas soluções factíveis são relativamente baixos oferecendo uma boa solução ao problema em um tempo razoável.

Tabela 29 – Tempo computacional em que é encontrada a primeira solução factível.

		Função objetivo [\$]			Tempo Computacional [s]		
Cenário	Caso	BT	GRASP	GRASP-BT	BT	GRASP	GRASP-BT
47%	A	515,47	517,85	518,09	106	75	45
	B	-1540,67	-1535,96	-1535,15	145	173	64
	C	452,01	450,95	450,31	53	38	16
	D	-1614,93	-1613,15	-1610,85	171	168	191
63%	A	558,48	561,59	561,42	446	207	167
	B	-2853,83	-2819,51	-2851,20	239	287	152
	C	494,69	496,12	494,51	257	188	70
	D	-2926,43	-2920,97	-2924,23	243	250	186

Fonte: Elaboração do próprio autor.

A fim de verificar a eficiência de cada uma das metodologias propostas em termos do tempo computacional, os três algoritmos foram executados durante 5 e 10 minutos. Os resultados obtidos são apresentados na Tabela 30.

Tabela 30 – Análise comparativa da eficiência das metodologias propostas.

		Função objetivo [\$]					
		5 minutos			10 minutos		
Cenário	Caso	BT	GRASP	GRASP-BT	BT	GRASP	GRASP-BT
47%	A	515,12	515,47	514,85	514,9	515,17	514,59
	B	-1540,67	-1540,67	-1540,67	-1540,67	-1540,67	-1540,67
	C	449,12	450,69	448,90	448,70	450,69	448,53
	D	-1616,62	-1614,9	-1616,28	-1616,28	-1614,93	-1616,62
63%	A	557,82	2264,29	557,41	556,99	557,93	556,87
	B	-2856,42	-2856,8	-2856,92	-2857,3	-2856,76	-2857,34
	C	492,35	493,73	491,98	492,06	493,73	491,78
	D	-2926,39	-2926,43	-2927,51	-2927,05	-2926,43	-2927,61

Fonte: Elaboração do próprio autor.

Na Tabela 30 é observado que na maioria dos casos, os melhores resultados são obtidos usando o algoritmo híbrido GRASP-BT. Isto indica que esta é a metodologia mais eficiente para resolver o problema, encontrando melhores soluções que as outras metodologias propostas, quando são executadas durante um mesmo tempo computacional.

Além do mais, o desvio percentual entre a solução encontrada nos tempos de execução de 5 e 10 minutos e a melhor solução encontrada independentemente do tempo é mostrado na Tabela 31. A última linha da tabela mostra a porcentagem de desvio médio de cada uma das metodologias propostas, assim é possível observar que a metodologia que apresenta menor desvio médio em cada um dos tempos de execução é o algoritmo híbrido GRASP-BT habilitando-o para resolver o problema de forma rápida e eficiente.

Porém, não deve ser desconsiderada a possibilidade de usar as outras metodologias propostas, pois por exemplo o algoritmo de BT, somente apresentou resultados críticos no caso A do cenário com 63% de penetração de PEVs e os desvios médios do algoritmo GRASP também são razoáveis.

Tabela 31 – Desvio percentual em relação à melhor solução encontrada [%].

		Função objetivo [€]					
		5 minutos			10 minutos		
Cenário	Caso	BT	GRASP	GRASP-BT	BT	GRASP	GRASP-BT
47%	A	0,10	0,17	0,05	0,06	0,11	0,00
	B	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	C	0,13	0,48	0,08	0,04	0,48	0,00
	D	0,04	0,15	0,06	0,06	0,15	0,04
63%	A	0,22	306,82	0,15	0,07	0,24	0,05
	B	0,03	0,02	0,01	0,00	0,02	0,00
	C	0,22	0,50	0,14	0,16	0,50	0,10
	D	0,04	0,04	0,00	0,02	0,04	0,00
Desvio médio		0,10	38,52	0,06	0,05	0,19	0,02

Fonte: Elaboração do próprio autor.

