

UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA
FACULDADE DE ENGENHARIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA (PPEE)
SISTEMAS DE ENERGIA ELÉTRICA

Victor Hugo Neto Cortez

GERENCIAMENTO PELO LADO DA DEMANDA EM SISTEMAS ELÉTRICOS
INDUSTRIAIS UTILIZANDO ALGORITMOS GENÉTICOS

Juiz de Fora

2017

**GERENCIAMENTO PELO LADO DA DEMANDA EM SISTEMAS ELÉTRICOS
INDUSTRIAIS UTILIZANDO ALGORITMOS GENÉTICOS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, da Universidade Federal de Juiz de Fora como requisito parcial a obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica. Área de concentração: Sistemas de Energia Elétrica

Orientadora: Profa. Débora Rosana Ribeiro Penido Araujo, D.Sc.

Co-Orientador: Prof. Leandro Ramos de Araujo, D.Sc.

Juiz de Fora

2017

Ficha catalográfica elaborada através do programa de geração automática da Biblioteca Universitária da UFJF, com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Neto Cortez, Victor Hugo.

GERENCIAMENTO PELO LADO DA DEMANDA EM SISTEMAS ELÉTRICOS INDUSTRIAIS UTILIZANDO ALGORITMOS GENÉTICOS / Victor Hugo Neto Cortez. -- 2017.

107 p.

Orientadora: Débora Rosana Ribeiro Penido Araujo

Coorientador: Leandro Ramos de Araujo

Dissertação (mestrado acadêmico) - Universidade Federal de Juiz de Fora, Faculdade de Engenharia. Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica, 2017.

1. Gerenciamento pelo Lado da Demanda. 2. Sistemas Industriais. 3. Algoritmo Genético. 4. Realocação de carga. 5. Controle direto de carga. I. Ribeiro Penido Araujo, Débora Rosana , orient. II. Ramos de Araujo, Leandro , coorient. III. Título.

Victor Hugo Neto Cortez

**GERENCIAMENTO PELO LADO DA DEMANDA EM SISTEMAS ELÉTRICOS
INDUSTRIAIS UTILIZANDO ALGORITMOS GENÉTICOS**

Dissertação Apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Juiz de Fora, na área de concentração em Sistema de Energia Elétrica, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Ciências em Engenharia Elétrica.

Aprovada em 01/09/2017.

BANCA EXAMINADORA:

Prof. Débora Rosana Ribeiro Penido Araujo, D.Sc
Universidade Federal de Juiz de Fora

Prof. Leandro Ramos de Araujo, D.Sc
Universidade Federal de Juiz de Fora

Prof. Bruno Henriques Dias, D.Sc
Universidade Federal de Juiz de Fora

Prof. Márcio do Carmo Barbosa Poncilio Rodrigues, D.Eng
Instituto Federal do Sudeste de Minas Gerais

Dedico este trabalho à minha família e a meus pais Orana e Pedro

AGRADECIMENTOS

Aos Professores Débora Rosana Ribeiro Penido Araujo e Leandro Ramos de Araujo pela orientação, ensinamentos, amizade, atenção e paciência durante todo o desenvolvimento deste trabalho.

Ao CNPq, CAPES, à Universidade Federal de Juiz de Fora e à Faculdade de Engenharia pelo suporte financeiro e por prover as ferramentas necessárias para o desenvolvimento deste trabalho.

A todos os amigos que fiz durante o mestrado e a graduação pelo apoio e ajuda nos estudos e nos momentos difíceis.

“Mestre não é quem sempre ensina, mas quem de repente aprende.”

Guimarães Rosa

RESUMO

Grandes indústrias e parques industriais estão entre os maiores consumidores de energia de um país e sendo assim é interessante do ponto de vista do sistema elétrico fazer com que a energia utilizada por estes consumidores seja consumida de forma eficiente. Também é do interesse dos consumidores buscar a otimização do uso da energia, principalmente pela ótica da economia que pode ser alcançada nos custos e tarifas com energia elétrica. Uma das maneiras de se atingir este objetivo é através do Gerenciamento pelo Lado da Demanda onde se pode remanejar cargas de acordo com um objetivo preestabelecido, como por exemplo, a diminuição de custos com energia elétrica. Neste trabalho é apresentada uma metodologia para realocação de cargas em sistemas industriais. Esta metodologia utiliza cargas que estejam dentro de programas de controle direto de carga e busca encontrar um horário de alocação que traga a maior economia. A realocação é realizada através do uso de um algoritmo genético que tem como resultado final o horário otimizado de alocação de todas as cargas e consequentemente a curva de carga resultante.

Palavras-chave — Gerenciamento pelo Lado da Demanda, Sistemas Industriais, Realocação de carga, Algoritmo Genético, Controle direto de carga.

ABSTRACT

Large industries and industrial parks are one of the largest energy consumers in a country and therefore it is essential to encourage that the energy consumed by those industries is done so efficiently. It is also in the best interest of the consumers to encourage those changes, especially regarding the economy that can be achieved by the embedded costs and tariffs. One of the ways to achieve this goal is to use a demand side management technique where loads can be shifted according to pre-determined objectives such as reducing the costs with electrical energy. In this thesis, a methodology for load shifting is presented for use in industrial systems. This methodology utilizes loads that are in direct load control programmes and aims to find the connection time that brings the most economical benefit. The reallocation is realized through the use of a genetic algorithm that has the best allocated time and load curve as a result.

Keywords — Demand Side Management, Industrial Systems, Load Shifting, Genetic Algorithms, Direct Load Control

LISTA DE FIGURAS

Figura 3.1 Sistema de 4 barras de exemplo	21
Figura 3.2 Perfil de carga das barras do sistema	21
Figura 3.3 Exemplo de prioridade	26
Figura 3.4 Variáveis de entrada prioridade	27
Figura 3.5 Fluxograma do algoritmo proposto	32
Figura 3.6 Curva de carga do sistema com detalhe para a curva de carga não realocável	33
Figura 3.7 Exemplo de sistema de 4 barras	34
Figura 3.8 Exemplo da definição do cromossomo	35
Figura 3.9 Exemplo numérico de um cromossomo	35
Figura 3.10 Tempo de funcionamento de cada equipamento	35
Figura 3.11 Curva final do exemplo de 8 equipamentos	36
Figura 3.12 Exemplo da seleção por torneio	39
Figura 3.13 Exemplo de um crossover de um único ponto	40
Figura 3.14 Exemplo da mutação	40
Figura 4.1 Sistema de 3 barras para teste	43
Figura 4.2 Teste inicial de validação	44
Figura 4.3 Segundo teste de validação	45
Figura 4.4 Terceiro teste de validação	46
Figura 4.5 Sistema base de 7 barras	47
Figura 4.6 Convergência do primeiro AG para determinar a população inicial	50
Figura 4.7 Convergência do AG principal	50
Figura 4.8 Convergência do AG sem inicialização	51
Figura 4.9 Resultado final do AG, mostrando a carga prevista, a função objetivo e a carga final realocada	52
Figura 4.10 Convergência do AG e melhor indivíduo	54
Figura 4.11 Curva de carga final do AG, curva objetivo e curva prevista	54
Figura 4.12 Convergência do AG e melhor indivíduo	56
Figura 4.13 Curva de carga final do AG, curva objetivo e curva prevista	56
Figura 4.14 Convergência do AG e melhor indivíduo	57
Figura 4.15 Curva de carga final do AG, curva objetivo e curva prevista	58
Figura 4.16 Variação da carga final de acordo com o Δt	59
Figura 4.17 Curva de carga final do AG, curva objetivo e curva prevista	61

Figura 4.18 Curva de carga final do AG, curva objetivo e curva prevista.	62
Figura 4.19 Curva de carga final do AG, curva objetivo e curva prevista.	64
Figura 4.20 Simulação de tarifa de pico das 17h às 20h	67
Figura 4.21 Função objetivo com custos variados	69
Figura 4.22 Simulação com a metade do número de equipamentos	71
Figura 4.23 Simulação com o dobro do número de equipamentos	72
Figura 4.24 Variação das perdas na rede durante as 24 horas estudadas	76
Figura 4.25 Topologia e cargas do sistema de 13 barras.....	78
Figura 4.26 Curva de carga prevista 13 barras	80
Figura 4.27 Convergência sistema 13 barras.....	81
Figura 4. 28 Curva final do sistema de 13 barras	82
Figura 4.29 Sistema base de 7 barras	90

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 Agrupamento dos dados de entrada para o primeiro AG	38
Tabela 4.1 Testes.....	42
Tabela 4.2 Tempo computacional dos primeiros testes.....	46
Tabela 4.3 Carregamento instalado do sistema	47
Tabela 4.4 Dados das linhas do parque industrial utilizado	48
Tabela 4.5 Dados das curvas de custo e de carga (Logenthiran et al., 2012).....	48
Tabela 4.6 Equipamentos e suas características de consumo adaptado de (Logenthiran et al., 2012).....	49
Tabela 4.7: Comparação da FOB obtida com e sem o processo de inicialização	51
Tabela 4.8 Economia alcançada pelo algoritmo e variação da FOB	53
Tabela 4.9 Economia alcançada pelo algoritmo	55
Tabela 4.10 Economia alcançada pelo algoritmo	56
Tabela 4.11 Economia alcançada pelo algoritmo	58
Tabela 4.12 Comparação dos resultados das simulações com diferentes Δt	58
Tabela 4. 13 Variação do tempo computacional em todos os casos.....	59
Tabela 4.14 Prioridades de alocação dos equipamentos.....	60
Tabela 4.15 Economia alcançada pelo algoritmo	61
Tabela 4.16 Economia alcançada pelo algoritmo.....	63
Tabela 4.17 Prioridades de alocação dos equipamentos.....	63
Tabela 4.18 Economia alcançada pelo algoritmo	64
Tabela 4.19 Comparação do tempo computacional entre os casos	64
Tabela 4.20 Comparação entre os resultados obtidos pelos três diferentes testes.....	65
Tabela 4.21 Tarifas da CEMIG para o subgrupo escolhido (Cemig, 2017).....	66
Tabela 4.22 Custos associados às tarifas CEMIG	67
Tabela 4.23 Custo e carga por hora do dia	68
Tabela 4.24 Custos resultantes da nova tarifa	69
Tabela 4.25 Tempo computacional dos dois casos	69
Tabela 4.26 Quantidade de equipamentos na simulação	70
Tabela 4.27 Custos resultantes de metade dos equipamentos	71
Tabela 4.28 Quantidade de equipamentos na simulação	72
Tabela 4.29 Custos e perdas resultantes	73
Tabela 4.30 Comparação das três curvas objetivo apresentadas	73

Tabela 4.31 Tempo computacional dos três casos	73
Tabela 4.32 Dados de saída após o fluxo de potência no horário de menor carregamento.....	74
Tabela 4.33 Perdas por linha no horário de menor carregamento	75
Tabela 4.34 Dados de Saída após o fluxo de potência no horário de maior carregamento	75
Tabela 4.35 Perdas por linha no horário de maior carregamento	75
Tabela 4.36 Tensões máximas e mínimas nas barras	77
Tabela 4.37 Dados das linhas do sistema de 13 barras.....	78
Tabela 4.38 Carregamento do sistema de 13 barras	79
Tabela 4.39 Equipamentos e suas características de consumo	80
Tabela 4.40 Custo e FOB do sistema de 13 barras	82
Tabela 4.41 Dados de saída do fluxo de potência	83
Tabela 4.42 Perdas por linha	83
Tabela 4.43 Equipamentos e suas características de consumo (Logenthiran et al., 2012).....	92
Tabela 4.44 Dados das curvas de custo e de carga (Logenthiran et al., 2012).....	92