6 CONCLUSÕES

O problema de CCPEV, cuja solução consiste na programação dos períodos de tempo em que as baterias dos PEVs devem ser carregadas, foi resolvido usando duas técnicas de otimização metaheurísticas ainda não exploradas na solução deste tipo de problemas: BT e GRASP. Além disso, um algoritmo híbrido GRASP-BT foi proposto com o objetivo de encontrar melhores soluções para o problema. As três metodologias propostas se adaptaram bem ao problema de CCPEV obtendo soluções de boa qualidade em todos os cenários e casos de prova simulados neste trabalho. As metaheurísticas propostas têm como vantagens simplicidade e praticidade. Isso permite resolver o problema de CCPEV representado por um modelo de PNLIM, normalmente de difícil solução pelo grande número de variáveis, em tempos computacionais razoáveis e com recursos computacionais limitados.

Foi demonstrado que o carregamento não controlado de PEVs em SDEE, representado pela solução inicial proposta na metodologia de BT afeta diretamente a operação do sistema, gerando problemas nos níveis de tensão, capacidade de corrente pelas linhas e aumento de perdas de energia. No entanto, o carregamento controlado das baterias dos PEVs ligados em um SDEE, habilita o sistema para operar de forma eficiente e confiável.

As metodologias propostas usando as técnicas de otimização metaheurística BT, GRASP e GRASP-BT, permitiram resolver o problema de CCPEV, melhorando o valor da função objetivo em relação às configurações iniciais, minimizando os custos totais de operação, atendendo as restrições operacionais do SDEE e as restrições de prioridade dos PEVs segundo cada caso de prova proposto.

O uso de fontes de geração distribuída (GD) nos sistemas de distribuição de energia elétrica representa melhoras significativas em relação aos perfis de tensão, redução de perdas de potência e em geral na redução dos custos totais de operação. Os casos em que a GD é considerada apresentam custos totais de operação mais baixos do que os casos sem presença de GD.

O algoritmo híbrido GRASP-BT apresentou as melhores soluções para o problema de CCPEV em todos os casos de prova simulados, atingindo o objetivo proposto inicialmente de melhorar as soluções obtidas pelas outras metodologias propostas.

De forma geral, o algoritmo GRASP encontra soluções de boa qualidade em um tempo menor do que as outras metodologias. Entretanto, o GRASP-BT fornece soluções de melhor qualidade com um custo computacional muito maior. Porém, após a análise comparativa da eficiência das metodologias propostas, verificando as soluções obtidas dos três algoritmos quando são executados durante um mesmo tempo computacional, conclui-se que a metodologia proposta usando GRASP-BT é mais eficiente do que as outras.

As metodologias propostas permitiram considerar a prioridade de carregamento de PEVs. A consideração da prioridade traz como consequência o aumento dos custos das demandas convencionais e dos PEVs, e o aumento das perdas devido ao carregamento das baterias dos PEVs nos primeiros períodos de tempo, onde o custo da energia é mais caro. Mesmo assim, as três metodologias propostas conseguem carregar os PEVs com prioridade respeitando as restrições operacionais do SDEE, ainda carregando os PEVs com prioridade nos primeiros períodos de tempo onde normalmente existem picos de carga.

As técnicas de otimização propostas permitem resolver o problema de CCPEV em tempo real. As três metodologias propostas fornecem soluções de boa qualidade rapidamente como foi mostrado no Capítulo 5. As metodologias propostas eliminam rapidamente os problemas de penalizações por tensão e corrente e fornecem soluções factíveis em tempos relativamente baixos.

Finalmente é concluído que as três metodologias propostas permitem resolver o problema de CCPEV de forma eficiente, evitando problemas operacionais no SDEE, respeitando as condições de prioridade e, além do mais, podem ser adaptadas para que as empresas de distribuição possam resolver o problema de CCPEV em tempo real.