SUMÁRIO

Capítulo 1 Introdução	1
1.1 Considerações Iniciais	1
1.2 Motivações	2
1.3 Revisão Bibliográfica	3
1.4 Objetivos do Trabalho	8
1.5 Publicação Relacionada ao Trabalho	9
1.6 Estrutura do Trabalho	9
Capítulo 2 – Definições básicas sobre GLD.....	11
2.1. Considerações iniciais.....	11
2.2 Definição de Gerenciamento pelo Lado da Demanda	11
2.2.1 Gerenciamento de carga	11
2.2.2 Geração de energia pelo lado do consumidor	12
2.2.3 Eficiência energética	13
2.3 Estratégias de GLD.....	14
2.3.1 GLD direto.....	14
2.3.2 GLD Indireto	15
2.4 Estratégias para moldar a curva de carga	15
Capítulo 3 – Metodologia e Modelagem do Problema.....	19
3.1 Introdução.....	19
3.2 Premissas do Método Proposto.....	19
3.3 Modelo Matemático - Sem Perdas	22
3.3.1 Função objetivo	23
3.3.2 Restrições do problema de otimização	24
3.3.4 Prioridade de alocação	25
3.5. Solução do problema utilizando Algoritmos Genéticos	31

3.5.1 Curva de carga prevista.....	32
3.5.2 Codificação dos indivíduos.....	34
3.5.3 População inicial	36
3.5.4 Operadores Genéticos	38
3.5.5 Critério de parada	41
Capítulo 4 – Resultados	42
4.1 Introdução.....	42
4.2 Sistema de 3 barras para validação.....	43
4.3 Sistema de 7 barras.....	46
4.4 Caso 7 barras com variação do intervalo permitido para realocação (Δt).....	53
4.5 Caso base de 7 barras com prioridade de alocação.....	60
4.6 Caso base de 7 barras com mudança da função objetivo	65
4.7 Caso de 7 barras com mudança do número de equipamentos.....	70
4.8 Caso de 7 barras com análise do fluxo de potência	74
4.8 Sistema de 13 barras com análise do fluxo de potência	77
Capítulo 5 – Conclusões.....	85
5.1 Considerações finais	85
5.2 Trabalhos Futuros	86
Capítulo 6 – Referências	87
Apêndice I – Dados do sistema de 7 barras	90

Capítulo 1 Introdução

1.1 Considerações Iniciais

Energia é um insumo básico necessário para propósitos diversos em muitos processos industriais, sendo que ao redor do mundo grandes quantidades de energia, especialmente a energia elétrica, são necessárias para o crescimento econômico e bom funcionamento das atividades de um país. O setor industrial é o setor da economia que mais utiliza energia elétrica, e é considerado que o consumo deste setor chegue a ser 37% da energia total consumida no mundo (Barten, 2005). Esta parcela compreende um grupo muito diverso de indústrias, variando desde manufaturados, agricultura, mineração e construção entre outras.

Políticas direcionadas à melhoria da eficiência energética industrial ou limitação de emissões existem em muitos países desde os anos 70, motivadas pelas crises do petróleo, porém a maioria dessas políticas apenas pretendia estimular mudanças no uso industrial da energia sem a preocupação de estabelecer metas específicas ou quantitativas (Keijzers, 2000). Surgiram assim, desde então, iniciativas que conscientizam os consumidores sobre o uso racional e eficiente da energia, como incentivos fiscais e descontos tarifários para a aquisição de equipamentos mais eficientes, além de investimentos em pesquisa e desenvolvimento (P&D).

Neste cenário surge o Gerenciamento Pelo Lado da Demanda (GLD), que pode ser utilizado para melhorar a operação dos sistemas de potência tanto em operação normal quanto em condições de emergência. Dentre os principais objetivos do GLD estão a diminuição da demanda de pico do sistema e o encorajamento do uso eficiente da energia. Mais especificamente o GLD trabalha com o planejamento e a implementação de técnicas que envolvem ações dos órgãos reguladores e das concessionárias destinadas a influenciar os consumidores de forma a produzir alterações desejadas na curva de carga. Estas atividades englobam: gerenciamento de carga, conservação estratégica, eletrificação, geração de energia pelo lado do consumidor, substituição de equipamentos obsoletos por mais eficientes e estratégias para o crescimento da participação no mercado (Gellings, 1985).

Assim, o GLD se mostra importante para sistemas de potência modernos, já que fornece suporte e tem influências em diversas áreas como o controle e gerenciamento do mercado de energia, planejamento da expansão e construção de infraestrutura e gerenciamento de recursos energéticos descentralizados como energias renováveis e veículos elétricos, dentre outras áreas.

O controle da demanda de energia pode reduzir o pico geral de demanda de carga, remodelar o perfil de demanda e aumentar a sustentabilidade de uma rede reduzindo o custo total e as emissões de carbono de uma determinada área. O uso de estratégias eficientes de GLD pode potencialmente evitar a construção de uma infraestrutura de geração e/ou transmissão e/ou distribuição que poderia ficar subutilizada em grande parte do tempo.

Atualmente, deseja-se com o GLD aumentar a eficiência geral do sistema, além da segurança e estabilidade no fornecimento de energia maximizando a utilização da capacidade da infraestrutura existente e facilitando inclusive a integração de energias renováveis, com as quais se atingem uma eficiência ainda maior.

1.2 Motivações

Cada vez mais os avanços encontrados na área de gerenciamento de energia e geração distribuída contribuem para impulsionar estudos e implementação de *smart grids* (redes inteligentes) nos mais diversos tipos de redes. Suas vantagens na questão de medição e controle de sistemas com grandes quantidades de equipamentos com comportamentos diferentes fazem com que sejam consideradas as redes inteligentes o modelo do futuro. (Maaroufi e Ouassaid, 2013)

Uma rede inteligente de energia, ou *smart grid*, realiza a integração da tecnologia da informação (TI) com o sistema elétrico de potência. Essa integração possibilita uma melhor coordenação e interação entre os diversos agentes do mercado de energia tais como geradores, operadores de rede, clientes, entre outros, buscando uma maximização da eficiência, confiabilidade e estabilidade do sistema. Nestas redes inteligentes o GLD pode desempenhar um papel importante, já que a utilização de técnicas de GLD para gestão de cargas possibilita o alívio da rede em horário de pico, aumento da quantidade de geração distribuída que pode ser conectada à rede de distribuição, entre outros benefícios.

Quando bem estruturados, os programas de resposta a demanda (dos quais o gerenciamento pelo lado da demanda faz parte) são capazes de evitar, em curto prazo, investimentos para melhoria dos sistemas e aumentar a qualidade dos serviços ao usuário final, assim como melhorar a confiabilidade no fornecimento de energia elétrica. Desta forma, os consumidores estariam menos expostos aos cortes de carga e poderiam usufruir de tarifas diferenciadas e redução na conta de energia elétrica proveniente de incentivos oferecidos pela concessionária quando determinadas metas forem alcançadas (BORENSTEIN *et al.*, 2002).

Para possibilitar essa abordagem do GLD com máxima eficácia é necessário o uso de estruturas de tarifas dinâmicas, calculadas de acordo com as características do sistema e próximas ao tempo de aplicação (Costa, 2002). Isso seria possível com a utilização de medidores inteligentes, levando a tarifas que refletem a situação da rede, com os preços sendo calculados em função das condições de compra e venda de energia do mercado. Assim os consumidores poderiam economizar ao utilizar dispositivos e equipamentos elétricos em horários mais baratos. Porém, sempre considerando que a implementação de técnicas de gerenciamento pelo lado da demanda tem como objetivo proporcionar melhorias na sustentabilidade, eficiência e segurança do sistema, através da maximização da capacidade da infraestrutura já existente (Amin, 2008; Logenthiran *et al.*, 2012; Samadi *et al.*, 2012).

Assim, o GLD, embora seja um tema discutido há mais de 20 anos, recebe com o advento do *smart grid*, através de sistemas automáticos de controle e supervisão e de novas soluções de tecnologia da informação (TI), o impulso necessário para a efetividade de suas ações (Gellings, 2009). Portanto, a motivação também cresce e o desenvolvimentos de estudos na área de GLD se torna mais relevante.

1.3 Revisão Bibliográfica

Nesta seção apresenta-se a revisão bibliográfica que embasou este trabalho. Foram consideradas diversas referências bibliográficas acerca dos principais temas estudados relacionados a estudos de melhoria de perfil de carga. A maioria dessas referências está relacionada com o uso de tarifas horárias (TOU do inglês *time of use*) e Gerenciamento Pelo Lado da Demanda (GLD), principalmente na utilização de métodos de otimização para melhorar o perfil de carga visando redução dos custos de energia elétrica. Porém, outros assuntos relacionados foram abordados nesta revisão bibliográfica, pois estão fortemente ligados a essas questões. Dentre eles podem-se citar métodos de realocação de carga, modelagens de demanda, medidores inteligentes, *smart grids*, dentre outros. O foco do presente trabalho encontra-se em sistemas industriais, mas trabalhos tratando de sistemas residenciais também foram estudados e são destacados, devido à possibilidade de aplicação e questões semelhantes em ambos os tipos de sistemas. Os trabalhos mais analisados são resumidos a seguir.

Existem na literatura vários algoritmos e técnicas utilizadas para o GLD, como por exemplo, aqueles encontrados em (Cohen e Wang, 1988), (Kurucz *et al.*, 1996) e (Weller, 1988)

onde se pode observar que o tema de estudo não é recente. Estes trabalhos, no entanto, possuem algumas limitações, como a especificidade em relação a certo tipo de sistema, a incapacidade de lidar com dispositivos que possuam características de consumo diferentes, ou a perda de desempenho quando um alto número de dispositivos é considerado. Além disso, tais técnicas consideram frequentemente apenas a melhoria de um índice, como a redução do pico de demanda ou do custo operacional, o que não reflete a complexidade real do problema. Assim, mais recentemente outros trabalhos sobrepondo as limitações têm sido desenvolvidos.

Dentre estes trabalhos pode-se citar (Pedrasa *et al.*, 2010) onde a proposta do autor é o desenvolvimento do agendamento do consumo, utilizando para tanto uma técnica de otimização bastante estudada, o PSO (Particle swarm optimization, ou, enxame de partículas). Para analisar o funcionamento da ferramenta, foram propostas tarifas do tipo TOU e também foram considerados valores para exportação de energia (tarifa *feed-in*). Além disso, PSO foi projetado com repulsão estocástica entre as partículas. Já em (Xiao *et al.*, 2010) tem-se outro exemplo, onde é utilizado o algoritmo de agendamento MinMax, para organizar o agendamento do consumo de dispositivos. Neste caso para auxiliar o processo é incluído também um banco de baterias para armazenamento de energia. O algoritmo funciona alocando ao horário com o menor custo o dispositivo com maior consumo de energia a cada iteração o que resultou em boas soluções para o caso estudado.

Nestes dois trabalhos anteriores (Pedrasa *et al.*, 2010) e (Xiao *et al.*, 2010), são levados em conta apenas os custos para que a realocação seja realizada. Embora esta seja a principal razão para que a uma realocação de carga seja recomendada, o trabalho proposto possui mais flexibilidade em relação a ambos pois além de levar em conta os custos nos objetivos da otimização, pode também obedecer à uma curva de carga desejada que siga diferentes parâmetros determinados pela concessionária.

Pode-se observar que a grande maioria dos estudos envolvendo tarifas horárias (TOU) tem como objetivo a diminuição do custo total de energia para o consumidor através do uso de métodos de otimização. No caso de (Andruszkiewicz *et al.*, 2014), o autor avalia o uso de uma metodologia baseada em tarifas horárias (TOU) para controle da demanda na rede da Polônia. É avaliado o uso das tarifas horárias com duas zonas, horário de pico e horário fora do pico, e esta tarifa (G12) é comparada com a tarifa horizontal (G11), que cobra o mesmo valor do consumidor não importando o horário em que a energia é consumida. No sistema proposto é comparada a economia obtida pelo consumidor ao trocar da tarifa G11 para a tarifa G12. Esta

economia depende basicamente da relação entre o consumo anual de energia e a proporção deste que se encontra em horários fora do período de pico.

O estudo realizado em (Shao *et al.*, 2010), também se utiliza do conceito básico de tarifas horárias (TOU) aplicadas a consumidores residenciais com o intuito de diminuir os gastos com energia elétrica. No entanto, neste caso são analisados na otimização o uso conjunto de tarifas horárias e do carregamento de veículos elétricos na rede com o objetivo de melhorar ainda mais o perfil de carga. Para tanto fica claro que é necessária a implantação de uma infraestrutura de medição mais avançada por parte das concessionárias, o que engloba medidores inteligentes, eletrodomésticos inteligentes e sistemas de interligação destes dispositivos de maneira que a energia seja utilizada do modo mais econômico possível.

Em (Piette *et al.*, 2007) são apresentadas diversas abordagens que foram implementadas com a função de estimar e prever o comportamento de consumidores em mercados de eletricidade. Estas abordagens permitem que se consiga economia para consumidores residenciais através da redução da carga de pico e/ou realocação desta carga de pico para diferentes horários. Esta realocação, no entanto, deve ser controlada para assegurar que cargas críticas continuem sendo supridas, mesmo em horários de maior consumo. Sendo assim, algumas cargas não serão realocadas desconsiderando seu horário ou seu consumo de energia.

Os resultados encontrados por (Shao *et al.*, 2010) apontam, portanto, para a importância do uso de tarifas horárias, com a ressalva de que estas devem ser devidamente dimensionadas com base nos modelos de (Piette *et al.*, 2007) a fim de se determinar níveis de preço pico/fora do pico apropriados e também horários de pico/fora do pico adequados para cada sistema estudado. Tanto os dois trabalhos mencionados neste parágrafo quanto (Andruszkiewicz *et al.*, 2014) se preocupam mais em outro aspecto da GLD que é a tarifação horária. Este aspecto é muito importante, pois já está implementado no sistema elétrico brasileiro para consumidores industriais e um programa de otimização que utilize realocação de carga deve levar estes fatores em consideração para realizar qualquer análise.

Já em (Vermeulen e Nieuwoudt, 2014), observa-se a utilização de um método de otimização com a finalidade de escalonar o uso de eletrodomésticos para economia de clientes residenciais em sistemas com tarifas horárias. Para ajudar nesta tarefa, são utilizados também painéis fotovoltaicos e baterias conectadas à rede da residência e todos estes elementos devem ser combinados para que se obtenha a maior economia possível. A função de custo neste caso é essencialmente representada pela energia importada da rede, e são estudados diferentes métodos em dois cenários distintos para realizar a otimização deste sistema. Como resultado,

foi obtida uma grande parcela de participação da energia renovável proveniente do painel fotovoltaico. Esta é utilizada para a diminuição do pico de carga, enquanto a energia proveniente da rede propriamente dita é maximizada nos períodos fora de pico onde seu custo é menor.

Apesar de ser realizada em um ambiente residencial a metodologia utilizada é interessante para que seja adaptada para uso industrial. A abordagem utilizada, no entanto, ao fazer uso de geração distribuída não tem tanta capacidade de estudar o impacto da realocação de carga isoladamente pelo uso dos painéis fotovoltaicos.

Vislumbrando o sistema brasileiro, pode-se observar em (Leite *et al.*, 2012) que a aplicação das tarifas horárias no país teria como objetivo encorajar o consumidor a controlar seu consumo de energia elétrica. Com isso, a rede poderia ser aliviada em períodos de pico e é possível economizar dinheiro na expansão da mesma, já que a rede é projetada para a demanda de pico do sistema. O trabalho indica que para que a implementação destas tarifas seja feita de forma eficiente, deve-se utilizar sistemas de medição inteligentes que permitem monitorar tanto a qualidade do serviço proveniente das concessionárias, quanto o gasto de energia e seu custo a todo o momento pelo consumidor.

Vários outros trabalhos tratam sobre realocação de cargas em períodos de pico em residências que possuem medidores inteligentes com tarifação horária. Por exemplo, em (Costanzo *et al.*, 2011) nota-se que é essencial a evolução gradativa do sistema elétrico para atender a demanda prevista para o futuro próximo, onde existe uma previsão de grande aumento até 2050. Essa evolução passa pela maior integração da infraestrutura dos sistemas, os tornando mais inteligentes como os chamados *smart grids*. Dentro deste modelo de rede, a eficiência energética é um tópico extremamente importante, o que torna o estudo de casas inteligentes relevante neste processo. Nestas residências inteligentes, tenta-se melhorar tanto quanto o possível o perfil de carga através de cuidadosa realocação de cargas de períodos de pico para períodos onde o carregamento do sistema é consideravelmente menor.

Ainda sobre a questão da realocação de carga tem-se em (Faranda *et al.*, 2007) um estudo sobre realocação do que o autor chama de carga distribuída interrompível (DILS), que separa cargas essenciais e cargas que podem ser desligadas a qualquer momento sem um grande prejuízo para o consumidor. O modelo proposto pelos autores então, tem como condições iniciais para a aplicação dos DILS a implantação de tecnologias de medidores inteligentes, incentivos para a mudança de comportamento dos consumidores como, por exemplo, as tarifas horárias e monitoramento destes resultados. É então definida uma distribuição probabilística

para as cargas do tipo interrompíveis e finalmente o escalonamento destas cargas durante o dia para que os resultados desejados sejam obtidos. Os resultados apresentados por este estudo, no entanto são mais interessantes para consumidores que possuam cargas críticas como indústrias de alto consumo ou hospitais já que a realocação de carga se baseia em um algoritmo de prioridade e importância da carga.

Finalmente, pode-se ver em (Batista; Batista e Flauzino, 2013) um modelo de gestão de energia em uma residência através da otimização por enxame de partículas (PSO) em um *smart grid*. Devido às diferentes características de cada carga existente em uma residência, desde eletrodomésticos e equipamentos eletrônicos, como refrigeradores, máquinas de lavar e computadores, até circuitos de iluminação e aquecimento, a modelagem das cargas se torna uma tarefa complexa. Deve-se levar em conta também os hábitos de cada família e a estação do ano em que o estudo está sendo considerado. Portanto para se conseguir diminuir o custo da conta de eletricidade deve-se controlar muito bem o tempo de operação e o horário de operação de cada carga. No trabalho, o autor divide o perfil de carga em 24 segmentos de uma hora e constrói uma matriz (24x1) para delegar as condições operativas de cada tipo de carga durante as 24 horas do dia. Esta matriz é base para a otimização por enxame de partículas (PSO), que busca ajustar os horários de uso destes eletrodomésticos a fim de reduzir o pico de carga em horários mais congestionados, sempre levando em consideração os padrões de vida e hábitos das famílias. Com a adoção de tarifas horárias, um perfil de carga otimizado foi encontrado. Nele os objetivos principais do estudo como realocação da carga em horários de pico e homogeneização da curva de demanda foram obtidos como o esperado, diminuindo o custo total de energia pago.

Todos estes quatro trabalhos anteriores, (Leite *et al.*, 2012), (Costanzo *et al.*, 2011), (Faranda *et al.*, 2007) e (Batista e Flauzino, 2013) são modelos que utilizam diferentes tipos de otimização, para realocar as cargas, e cada um contém sua particularidade. A análise proposta pelo presente trabalho, se vista pela ótica da concessionária é mais completa, devido a flexibilidade da curva objetivo, já mencionada anteriormente, e a análise de fluxo de potência que fornece ainda mais ferramentas para o melhor uso da energia na rede.

Apesar de o foco do presente trabalho ser em um programa que permita a alocação equipamentos industriais em horários ótimos, é importante também verificar estudos que realizam uma abordagem mais prática de GLD. Em (Campos, 2004) é apresentado um estudo de caso na cidade de Alfenas, localizada na região de concessão da concessionária CEMIG, onde um programa de GLD foi implementado com o objetivo de se realizar uma análise da

diminuição do consumo com chuveiros elétricos no horário de pico através da instalação de controladores de demanda residencial. Neste estudo, apesar de os consumidores perceberem uma redução na fatura de energia elétrica por causa do programa, a inconveniência causada pela restrição de horário também foi observada. Portanto, a análise do impacto deste tipo de programa também é importante e faz com que as restrições iniciais impostas pelos consumidores sejam fator decisivo na implantação.

Se aproximando mais do tema proposto por este trabalho, o desenvolvimento de métodos computacionais para utilização de GLD na melhoria da eficiência energética em ambientes industriais podem ser verificados em (Logenthiran *et al.*, 2012) e (Kinhekar *et al.*, 2014). Ambos artigos utilizam o algoritmo genético como o método de otimização escolhido e têm uma abordagem similar em relação a modelagem do problema. No entanto, o primeiro descreve melhor a metodologia utilizada, as equações propostas e o funcionamento geral do algoritmo enquanto o segundo se baseia nestes fatores mas propõe outras melhorias ao modelo. Ambos os artigos propõem uma metodologia baseada em minimizar a diferença da curva de carga e de um objetivo pré-determinado baseado no custo da energia na região. A diferença principal entre eles é o fato de que (Kinhekar *et al.*, 2014) propõe também uma modificação nesta função objetivo onde são utilizados pesos W_1 e W_2 a fim de priorizar a otimização com base na concessionária ou no consumidor.

As referências apresentadas, então, podem ser analisadas para desenvolver uma técnica de GLD que consiga lidar com diversos tipos diferentes de cargas, em grande quantidade, que possibilite a escolha dos critérios de otimização e que consiga fornecer ao consumidor um maior controle sobre seu uso de energia. Todas estas possibilidades, além de outras, abrem frentes de pesquisa neste tema de GLD, sempre proporcionando melhorias e contribuições nesta área de pesquisa.