6.1 TRABALHOS FUTUROS

Existem alguns tópicos que podem ser discutidos em trabalhos futuros:

- Aplicação das metodologias desenvolvidas considerando a possibilidade de fornecer potência ao SDEE quando os PEVs não estão sendo carregados. Isto é, inclusão de tecnologia V2G. Assim, as metodologias poderiam indicar também os períodos de tempo em que os PEVs podem injetar potência ao sistema;

- Adaptação das metodologias propostas para resolver o problema de CCPEV considerando um SOC inicial diferente para cada uma das baterias dos PEVs e considerando limites de geração de potência na subestação;
- Desenvolvimento de modelos estocásticos para a coordenação de carregamento das baterias dos PEVs, considerando a natureza probabilística de muitas das variáveis envolvidas na solução deste problema.

REFERÊNCIAS

BAKKER, D. **Battery electric vehicles: performance, CO2 emissions, lifecycle costs and advanced battery technology development**. 2010. 71 f. Thesis (Master) – Copernicus Institute, University of Utrecht, Utrecht, 2010.

BARAN, M. E.; WU, F. F. Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing. **IEEE Transaction and Power Delivery**, New York, v. 4, n. 2, p. 1401-1407, 1989.

BASHASH, S.; FATHY, H. K. Optimizing demand response of plug-in hybrid electric vehicles using quadratic programming. In: AMERICAN CONTROL CONFERENCE (ACC), 2013, Washington. **Proceedings of the...** Washington: [s.n.]. 2013. p. 716-721.

CELLI, G.; GHIANI, E.; PILO, F.; PISANO, G.; SOMA, G.G. Particle swarm optimization for minimizing the burden of electric vehicles in active distribution networks. In: POWER AND ENERGY SOCIETY GENERAL MEETING, 2012, San Diego. **Proceedings of the...** San Diego: IEEE, 2012. p. 1-7.

CESPEDES, R. G. New method for the analysis of distribution networks. **IEEE Transactions on Power Delivery**, New York, v. 5, n. 1, p. 391-396, 1990.

CLEMENT-NYNS, K.; HAESEN, E.; DRIESEN, J. Coordinated charging of multiple plug-in hybrid electric vehicles in residential distribution grids. In: POWER SYSTEMS CONFERENCE AND EXPOSITION (PSCE), 2009, Washington. **Proceedings of the...** Washington: IEEE/PES, 2009. p. 1-7.

CLEMENT-NYNS, K.; HAESEN, E.; DRIESEN, J. The Impact of charging plug-in hybrid electric vehicles on a residential distribution grid. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 25, n. 1, p. 371-380, 2010.

DEILAMI, S.; MASOUM, A, S.; MOSES, P, S.; MASOUM, MOHAMMAD, A.S. Real-time coordination of plug-in electric vehicle charging in smart grids to minimize power losses and improve voltage profile. **IEEE Transactions on Smart Grid**, New York, v. 2, n. 3, p. 456-467, 2011.

DOS REIS, N. M. M. **Desenvolvimento de algoritmos de controlo de carregamento de veículos eléctricos controlados por Energy Box no local de consumo**. 2011. 71 f. Tese (Mestrado Integrado em Engenharia Electrotécnica e de Computadores) - Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade de Coimbra, Coimbra, 2011.

FEO, T. A.; RESENDE, M. G. C. A probabilistic heuristic for a computationally difficult set covering problem. **Operations Research Letters**, Amsterdam, v. 8, p. 67-71, 1989.

FEO, T. A.; RESENDE, M. G. C. Greedy randomized adaptive search procedures. **Journal of Global Optimization**, New York, v. 6, n. 2, p. 109-133, 1995.

FORD, A. Electric vehicles: the case for (and against) incentives. **Public Utilities Fortnightly**, Vienna, v. 134, n. 8, p. 24-28, 1996.