1.4 Objetivos do Trabalho

O objetivo principal foi o desenvolvimento de um método de otimização para aplicação em sistemas industriais que permita a minimização de custos com energia através da realocação de cargas selecionadas pelo usuário, conseguindo com isto uma diminuição do pico de demanda e melhorando a eficiência da rede. Mais especificamente o método busca otimizar horários de funcionamento de diversos dispositivos e equipamentos do parque industrial, com o propósito de diminuir os gastos com energia, podendo também melhorar o fator de carga.

O método proposto pode ser aplicado em parques industriais, compostos de diversos tipos de indústrias, com diferentes cargas, de comportamentos distintos, bem como em sistemas elétricos comerciais e residenciais.

De maneira geral, dentro do GLD, no desenvolvimento de métodos para melhorias nas curvas de carga, geralmente são utilizadas a programação linear e a programação dinâmica pela facilidade de uso. Porém, no caso específico do método proposto nesta dissertação, a otimização deve resolver um problema de natureza combinatória, o que torna difícil a aplicação destes métodos. Assim, a partir de análises e estudos prévios definiu-se a utilização de um método heurístico, como os algoritmos genéticos, já que este tipo de método de solução se mostrou comprovadamente mais eficiente em problemas similares.

Assim, neste trabalho foi desenvolvido um método de otimização baseado em algoritmos genéticos onde cargas que são passíveis de realocação (decididas de comum acordo entre a concessionária e os consumidores) são conectadas ou desconectadas em diferentes horas do dia a fim de encontrar uma utilização ótima que traga benefícios econômicos tanto para a concessionária quanto para os próprios consumidores.

1.5 Publicação Relacionada ao Trabalho

CORTEZ, V. H. N., ARAUJO, D. R. R. P., ARAUJO, L. R., 2016, “Gerenciamento Pelo Lado Da Demanda Utilizando Algoritmos Genéticos Em Ambientes Industriais”, XXI Congresso Brasileiro de Automática, Vitória, Espírito Santo, outubro 2016.

1.6 Estrutura do Trabalho

Este trabalho é composto de cinco capítulos, sendo este de introdução o primeiro. Os outros são descritos a seguir.

O Capítulo 2 tem como conteúdo os principais conceitos necessários à compreensão das premissas básicas de uma análise de gerenciamento pelo lado da demanda que serão amplamente utilizados ao longo de todo o texto.

No Capítulo 3 será apresentada a modelagem proposta e utilizada para alcançar os objetivos do trabalho apresentados. Dentro desta modelagem serão especificados tanto os

aspectos da definição do problema e métodos utilizados quanto a ferramenta utilizada para auxiliar esta modelagem, o algoritmo genético e todas as suas particularidades.

Já no Capítulo 4 são apresentados resultados de simulações realizadas utilizando a metodologia proposta, em diferentes condições e cenários.

Finalmente, no Capítulo 5 encontram-se as conclusões gerais do trabalho e sugestões de trabalhos futuros.

Capítulo 2 – Definições básicas sobre GLD

2.1. Considerações iniciais

O gerenciamento pelo lado da demanda consiste de programas que visam alterar o padrão de consumo de energia elétrica dos consumidores com a intenção de modificar a potência requerida do sistema de distribuição em determinado instante de tempo, provocando mudanças no perfil de carga do consumidor. O foco principal é diminuir o pico de demanda do sistema, evitando novos investimentos para aumentar a capacidade de distribuição de energia. O gerenciamento pelo lado da demanda está associado a projetos de eficiência energética e em especial, programas baseados em incentivos financeiros com base em tarifas horárias.

As seções seguintes estão organizadas de maneira a apresentar definições relacionadas ao gerenciamento pelo lado da demanda e uma visão geral de programas como os citados. Indica-se que no Brasil, programas deste tipo já têm sido utilizados, sendo o mais divulgado o programa de tarifas horo-sazonais (CODI, 1994).

2.2 Definição de Gerenciamento pelo Lado da Demanda

O Gerenciamento pelo Lado da Demanda (GLD ou DSM, do inglês Demand Side Management) é o planejamento e a implementação de programas, que envolvem ações das concessionárias destinadas a influenciar os consumidores de forma a produzir alterações desejadas na curva de carga. Estas atividades englobam: (Palensky e Dietrich, 2011)

- (i) Gerenciamento de carga,
- (ii) Geração de energia pelo lado do consumidor,
- (iii) Eficiência energética

2.2.1 Gerenciamento de carga

Gerenciamento de carga é o processo de balanceamento do suprimento de energia na rede utilizando ajustes ou controles na carga ao invés de modificar a potência fornecida pela geração.

Como energia elétrica não pode ser armazenada em grandes quantidades, concessionárias tradicionalmente equilibram demanda e suprimento de energia através do aumento na produção de unidades geradoras, inserção ou retirada de unidades geradoras na rede ou importação de energia de outras concessionárias. Porém existem limites no que se pode fazer modificando apenas a parcela do suprimento de energia, usinas podem demorar para entrar em funcionamento, podem ter o custo de produção de energia mais caro para operar ou até a demanda pode ser maior do que a capacidade total de geração de todas as usinas. A gestão de energia pelo lado da demanda tenta ajustar este equilíbrio modificando a maneira como o consumidor utiliza a energia. Outra vantagem deste gerenciamento é a redução da emissão de poluentes já que geralmente a geração utilizada para suprir este período de pico não é tão limpa se comparada à geração de base como as hidrelétricas (no caso do Brasil por exemplo).

Concessionárias podem incentivar os consumidores a aderirem a esta estratégia de gestão de diversas maneiras. Desde a utilização de tarifas horárias através do uso de incentivos fiscais pela utilização de equipamentos fora do período de pico, até a utilização de medidores inteligentes, nos quais mudanças de preço podem ser comunicados diretamente aos consumidores. O consumidor pode ajustar sua demanda através do adiamento de tarefas que requerem altas quantidades de energia, ou até deslocar parte do seu consumo para outras fontes de suprimento como, por exemplo, geradores próprios.

2.2.2 Geração de energia pelo lado do consumidor

Geração Distribuída (GD) é uma expressão usada para designar a geração elétrica realizada junto ou próxima do consumidor, independente da potência, tecnologia e fonte de energia. As tecnologias de GD têm evoluído para incluir potências cada vez menores. O conceito envolve, ainda, equipamentos de medição, controle e comando que articulam a operação dos geradores e o eventual controle de cargas (liga/desliga) para que estas se adaptem à oferta de energia. A GD tem vantagem sobre a geração central, pois economiza investimentos em transmissão e reduz as perdas nestes sistemas. A GD inclui:

- Co-geração
- Geradores que usam como fonte de energia os resíduos combustíveis de processos;
- Geradores de emergência;
- Geradores para operação no horário de ponta;
- Painéis fotovoltaicos;

- Pequenas Centrais Hidrelétricas - PCH's.

Tecnologias de GD frequentemente oferecem uma grande quantidade de benefícios em potencial. Em muitos casos, a geração distribuída pode prover energia a um baixo custo e com alta confiabilidade e segurança com menores consequências ambientais que geradores tradicionais.

O modelo atual para geração e distribuição de energia é dominado por grandes usinas, localizadas longe dos centros consumidores, aumentando os custos de energia com transmissão e distribuição por longas distâncias. Este sistema, apesar de essencial, tem muitas desvantagens, como a questão da distância, maiores custos ambientais decorrentes de grandes projetos, assim como ineficiências e perdas no sistema. Muitas destas questões podem ser reduzidas com o uso de geração distribuída. Ao colocar a geração perto da fonte de consumo, existe uma melhor integração do sistema, fazendo com que os consumidores contribuam para a rede em períodos de baixa demanda e diminuam seu consumo da rede em horários mais críticos beneficiando assim tanto a rede como os consumidores.

2.2.3 Eficiência energética

O uso eficiente de energia, que também pode ser chamado de eficiência energética, tem como objetivo a redução da quantidade de energia necessária para prover determinado serviço ou produto. Por exemplo, o uso de lâmpadas fluorescentes ou de LED reduzem a quantidade de energia necessária para alcançar o mesmo nível de iluminação se comparadas com lâmpadas incandescentes. Melhorias em eficiência energética se dão geralmente pela adoção de uma tecnologia mais eficiente, um processo de produção com menor consumo ou pela aplicação de métodos comumente aceitos para a redução de perdas de energia.

Existem diversas motivações para melhorar a eficiência energética no sistema. A redução do uso de energia reduz custos e pode resultar em benefícios financeiros aos consumidores após a recuperação do investimento inicial da implementação da nova tecnologia. Assim como no gerenciamento de carga, a utilização destas alternativas é vista como uma solução para o problema da redução de emissões de gases do efeito estufa. De acordo com (Barten, 2005), o aumento do uso da eficiência energética em edifícios, processos industriais e transporte poderia reduzir a necessidade de consumo mundial em até um terço até 2050 e, conseqüentemente, ajudar a controlar as emissões de gases do efeito estufa.

Eficiência energética e energias renováveis são os pilares de uma política de energia sustentável e devem ter alta prioridade no futuro. Em muitos países a eficiência energética é também vista como benefício à soberania nacional já que sua implementação pode ser utilizada para reduzir a quantidade de importação de energia de outros países e diminuir os gastos com recursos naturais.

Dentro do escopo do GLD, um uso mais eficaz dos recursos existentes, incluindo os ambientais, torna possível postergar ou até mesmo cancelar a construção de novas usinas geradoras e as correspondentes instalações de transmissão e distribuição para escoamento da energia elétrica, possibilitando assim uma significativa economia (Camargo, 1996).

2.3 Estratégias de GLD

Os programas de Gerenciamento pelo Lado da Demanda podem ser divididos em duas categorias; o GLD direto, no qual a concessionária determina as cargas a serem desconectadas ou reduzidas, conforme condições especificadas em um contrato de interrupção com o consumidor, ou ainda o GLD indireto onde o próprio consumidor remaneja sua demanda em resposta a sinais de preço gerados pela concessionária. Segue abaixo a descrição de cada um.

2.3.1 GLD direto

Em geral, controle direto se refere a uma situação onde existe um acordo/contrato entre o controlador (tipicamente a concessionária) e diversos consumidores que permite o controle de alguns equipamentos dentro de normas preestabelecidas em contrato. Geralmente existe uma comunicação entre as duas partes onde informação local é enviada para o controlador e este por sua vez realiza o controle necessário com base nestas informações.

Este tipo de programa é baseado na realocação forçada de equipamentos. Mediante o recebimento de incentivos financeiros, os consumidores permitem as concessionárias realizar a realocação de certos equipamentos preestabelecidos a fim de diminuir o uso destes em períodos críticos para a rede e, assim, melhorar o perfil de carga do sistema. O controle direto da carga, DLC (do inglês, *Direct Load Control*), permite, portanto, que a concessionária controle remotamente o funcionamento de determinados aparelhos, podendo ligar/desligar aparelhos específicos, fora e durante os períodos de pico de demanda e eventos críticos. Mais

especificamente, o DLC é baseado em um acordo facultativo entre a concessionária e o cliente, onde este que participa do programa recebe uma compensação na conta de energia elétrica. (Strbac, 2008).

Indica-se que neste trabalho será utilizada uma metodologia baseada nesta técnica além do uso de tarifas horárias que já estão bem estabelecidas em sistemas industriais.

No Brasil ainda não há programas de controle direto de carga, e ainda são pouco significativos os esforços para sua implantação. Já nos Estados Unidos, a implantação de DLC, em 2012, foi a estratégia com maior impacto na redução de picos de demanda de consumo, reafirmando sua eficácia (Guimaraes *et al.*, 2013).

2.3.2 GLD Indireto

Esta estratégia consiste na cooperação voluntária de consumidores para reduzir os picos de carga através do uso de diferentes tarifas de energia durante o dia, mais conhecidas como as tarifas horárias (em inglês, *time of use* ou TOU). Portanto consumidores com consumo de baixa urgência (cargas não críticas) são encorajados a realocar este consumo para horários fora do pico, onde as tarifas são mais baixas.

Em sistemas industriais esta estratégia é utilizada frequentemente devido a uma boa margem de economia nos custos do sistema devido ao grande consumo das cargas industriais. A implementação desse tipo de estratégia provoca, portanto, alterações na curva de carga mediante mudanças induzidas nos hábitos de consumo de energia elétrica.

Esta estratégia já é aplicada no Brasil de acordo com modalidades tarifárias previamente definidas, incluídas nos contratos dos consumidores.

2.4 Estratégias para moldar a curva de carga

Existem seis estratégias principais que são utilizadas para moldar a curva de carga, que são mostradas na Figura 2.1 e descritas a seguir: redução ou rebaixamento do pico, conservação estratégica, preenchimento de vales, crescimento estratégico da carga, mudança de carga e curva de carga flexível. (Gellings, 2009)

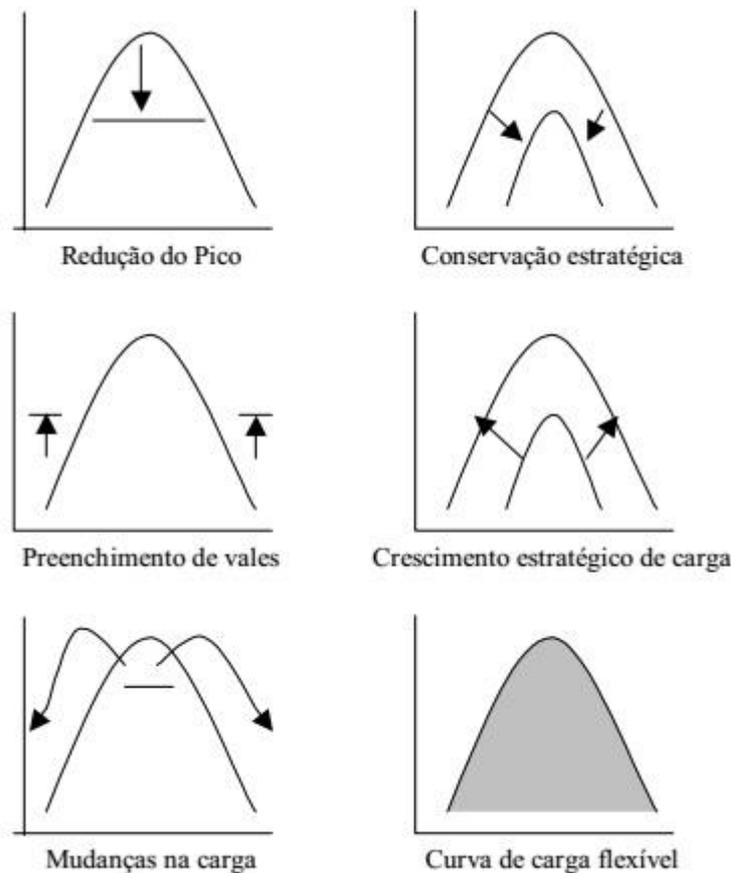


Figura 2.1 Estratégias de GLD (Gellings, 1985)

- Rebaixamento de pico (*peak clipping*): Uma das formas clássicas de gerenciamento de carga. Ele é definido como a redução da carga de ponta, conseguido geralmente através do controle direto de carga (desligamento de aparelhos através das concessionárias) e pela tarifação horária. Este método pode reduzir os custos da concessionária, visto que a necessidade de operar suas unidades de geração mais caras é reduzida e também por postergar investimentos na expansão da capacidade de geração, transmissão e distribuição.
- Conservação estratégica (*strategic conservation*): As concessionárias adotam programas para incentivar o uso eficiente de energia elétrica, a fim de reduzir a demanda não somente no horário de ponta, mas durante as outras horas do dia. Isso pode postergar a necessidade para adição futura de capacidade de transmissão, geração e distribuição.
- Preenchimento de vales (*valley filling*): Este método incentiva o cliente a consumir mais energia elétrica durante períodos em que a concessionária gera energia a custos mais

baixos. Sua consequência pode ser a redução dos custos de serviço por distribuir os custos fixos com energia e também por diminuir custos médios de combustível.

- Crescimento estratégico da carga (*strategic load growth*): É proporcionado por meio do incentivo a adoção de tecnologias baseadas em eletricidade para substituir equipamentos ineficientes baseados em combustíveis fósseis ou para melhorar a produtividade do consumidor e sua qualidade de vida. Isso reduz o custo médio de serviços e produtos produzidos e conseqüentemente impulsiona uma maior produtividade.
- Mudança da carga (*load shifting*): Esta técnica de gerenciamento de carga incentiva os consumidores a deslocarem o consumo de energia elétrica do horário de pico para o horário fora do pico. Desse modo, essa técnica combina os efeitos do corte de ponta e do preenchimento de vale. É feito por meio de incentivos financeiros, impondo tarifas elevadas no horário de pico, com tarifas mais baixas nos momentos de menor carregamento do sistema, impulsionando assim a transferência de carga para esses horários
- Curva de carga flexível (*flexible load shape*): Conceito relacionado à confiabilidade. No planejamento futuro, que deve englobar o estudo da oferta e da demanda, a carga poderá ser flexível se forem dadas aos consumidores opções de qualidade do serviço, que variam conforme o preço. Este programa envolve carga não interruptível, gerenciamento integrado da energia e aparelhos individuais de controle.

A estratégia mais utilizada, e considerada a mais efetiva, é a de deslocamento dos horários de ponta (*load shifting*), que consiste em deslocar cargas dos horários de pico para os horários fora do pico. Neste trabalho é utilizada uma variação desta técnica, denominada *day-ahead load shifting*. Nesta variação as cargas do dia seguinte são deslocadas no tempo a fim de diminuir a diferença entre a curva de carga real e uma curva objetivo preestabelecida. Esta curva objetivo é construída a partir das mudanças desejadas, que podem incluir diminuição do pico de demanda, maximização do uso de energias renováveis, redução da energia importada da rede, redução de emissão de carbono ou redução de custos. Neste trabalho, o objetivo principal considerado no GLD é reduzir os custos do consumidor e, portanto, a curva objetivo

escolhida é inversamente proporcional aos preços de energia. Este desenvolvimento será apresentado nos próximos capítulos.

Capítulo 3 – Metodologia e Modelagem do Problema

3.1 Introdução

Neste capítulo será apresentado o método proposto para a mudança no perfil de carga utilizando a técnica *day-ahead load shifting*. Como mencionado no primeiro capítulo, o principal objetivo do trabalho é fazer um deslocamento do horário de funcionamento de alguns equipamentos de cada indústria de um parque industrial a fim de reduzir o custo total de energia elétrica naquele parque. Isto é essencial em parques onde existam tarifas horárias para consumo e demanda já que se pode mitigar o impacto do custo com a realocação dos picos de consumo na conta de energia.

Para tanto, inicialmente devem ser coletadas informações básicas sobre o sistema a ser estudado, sendo as principais: (i) dados da curva de carga da rede, (ii) dados das tarifas praticadas pela concessionária naquele sistema; (iii) configuração topológica da rede de distribuição e (iv) lista de equipamentos. Em seguida devem ser definidas as características de funcionamento de cada equipamento, como a quantidade de horas que ele deve operar, limites máximos e mínimos de possíveis horários de funcionamento, além de restrições de horários impostas devido ao processo produtivo. Esta lista de equipamentos deve ser feita em comum acordo entre as indústrias e a concessionária.

Quanto mais bem-feita for a lista de equipamentos, com suas informações de funcionamento, melhor para a aplicação do método proposto. Assim, a ferramenta computacional desenvolvida tem liberdade de trabalhar com o maior número possível de equipamentos (sempre respeitando as suas condições de funcionamento) e trazer o maior benefício econômico para ambas às partes.

3.2 Premissas do Método Proposto

O problema a ser resolvido nesta dissertação é a realocação de cargas dentro de um parque industrial com o objetivo de adequar a curva de carga final de todo o sistema com uma curva de demanda objetivo indicada pela concessionária. Com isto, espera-se que o custo final com energia elétrica de todo o parque seja diminuído e beneficie não apenas os consumidores

monetariamente, mas também a concessionária com um possível aumento do fator de carga e liberação da capacidade dos alimentadores.

No método proposto, cada barra de carga do sistema possui uma curva de carga que representa o consumo diário dos equipamentos com discretização horária, ou seja, a demanda em intervalos de 1 hora. Sendo assim, pode-se analisar o parque industrial em termos de seu consumo horário e utilizar ações de gerenciamento pelo lado da demanda para melhorar o perfil de carga. Os equipamentos que estão presentes em programas de GLD geralmente funcionam sob regime de controle direto da carga (DILC). Quando inseridos neste tipo de programa, é necessário que os equipamentos sejam monitorados e tenham suas características de funcionamento observadas meticulosamente a fim de poder se construir o perfil de consumo do mesmo da maneira mais detalhada possível. A concessionária pode se beneficiar com esta modelagem já que tendo em mãos resultados detalhados do perfil de consumo, com a utilização do método proposto o controle dos equipamentos é facilmente realizado.

Para simplificação do problema os equipamentos utilizados para a análise serão considerados como se funcionando com carga nominal durante todo o período que estiverem conectados e ligados. É importante ressaltar também que nem todos os equipamentos presentes no perfil de carga estarão presentes no programa de GLD implementado e por isso estes não poderão ser realocados. Os equipamentos que possuem estas características podem ser denominados de cargas não-realocáveis.

Outra parte integrante ao problema que merece destaque são as tarifas horárias ou tarifas por hora de uso (TOU). Como parte integrante dos programas de GLD, a tarifação horária serve para incentivar o consumo em horários de menor carregamento do sistema e pode ter regras distintas para diferentes países ou regiões. Por isso é necessário analisar como estas tarifas estão implementadas na região de estudo já que na maioria dos países do mundo esta tarifação horária já está consolidada a nível industrial. Por exemplo, no Brasil para sistemas industriais existem as tarifas convencionais binômias, Verde e Azul.

A Figura 3.1 a seguir mostra um exemplo de um sistema industrial com 4 barras. A barra 1 é a subestação e fornece toda a energia demandada pelo sistema (representada pela curva na figura) enquanto as demais são barras de carga.