FRANCO, J. F. **Estratégia de decomposição aplicada ao problema de planejamento da expansão de sistemas de distribuição**. 2012. 169 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha solteira, 2012.

FRANCO, J. F.; RIDER, M. J.; ROMERO, R. An MILP model for the plug-in electric vehicle charging coordination problem in electrical distribution systems. In: POWER ENGINEERING SOCIETY GENERAL MEETING, 2014, Washington. **Proceedings of the...** Washington: IEEE, 2014. p. 1-5.

GALUS, M. D.; WARAICH, R. A.; ANDERSSON, G. Predictive, distributed, hierarchical charging control of PHEVs in the distribution system of a large urban area incorporating a multi agent transportation simulation. In: POWER SYSTEMS COMPUTATION CONFERENCE, 17, 2011, Zürich. **Proceedings of the...** Zürich: [s.n.], 2011.

GARCIA-OSORIO, V. A. **Carregamento ótimo de veículos elétricos considerando as restrições das redes de distribuição de média tensão**. 2013. 168 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2013.

GLOVER, F.; LAGUNA, M. **Tabu search**. Norwell: Kluwer Academic Publishers, 1997.

GONÇALVES, R. D. R. **Modelos de programação linear inteira mista para resolver problemas de otimização de sistemas de distribuição de energia elétrica radiais**. 2013. 221f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2013.

GONG, Q.; MIDLAM-MOHLER, S.; MARANO, V.; RIZZONI, G. Optimal control of PEV charging based on residential base load prediction. In: DYNAMIC SYSTEMS AND CONTROL CONFERENCE AND SYMPOSIUM ON FLUID POWER AND MOTION CONTROL, 2011, Arlington. **Proceedings of the...** Arlington: ASME, 2011. p. 727-734.

GONG, Q.; MIDLAM-MOHLER, S.; MARANO, V.; RIZZONI, G. Distribution of PEV charging resources to balance transformer life and customer satisfaction. In: INTERNATIONAL ELECTRIC VEHICLE CONFERENCE (IEVC), 2012, Greenville. **Proceedings of the...** Greenville: IEEE, 2012. p. 1-7.

HADLEY, S. W. Impact of plug-in hybrid vehicles on the electric grid. **ORNL Report, [Online]**, 2006. Disponível em: <http://web.ornl.gov/info/ornlreview/v40_2_07/2007_plug-in_paper.pdf>. Acesso em: 06 maio de 2014.