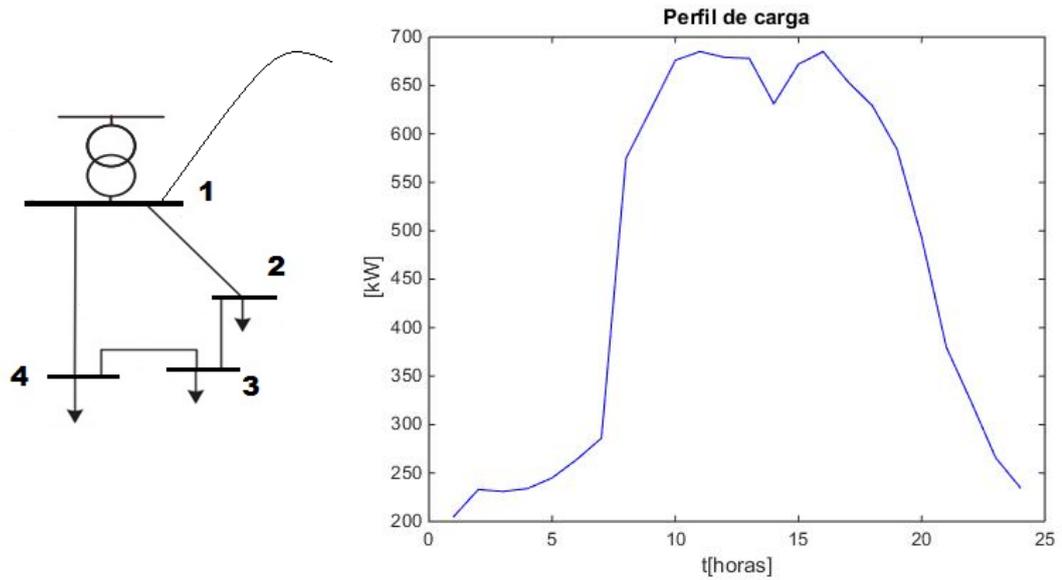


Figura 3.1 - Sistema de 4 barras de exemplo

A Figura 3.2 mostra detalhadamente as curvas de carga das demais barras e o somatório delas que forma a curva de carga do sistema vista pela subestação (Barra 1). Observando as três barras de carga, pode-se notar um consumo praticamente fixo e de baixo valor durante a noite e madrugada, e um aumento repentino durante o horário comercial, de 8 horas às 20 horas. Este é um perfil típico de uma carga industrial, com o consumo concentrado durante a manhã, à tarde e no começo da noite.

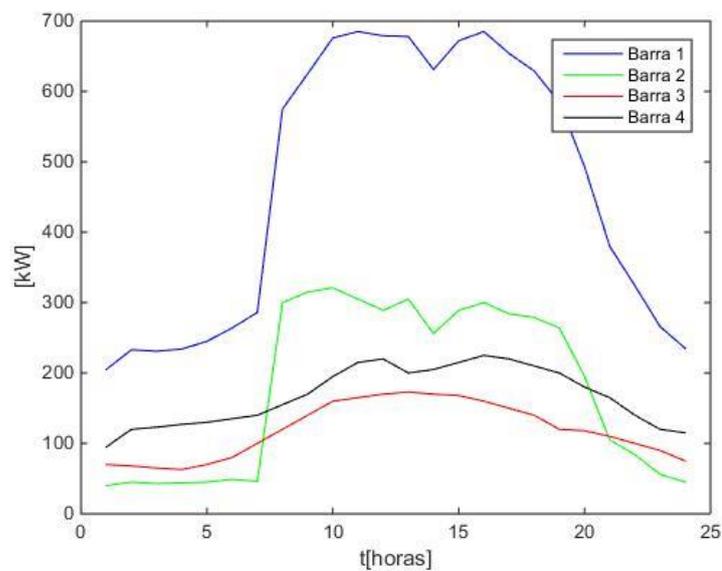


Figura 3.2 - Perfil de carga das barras do sistema

Em um primeiro momento neste trabalho, com o objetivo de facilitar a solução do problema e fazer análises iniciais, as perdas no sistema de distribuição serão desconsideradas, isto implica que na modelagem todos os equipamentos são conectados diretamente na subestação. Deste modo, apenas a curva de carga da subestação deve ser analisada no processo de otimização, ainda que os equipamentos que devem ser realocados se encontrem na realidade nas barras de carga.

Posteriormente, em um segundo problema de otimização proposto, as perdas serão consideradas, as cargas serão analisadas em suas barras originais e restrições de tensão também serão consideradas.

3.3 Modelo Matemático - Sem Perdas

Para resolver o problema descrito na seção anterior, foi definido um modelo matemático de otimização com as restrições inerentes a ele. As equações que regem este modelo estão especificadas a seguir. Explicações detalhadas de cada equação serão apresentadas posteriormente.

$$\text{Min} \sum_{t=1}^{24} (\text{Carga}(t) - \text{Objetivo}(t))^2 \quad (3.1)$$

$$\left. \begin{array}{l} P_{total} = \sum_{i=1}^t P_i \quad (3.2) \\ N_k \geq 0 \quad \forall k \quad (3.3) \\ \sum_{i=1}^t N_{k,i} \leq T_k \quad (3.4) \\ \{X_k \in Z / 0 \leq X_k \leq 23\} \quad (3.5) \\ LB_{eq} = X_{eq} - \Delta t_{eq} \quad (3.6) \\ UB_{eq} = X_{eq} + \Delta t_{eq} \quad (3.7) \end{array} \right\} \text{s. a.}$$

Onde:

- $Carga(t)$ é a carga final calculada com base nas realocações obtidas pelo algoritmo. Ela será calculada para cada tempo t , e assim quando analisada em todo o intervalo forma a curva de carga calculada;
- $Objetivo(t)$ é a curva objetivo definida pela concessionária (é definida por pontos para cada tempo t);
- P_{total} é a potência demandada consumida por todos os equipamentos durante 24 horas;
- P_i é a soma da potência demandada pelos equipamentos alocados na hora i ;
- t é igual a 24 (horas) e representa o período de estudo;
- N_k representa o número de realocações de equipamentos do tipo k ; durante o intervalo de tempo em estudo;
- $N_{k,i}$ é o número de equipamentos do tipo k realocados para hora i ;
- T_k é a quantidade máxima de realocações de equipamentos do tipo k ;
- X_k representa o horário k de conexão ou alocação do equipamento;
- Z representa o conjunto dos números inteiros já que nesta modelagem não trabalha-se com frações de horas.
- LB_{eq} e UB_{eq} são os limites máximos de início ou final do funcionamento de um determinado equipamento eq .
- Δt_{eq} representa o máximo número de horas que um equipamentos pode ser deslocado dentro do dia para a realização da realocação e é definido como intervalo permitido para realocação.

3.3.1 Função objetivo

A função objetivo proposta por esta modelagem minimiza a diferença quadrática das demandas horárias entre a curva proposta pela concessionária, denominada $Objetivo(t)$, e a curva de carga resultante do sistema após a mudança do horário de funcionamento de equipamentos, denominada $Carga(t)$, no período de um dia (dia seguinte) como pode ser observado na equação 3.1 anteriormente. A curva do objetivo da otimização proposta pela concessionária geralmente leva em conta os valores das tarifas operadas pela concessionária na região e também a curva de carga prevista do sistema. Devido à maneira que esta curva é

calculada, a curva é inversamente proporcional aos custos, ou seja, quanto maior a tarifa, menor fica a demanda na curva, e quanto menor a tarifa, maior a demanda objetivo

A curva $Carga(t)$ é apresentada na equação (3.9). Nesta, o cálculo da potência consumida pelos equipamentos realocáveis é realizado para todos os dispositivos dentro de cada período de tempo. Para cada equipamento é multiplicada sua potência nominal por um vetor binário chamado de $Hora\ realocada_k(t)$ que indica o horário em que o equipamento k foi conectado após a realocação. Este vetor também representa a quantidade de horas que o equipamento deve permanecer ligado já que tem seu valor 1 no horário de conexão e em todos os horários seguintes até o horário de seu desligamento e valor 0 em todas as outras horas do dia. Após todos os valores das cargas realocáveis serem calculados é somado o valor correspondente das cargas não realocáveis para aquele horário, $Cbase(t)$. A carga total no período é o somatório das duas parcelas. Repetindo este processo durante as 24 horas do estudo, obtém-se a curva de carga desejada.

$$Carga(t) = \sum_{k=1}^{Nequips} P_k * Hora\ realocada_k(t) + Cbase(t) \quad (3.9)$$

Onde:

- P_k é a potência consumida pelo equipamento k ;
- $Hora\ realocada_k(t)$ é o vetor que determina os horários de funcionamento para um equipamento k passível de realocação;
- $Cbase(t)$ é a curva base, ou seja, a curva que compõe os valores de carga não realocáveis;
- $Nequips$ é o número de equipamentos realocáveis do problema.

3.3.2 Restrições do problema de otimização

As restrições que representam características do processo produtivo como necessidades dos consumidores devem ser modeladas para representar o problema de otimização corretamente. Como exemplos podem-se citar: (i) os limites nos horários de atuação de equipamentos; (ii) horários específicos de alocação de determinada carga; (iii) prioridades de

alocação de certos equipamentos; (iv) limites na quantidade máxima de equipamentos ligados de forma simultânea.

Uma restrição fundamental é manter constante a quantidade de cargas e, por conseguinte o somatório de potência, já que de acordo com as premissas do problema proposto não podem ser adicionadas e nem retiradas cargas, apenas rearranjadas dentro do período estipulado. Esta restrição é apresentada na equação (3.2).

Também é necessário limitar o número máximo de equipamentos que podem ser realocados. As restrições (3.3) e (3.4) indicam o número máximo de equipamentos de cada tipo que podem ser realocados. O tipo de equipamento deve ser levado em consideração já que a quantidade de equipamentos de cada tipo pode ser diferente.

As restrições (3.5), (3.6) e (3.7) definem os limites horários inferiores e superiores das variáveis de decisão do deslocamento de carga. As variáveis de decisão no método proposto são representadas como o horário de alocação de cada equipamento e portanto é necessária uma variável de decisão para cada equipamento. Como a variável de decisão expressa o horário de início de conexão do equipamento, esses valores podem variar de 0 a 23. Resalta-se que estes valores são números inteiros.

Para calcular os limites inferiores e superiores de cada variável deve-se adicionar ao valor da variável de decisão, a máxima variação de horas que um equipamento pode ser realocado, ou intervalo permitido para realocação (Δt). Este intervalo (Δt) pode ser definido como a quantidade máxima de horas a mais ou a menos (partindo do horário inicial de alocação do equipamento) para o qual o equipamento pode ser realocado. No caso do limite inferior (LB do inglês *lower bound*) deve-se subtrair o valor de Δt enquanto no limite superior (UB do inglês *upper bound*) se soma o valor do Δt . Caso ocorra que a soma dos valores seja inferior ou superior ao período de 24 horas, o equipamento em questão é alocado para o dia anterior ou o dia seguinte. É feita um transposição cíclica.

3.3.4 Prioridade de alocação

Outra característica importante para a análise do problema que pretende-se resolver é a função de prioridade de alocação dos equipamentos. A prioridade de alocação segue a ideia de que certos equipamentos ou tipos de equipamentos têm uma importância maior para o processo produtivo do que outros. Sendo assim, caso haja um limite máximo de equipamentos que possam ser realocados devido a características dos diferentes processos produtivos pode-se

escolher apenas equipamentos que terão maior impacto na curva ou no funcionamento da rede para participarem.