- HADLEY, S. W.; TSVETKOVA, A. A. Potential impacts of plug-in hybrid electric vehicles on regional power generation. **The Electricity Journal**, Amsterdam, v. 22, n. 10, p. 56-68, 2009.
- HAN, S.; HAN, S.; SEZAKI, K. Development of an optimal vehicle-to-grid aggregator for frequency regulation. **IEEE Transactions on Smart Grid**, New York, v. 1, n. 1, p. 65-72, June 2010.
- HUTTERER, S.; AUINGER, F.; AFFENZELLER, M. Metaheuristic optimization of electric vehicle charging strategies in uncertain environment. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON PROBABILISTIC METHODS APPLIED TO POWER SYSTEMS, 2012, Istanbul. **Proceedings of the...** Istanbul: ITU/IEEE PES, 2012. p. 1-6.
- IPAKCHI, A.; ALBUYEH, F. Grid of future. **IEEE Power & Energy Magazine**, Piscataway, v. 7, p. 52-62, 2009.
- JIN, C.; TANG, J.; PRASANTA, G. Optimizing electric vehicle charging with energy storage in the electricity market. **IEEE Transactions on Smart Grid**, Nova York, v. 4, n. 1, p. 311-320, 2013.
- HE, J.; ZHOU, B.; FENG, C.; JIAO, H.; LIU J. Electric vehicle charging station planning based on multiple-population hybrid genetic algorithm. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON CONTROL ENGINEERING AND COMMUNICATION TECHNOLOGY (ICCECT), 7-9 Dec., 2012, Liaoning. **Proceedings of the...** Liaoning: IEEE, 2012. p. 403-406.
- KEMPTON, W.; UDO, V.; HUBER, K.; KOMARA, K.; LETENDRE, S.; BAKER, S.; BRUNNER, D.; PEARRE, N. A Test of vehicle-to-grid V2G for energy storage and frequency regulation in the PJM system. **Results from an industry-university research partnership**. [Online], 2008. Disponível em: < <http://www.udel.edu/V2G/resources/test-v2g-in-pjm-jan09.pdf>>. Acesso em: 06 maio 2014.
- KEMPTON, W.; LETENDRE, S. E. Electric vehicles as a new power source for electric utilities. **Transportation Research Part D: Transport and Environment**, Kidlington, v. 2, n. 3, p. 157-175, 1997.
- LAM, A. Y. S.; LEUNG, Y.-W.; CHU, X. Electric vehicle charging station placement. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON SMART GRID COMMUNICATIONS (SMARTGRIDCOMM), 2013, Sydney. **Proceedings of the...** Sydney: IEEE, 2013. p. 510-515.
- LIN, S.; HE, Z.; ZANG, T.; QIAN, Q. Impact of plug-in hybrid electric vehicles on distribution systems. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON POWER SYSTEM TECHNOLOGY (POWERCON), 2010, Zhejiang. **Proceedings of the...** Zhejiang: IEEE, 2010. p. 1-5.

LIU, Z.; WEN, F.; GERARD, L. Optimal planning of electric-vehicle charging stations in distribution systems. **IEEE Transactions on Power Delivery**, New York, v. 28, n. 1, p. 102-110, 2013.

LUO, Z.; HU, Z.; SONG, Y.; XU, Z.; LU, H. Optimal coordination of plug-in electric vehicles in power grids with cost-benefit analysis—part I: enabling techniques. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 28, n. 4, p. 3546-3555, 2013.

METS, K.; VERSCHUEREN, T.; WOUTER, H.; DEVELDER, C.; DE TURCH, F. Optimizing smart energy control strategies for plug-in hybrid electric vehicle charging. In: NETWORK OPERATIONS AND MANAGEMENT SYMPOSIUM WORKSHOPS (NOMS WKSPS), 2010, [S.l.]. **Proceedings of the...** [S.l.]: IEEE/IFIP, 2010. p. 293-299.

PEÇAS-LOPES, J. A.; SOARES, F. J.; ALMEIDA, P. M. R. Integration of electric vehicles in the electric power system. **Proceedings of the IEEE**, New York, v. 99, n. 1, p. 168-183, 2011.

PILLAI, J. R.; BAK-JENSEN, B. Integration of vehicle-to-grid in the Western Danish power system. **IEEE Transactions on Sustainable Energy**, New York, v. 2, n. 1, p. 12-19, 2011.

QIAN, K.; ZHOU, C.; MALCOLM, A.; YUAN, Y. Modeling of load demand due to EV battery charging in distribution systems. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 26, n. 2, p. 802-810, 2011.

RIVENBARK, M. L. **Plug-in electric vehicles: what role for Washington?**. Washington, D.C.: Brookings Institution Press, 2009. 240 p.

ROMERO, R.; LAVORATO, M. Metaheurísticas em sistemas elétricos de potência: introdução ao estudo e aplicações. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SISTEMAS ELÉTRICOS – SBSE, 4., 2012, Goiânia. **Anais...** Goiânia: SBA, 2012. p. 1-52.

ROTERING, N.; ILIC, M. Optimal charge control of plug-in hybrid electric vehicles in deregulated electricity markets. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 26, n. 3, p. 1021-1029, 2011.