Neste caso, os equipamentos são escolhidos de acordo com seu nível de prioridade e a mudança no horário de funcionamento desses equipamentos se dá do equipamento de maior prioridade até o de menor prioridade até que se chegue no número máximo permitido de permutações. Os equipamentos que não forem selecionados nesta etapa permanecerão portanto com a operação em seu horário inicial estabelecido.

A maneira como é feita essa seleção da prioridade é pela redução do número de variáveis de entrada do algoritmo. Os equipamentos marcados como prioritários, portanto são selecionados como aptos a serem considerados como variáveis de decisão. Já os equipamentos não prioritários devem permanecer em seus horários inicialmente alocados fazendo com que não haja a necessidade de incorporar seus dados na inicialização do programa. Sendo assim o número de variáveis de entrada do algoritmo será igual ao número de equipamentos marcados como prioritários. Esta análise é realizada para que se possa comparar o impacto destes equipamentos mais importantes no resultado geral da curva de carga. Caso o número de equipamentos passíveis de realocação seja maior do que o número de equipamentos prioritários, mas menor do que o número de equipamentos total, serão considerados aleatoriamente os dispositivos de menor prioridade até se completar o número total de equipamentos realocados.

No funcionamento normal do algoritmo todos os equipamentos têm a mesma prioridade e por isso esta função não têm nenhum efeito. Os equipamentos escolhidos para realocação passam pelo processo de seleção do algoritmo normalmente resultando em novos horários de alocação para os mesmos, enquanto os equipamentos que não foram selecionados são apenas adicionados ao final do processo com seus horários se mantendo iguais aos horários iniciais. A seguir na Figura 3.3 pode-se ver um exemplo desta modelagem:

X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈
1	1	1	2	1	2	1	2

Figura 3.3 Exemplo de prioridade

Neste exemplo, tem-se 8 equipamentos com diferentes níveis de prioridade e para facilitar vamos fixar em 5 o número máximo de equipamentos realocáveis. Sendo assim, o vetor de entrada é diminuído de 8 variáveis para 5 e fica como mostrado na Figura 3.4. Como pode-se observar apenas os equipamentos com prioridade 1 foram selecionados para serem realocados pelo algoritmo enquanto os equipamentos de prioridade 2 deverão permanecer em seus horários iniciais de alocação.

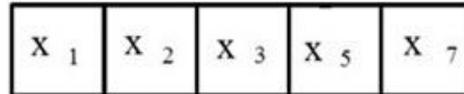


Figura 3.4 Variáveis de entrada prioridade

3.4. Modelo Matemático - Com Perdas

Também foi implementado neste trabalho um segundo modelo de otimização no qual é considerado o sistema de distribuição e seus alimentadores com o objetivo de tornar a análise do problema mais completa. A diferença deste modelo para o proposto na seção 3.3 são as inclusões das análises de máxima variação de tensão nas barras do sistema e também das perdas resultantes do fluxo de potência já que com a realocação de cargas, o consumo de cada barra é modificado a cada hora. Portanto deve ser realizada uma análise do fluxo de potência a cada hora do dia para garantir que os valores de tensões e das perdas estejam dentro dos valores esperados. O limite de corrente máximo permitido também deve ser respeitado e por isso também foi incluído no modelo. O modelo completo é apresentado no conjunto de equações (3.1) a (3.11):

$$\text{Min} \sum_{t=1}^{24} (\text{Carga}(t) - \text{Objetivo}(t))^2 \quad (3.1)$$

$$\left. \begin{aligned}
& P_{total} = \sum_{i=1}^t P_i & (3.2) \\
& N_k > 0 \quad \forall k & (3.3) \\
& \sum_{i=1}^t N_{k,i} \leq T_k & (3.4) \\
& \{X_k \in Z / 0 \leq X_k \leq 23\} & (3.5) \\
& LB_{eq} = X_{eq} - \Delta t_{eq} & (3.6) \\
& UB_{eq} = X_{eq} + \Delta t_{eq} & (3.7) \\
& \sum_{b=1}^{nBarras} P_b = 0 \quad \forall i & (3.10) \\
& \sum_{b=1}^{nBarras} Q_b = 0 \quad \forall i & (3.11) \\
& V^{min} \leq V_b \leq V^{max} \quad \forall i & (3.12) \\
& I_r \leq I^{max,r} \quad \forall i & (3.13)
\end{aligned} \right\} \mathbf{s. a.}$$

Onde:

- P_{total} é a potência demandada consumida por todos os equipamentos durante 24 horas;
- P_i é a soma da potência demandada pelos equipamentos alocados na hora i ;
- t é igual a 24 (horas) e representa o período de estudo;
- N_k representa o número de realocações de equipamentos do tipo k ; durante o intervalo de tempo em estudo.
- $N_{k,i}$ é o número de equipamentos do tipo k realocados para hora i ;
- T_k é a quantidade máxima de realocações de equipamentos do tipo k ;
- X_k representa o horário k de conexão ou alocação do equipamento;
- Z representa o conjunto dos números inteiros já que nesta modelagem não trabalha-se com frações de horas.
- LB_{eq} e UB_{eq} são os limites máximos de início ou final do funcionamento de um determinado equipamento eq .

- Δt_{eq} representa o máximo número de horas que um equipamentos pode ser deslocado dentro do dia para a realização da realocação. E é definido como intervalo permitido para realocação
- P_b é a potência ativa líquida da barra b .
- Q_b é a potência reativa líquida da barra b .
- V^{min} é a tensão mínima permitida.
- V_b é a tensão na barra b .
- V^{max} é a tensão máxima permitida.
- i_m é a corrente em um ramo r do sistema.
- $I_{m\ máx}$ é a corrente máxima permitida no ramo r do sistema.

Partindo-se então da suposição de que estamos trabalhando em sistemas com apenas uma barra $V-\theta$ na subestação que possui toda a capacidade geradora da rede e que as demais barras de carga são barras PQ, pode-se analisar as equações apresentadas.

Para entender as equações de (3.10) a (3.13) apresentadas nas restrições deve-se primeiramente definir os parâmetros mostrados, que são a tensão nodal e as potências líquidas ativas e reativas nas barras. A equação (3.10) representa a equação de conservação de energia do sistema onde a soma de todas as potências ativas injetadas em uma determinada barra deve ser igual a zero. De acordo com o princípio da conservação de energia, toda a potência que é fornecida a um sistema deve ser consumida naquele sistema na forma de consumo mais perdas. Portanto uma barra qualquer do sistema deve consumir ou transferir a potência que é injetada nela para outras barras para manter este equilíbrio. Como isto é válido tanto para a potência ativa quanto para a potência reativa, a mesma lógica se aplica em relação à equação (3.11), porém para as potências reativas injetadas na barra. A potência injetada nas barras é resultado da diferença entre a potência gerada e a potência demandada em cada barra como pode-se observar nas equações (3.14) e (3.15).

$$\begin{cases} P_m = PG_m - PD_m & (3.14) \\ Q_m = QG_m - QD_m & (3.15) \end{cases}$$

- P_m é a potência ativa líquida da barra m .
- PG_m é a potência ativa gerada na barra m .
- PD_m é a potência ativa demandada na barra m .
- Q_m é a potência reativa líquida da barra m .

- QG_m é a potência reativa gerada na barra m .
- QD_m é a potência reativa demandada na barra m .

O cálculo de P_m e Q_m é realizado através de duas equações básicas mostradas em (3.16) e (3.17) e na equação auxiliar (3.18)

$$\begin{cases} P_m = V_m \cdot \sum_{n \in m} V_n \cdot (G_{mn} \cdot \cos\theta_{mn} + B_{mn} \cdot \sen\theta_{mn}) & (3.16) \\ Q_m = V_m \cdot \sum_{n \in m} V_n \cdot (G_{mn} \cdot \sen\theta_{mn} - B_{mn} \cdot \cos\theta_{mn}) & (3.17) \end{cases}$$

$$\begin{cases} Q_m = V_m \cdot \sum_{n \in m} V_n \cdot (G_{mn} \cdot \sen\theta_{mn} - B_{mn} \cdot \cos\theta_{mn}) & (3.17) \end{cases}$$

$$\theta_{mn} = \theta_m - \theta_n \quad (3.18)$$

Onde:

- V_m é a tensão na barra m .
- V_n é a tensão na barra n .
- G_{mn} é a condutância entre m e n
- B_{mn} é a susceptância entre m e n
- θ_m é o ângulo da tensão na barra m .
- θ_n é o ângulo da tensão na barra n .

A restrição apresentada na equação (3.12) define que o valor da tensão de cada barra deve respeitar valores máximos e mínimos definidos anteriormente. Para este trabalho foram considerados que a variação máxima permitida é de 5% para mais ou para menos do valor nominal da tensão. Portanto pode-se definir V_m^{Min} como $0,95V_m$ e V_m^{Max} como $1,05V_m$.

Dentro da análise proposta também são calculadas as perdas decorrentes do efeito Joule nos condutores. Este valor é significativo e em sistemas com grande consumo pode representar uma grande quantidade de energia. O cálculo das perdas está incorporado dentro do fluxo de potência e seu valor depende dos fluxos encontrados para cada barra. Com os valores dos fluxos de potências calculados em todas as linhas e tendo os valores iniciais das cargas e da potência gerada podem-se facilmente inferir os valores das perdas em cada linha do sistema.

Quanto a restrição da equação (3.13), que representa o limite de corrente, o valor da corrente encontrado pelo fluxo de potência deverá respeitar os valores físicos impostos pelas limitações dos equipamentos utilizados. Este valor é geralmente definido experimentalmente e pode ser encontrado em diversas normas como por exemplo na IEC 60909 (IEC, 2001) e na IEC 60865 (IEC, 2009).

3.5. Solução do problema utilizando Algoritmos Genéticos

O problema modelado nas seções anteriores é da classe de programação não linear inteira mista com natureza combinatória, desta forma, a utilização de métodos clássicos como a programação linear ou dinâmica leva a dificuldade na solução, o que qualifica abordagens evolucionárias como uma opção interessante para resolver esse problema.

Por esta razão, o algoritmo de solução desenvolvido neste trabalho foi baseado nos métodos heurísticos de otimização, já que estes se adaptam facilmente ao problema. O emprego de um algoritmo evolucionário permite uma grande flexibilidade com relação à modelagem do problema, e em função disso é possível modelar, de forma simples, equações proporcionando uma maior versatilidade ao método. Dentre elas, cita-se como exemplos a possibilidade de limitar a quantidade de equipamentos que serão realocados, horários de uso segundo as características de cada um e restrições diferentes de modelos tarifários. E, dentre os diversos tipos de métodos heurísticos possíveis foi escolhido o Algoritmo Genético.