SEDGHI, M.; ALIAKBAR-GOLKAR, M. Optimal storage scheduling in distribution network considering fuzzy model of PEVs. In: CONFERENCE ON ELECTRICAL POWER DISTRIBUTION NETWORKS (EPDC), 2013, Kermanshah. **Proceedings of the...** Kermanshah: [s.n.]. 2013. p. 1-6.

SHAABAN, M. F.; ISMAIL, M.; EL-SAADANY, E. F.; ZHUANG, W. Real-time PEV charging/discharging coordination in smart distribution systems. **IEEE Transactions on Smart Grid**, New York, v. 5, n. 4, p. 1797-1807, 2014.

SORTOMME, E.; EL-SHARKAWI, M. A. Coordinated charging of plug-in hybrid electric vehicles to minimize distribution system losses. **IEEE Transactions on Smart Grid**, New York, v. 2, n. 1, p. 198-205, 2011.

- SORTOMME, E.; EL-SHARKAWI, M. A. Optimal charging strategies for unidirectional vehicle-to-grid. **IEEE Transactions on Smart Grid**, New York, v. 2, n. 1, p. 131-138, 2011.
- SUNDSTRÖM, O.; BINDING, C. Flexible charging optimization for electric vehicles considering distribution grid constraints. **IEEE Transactions on Smart Grid**, New York, v. 3, n. 1, p. 26-37, 2012.
- TAYLOR, J.; MAITRA, A.; ALEXANDER, M.; BROOKS, D.; DUVALL, M. Evaluation of the impact of plug-in electric vehicle loading on distribution system operations. In: POWER & ENERGY SOCIETY GENERAL MEETING, 2009, Calgary. **Proceedings of the...** Calgary: IEEE, 2009. p. 1-6.
- TRIGG, T.; TELLEEN, P. **Global EV outlook**: understanding the electric vehicle landscape to 2020. Electric Vehicles Initiative and Clean Energy Ministerial. Paris: International Energy Agency, 2013. p. 1-41.
- YANG, J.; HE, L.; FU, S. An improved PSO-based charging strategy of electric vehicles in electrical distribution grid. **Applied Energy**, Berlin, v. 128, p. 82-92, 2014.

ANEXO A – DADOS DO SISTEMA TESTE

Dados das linhas do sistema primário (SMT)
do SDEE.

Linha [#]	de [m]	para [n]	R_{mn} [Ω]	X_{mn} [Ω]	$\bar{I}_{mn}$ [A]
1	0	1	0,196	0,655	200
2	1	2	0,279	0,015	200
3	2	3	0,444	0,439	200
4	3	4	0,864	0,751	200
5	4	5	0,864	0,751	200
6	5	6	1,374	0,774	200
7	6	7	1,374	0,774	200
8	7	8	1,374	0,774	200
9	8	9	1,374	0,774	200
10	9	10	1,374	0,774	200
11	10	11	1,374	0,774	200
12	11	12	1,374	0,774	200
13	12	13	1,374	0,774	200
14	13	14	1,374	0,774	200
15	8	15	0,864	0,751	200
16	15	16	1,374	0,774	200
17	16	17	1,374	0,774	200
18	6	18	0,864	0,751	200
19	18	19	0,864	0,751	200
20	19	20	1,374	0,774	200
21	6	21	0,864	0,751	200
22	3	22	0,444	0,439	200
23	22	23	0,444	0,439	200
24	23	24	0,864	0,751	200
25	24	25	0,864	0,751	200
26	25	26	0,864	0,751	200
27	26	27	1,374	0,774	200
28	1	28	0,279	0,015	200
29	28	29	1,374	0,774	200
30	29	30	1,374	0,774	200

Fonte: Elaboração do autor.

Dados das linhas do sistema secundário
(SBT) do SDEE.

Linha [#]	de [m]	para [n]	R_{mn} [Ω]	X_{mn} [Ω]	$\bar{I}_{mn}$ [A]
1	31	32	0,0415	0,0145	200
2	32	33	0,0424	0,0189	200
3	33	34	0,0044	0,0198	200
4	34	35	0,0369	0,0165	200
5	35	36	0,0520	0,0232	200
6	36	37	0,0524	0,0234	200
7	37	38	0,0005	0,0002	200
8	37	39	0,2002	0,0199	200
9	37	40	1,7340	0,1729	200
10	36	41	0,2607	0,0260	200
11	36	42	1,3605	0,1357	200
12	34	43	0,1400	0,0140	200
13	33	44	0,7763	0,0774	200
14	32	45	0,5977	0,0596	200
15	31	46	0,1423	0,0496	200
16	46	47	0,0837	0,0292	200
17	47	48	0,3123	0,0311	200
18	48	49	0,0163	0,0062	200

Fonte: Elaboração do autor.

Dados dos transformadores.

R_{mn} [Ω]	X_{mn} [Ω]	$\bar{I}_{mn}$ [A]
0,0000	0,0654	200

Fonte: Elaboração do autor.

Dados das cargas do sistema primário (SMT) do SDEE.

Nó	$P_{n,t}^d$	$Q_{n,t}^d$	$x_{n,t}^v$	κ_n	$x_{n,t}^v$	κ_n
[n]	[kW]	[kVar]	[47%]		[63%]	
0	0,0	0,0	0	0	0	0
1	0,0	0,0	0	0	0	0
2	0,0	0,0	0	0	0	0
3	0,0	0,0	0	0	0	0
4	0,0	0,0	0	0	0	0
5	0,0	0,0	0	0	0	0
6	0,0	0,0	0	0	0	0
7	0,0	0,0	0	0	0	0
8	0,0	0,0	0	0	0	0
9	0,0	0,0	0	0	0	0
10	0,0	0,0	0	0	0	0
11	0,0	0,0	0	0	0	0
12	0,0	0,0	0	0	0	0
13	0,0	0,0	0	0	0	0
14	0,0	0,0	0	0	0	0
15	0,0	0,0	0	0	0	0
16	0,0	0,0	0	0	0	0
17	0,0	0,0	0	0	0	0
18	0,0	0,0	0	0	0	0
19	0,0	0,0	0	0	0	0
20	0,0	0,0	0	0	0	0
21	0,0	0,0	0	0	0	0
22	0,0	0,0	0	0	0	0
23	0,0	0,0	0	0	0	0
24	0,0	0,0	0	0	0	0
25	0,0	0,0	0	0	0	0
26	0,0	0,0	0	0	0	0
27	0,0	0,0	0	0	0	0
28	0,0	0,0	0	0	0	0
29	0,0	0,0	0	0	0	0
30	0,0	0,0	0	0	0	0

Fonte: Elaboração do autor.

Dados das cargas do sistema secundário (SBT) do SDEE.

Nó	$P_{n,t}^d$	$Q_{n,t}^d$	$x_{n,t}^v$	κ_n	$x_{n,t}^v$	κ_n
[n]	[kW]	[kVar]	[47%]		[63%]	
31	2,00	0,97	0	0	0	0
32	2,00	0,97	1	1	1	1
33	2,00	0,97	0	0	0	0
34	2,00	0,97	0	0	1	1
35	2,00	0,97	0	0	0	0
36	2,00	0,97	1	0	1	0
37	2,00	0,97	1	0	1	0
38	2,00	0,97	1	0	1	0
39	2,00	0,97	0	0	0	0
40	2,00	0,97	1	1	1	1
41	2,00	0,97	0	0	1	0
42	2,00	0,97	0	0	0	0
43	2,00	0,97	1	0	1	0
44	2,00	0,97	0	0	0	0
45	2,00	0,97	1	1	1	1
46	2,00	0,97	0	0	0	0
47	2,00	0,97	1	0	1	0
48	2,00	0,97	1	1	1	1
49	2,00	0,97	0	0	1	1

Fonte: Elaboração do autor.