A Figura 3.5 apresenta um fluxograma com o funcionamento do algoritmo proposto. Pode-se notar que o AG funciona com um processo de realimentação, com o problema sendo resolvido duas vezes. Isto se dá pelo fato de que, ao tentar iniciar o programa com uma entrada de dados aleatória foi observado experimentalmente que o tempo computacional era alto e nem sempre encontrava um resultado perto do ótimo antes do critério de parada ser alcançado. Para resolver este problema, uma versão mais simplificada do problema considera como dados de entrada conjuntos de equipamentos ao invés de considerá-los separadamente com o objetivo de diminuir as variáveis do problema. Esta versão simplificada recebe a população inicial aleatória e a população final de indivíduos desta etapa é utilizada para inicializar o problema em sua forma mais completa com todos os equipamentos discretizados individualmente. Este processo torna a convergência do problema melhor, fazendo com que o resultado final encontre um ponto ótimo mais adequado ao problema. Uma explicação mais detalhada sobre o funcionamento deste processo é apresentada na subseção 3.5.3.

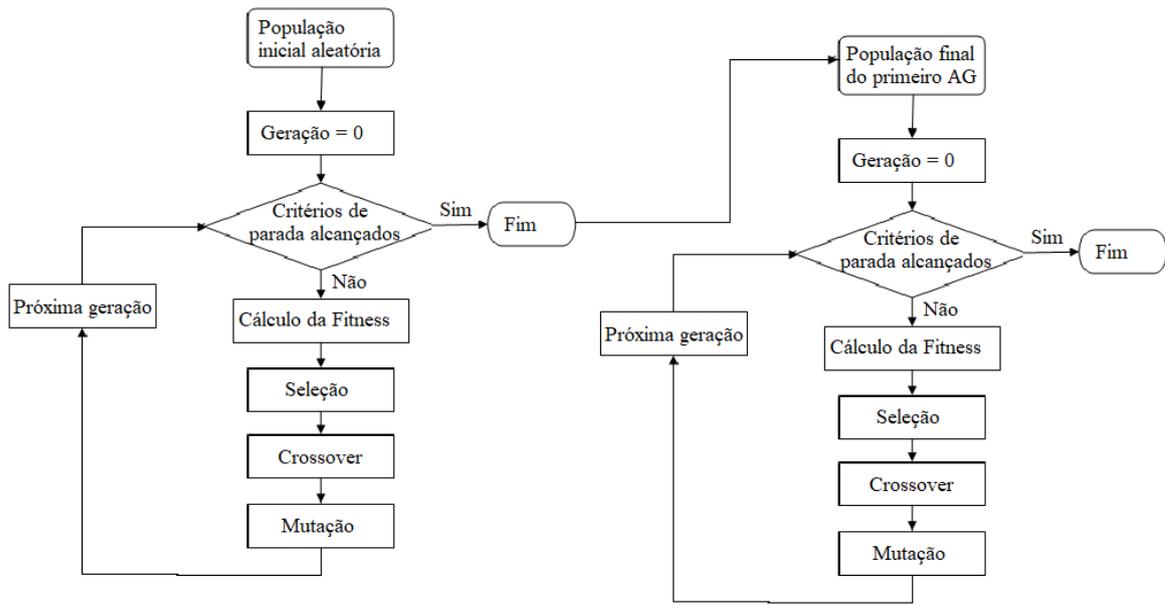


Figura 3.5 Fluxograma do algoritmo proposto

3.5.1 Curva de carga prevista

No método proposto foram considerados quatro dados principais para construir a curva de carga prevista: o horário inicial de conexão do equipamento, a duração que este equipamento permanece conectado, a potência do equipamento e variação da quantidade de horas que este equipamento pode ser deslocado. Os equipamentos que não estão dentro do programa de controle direto de carga são ditos não controláveis e não é possível mudar seu horário de conexão. A junção da curva de carga controlável, com a curva de carga não controlável é denominada curva de carga prevista. O cálculo para cada horário da curva de carga prevista pode ser observado na equação (3.8) abaixo:

$$Carga_{prevista}(t) = \sum_{k=1}^{Nequips} P_k * Hora\ inicial_k(t) + Cbase(t) \quad (3.8)$$

Onde:

- P_k é a potência de consumo do equipamento k ;
- $Hora\ inicial_k(t)$ É a hora em que o equipamento k é previsto de ser ligado;
- $Cbase(t)$ É a curva base, ou seja, a curva que compõe os valores de carga não realocáveis;

- *Nequips* é o número de equipamentos realocáveis do problema.

Deve-se notar também que do mesmo modo que na equação (3.9), a variável que contém o horário de realocação, a $Hora\ inicial_k(t)$, também leva em consideração a duração de uso do equipamento, de maneira que o número de horários associados a cada equipamento é o horário em que ele está previsto de ser conectado, assim como os horários em que ele deve permanecer ligado, totalizando assim a duração total de sua utilização. Apesar de o cálculo das parcelas $Hora\ realocada_k(t)$ da equação (3.9) e $Hora\ inicial_k(t)$ da equação (3.8) serem similares, existe uma diferença importante. Como a curva de carga prevista representa os horários iniciais em que os equipamentos estão conectados, os valores são dados pelo problema e por isso constantes, enquanto no cálculo da curva de carga final estes valores são variáveis fornecidas pelo algoritmo genético e são diferentes para cada indivíduo. Isso se resume ao fato de que a curva de carga prevista deve ser calculada apenas uma vez enquanto a curva de carga final deve ser calculada para todos os indivíduos.

A Figura 3.6 a seguir mostra em formato gráfico a curva de carga prevista. Como se pode observar, a curva de carga não controlável é evidenciada como parte da curva prevista. A curva de carga prevista está em azul e tem seus picos em horários de grande carregamento do sistema e consequentemente maiores tarifas. A curva de carga não controlável serve como o limiar mínimo de carga para o algoritmo já que este é o menor valor de carga que pode ser alcançado naquele horário.

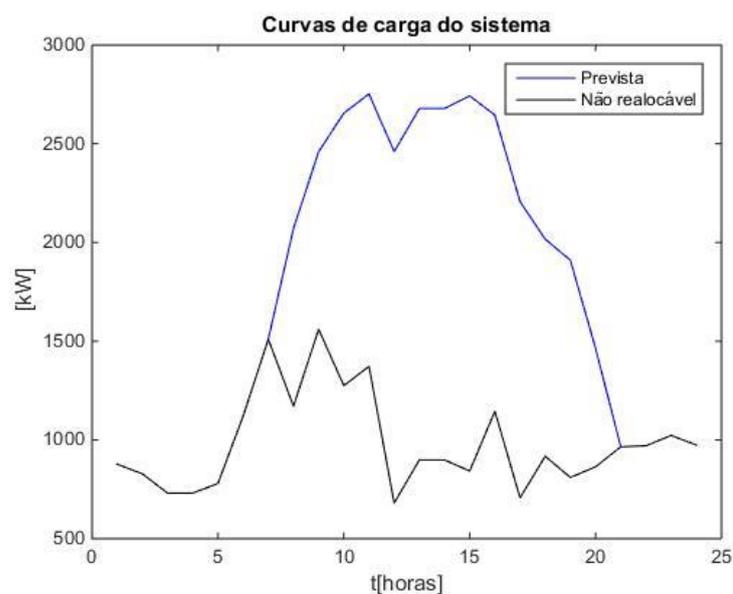


Figura 3.6 Curva de carga do sistema com detalhe para a curva de carga não realocável

3.5.2 Codificação dos indivíduos

Os indivíduos têm um papel fundamental em qualquer algoritmo evolutivo, eles modelam a solução do problema. No entanto, existem diversas maneiras de representar um indivíduo, cada uma com vantagens e desvantagens. A forma mais utilizada para este fim é a representação binária de tamanho fixo onde, um indivíduo é uma cadeia de bits que são representados por 0 ou 1 com tamanho definido pelo problema. Porém indivíduos também podem ser representados como variáveis reais ou inteiras dependendo das características do problema e da modelagem utilizada pelos programadores.

Neste estudo os indivíduos representam a hora de conexão de um equipamento no sistema e, portanto, escolheu-se uma representação inteira para o problema. Resumindo, cada gene pode apresentar um valor entre 0 e 23 que representa a hora do dia que foi escolhida pelo algoritmo ligar determinado equipamento. Para exemplificar o procedimento de preenchimento do indivíduo, considere o sistema apresentado na Figura 3.7, onde a barra 1 é a subestação e as demais são barras de cargas. Cada equipamento está representado por uma carga através da variável X e do número do equipamento.

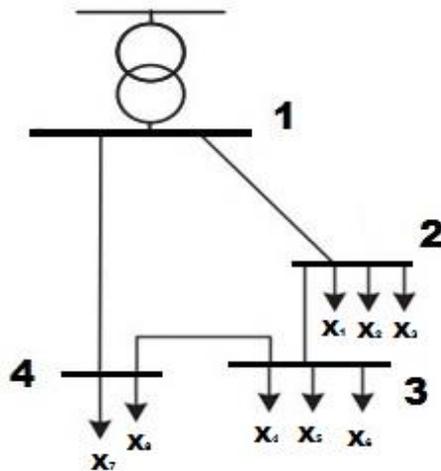


Figura 3.7 Exemplo de sistema de 4 barras

Considera-se que neste sistema existem 8 equipamentos passíveis de realocação. Sendo assim, já que as variáveis de decisão do problema são definidas como o horário de conexão de cada equipamento, teremos um indivíduo com 8 genes, 1 para cada variável de decisão. Na Figura 3.8 é apresentado um exemplo desta definição, ressalta-se que cada variável de decisão

corresponde a um gene e o índice de cada variável corresponde ao respectivo equipamento. Ressalta-se também que cada equipamento possui um tempo de funcionamento. Esta informação não é apresentada no indivíduo, mas sim em um vetor auxiliar.

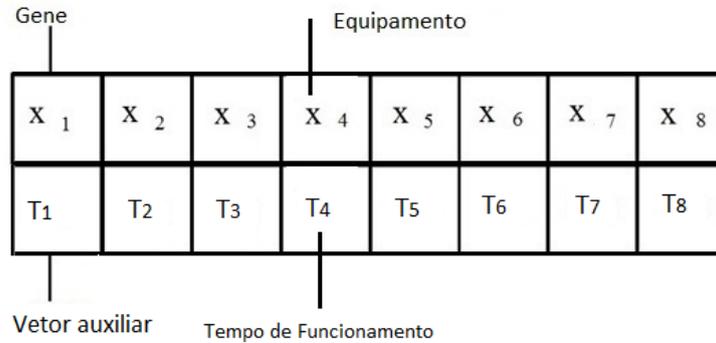


Figura 3.8 Exemplo da definição do cromossomo

Para mostrar numericamente o funcionamento dos indivíduos dentro do algoritmo, vamos considerar o exemplo apresentado na Figura 3.9 como a solução ótima para o sistema. Neste exemplo, o primeiro número (17) representa o horário de alocação do primeiro equipamento, o segundo (5) o horário de alocação do segundo e assim por diante. Com estes horários definidos, é feito o cálculo da carga final que leva em conta a potência de cada equipamento e a duração da conexão (Figura 3.10) e então uma curva de carga final para o problema é calculada (Figura 3.11).

17	5	13	10	16	8	15	19
-----------	----------	-----------	-----------	-----------	----------	-----------	-----------

Figura 3.9 Exemplo numérico de um cromossomo

3							
----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------

Figura 3.10 Tempo de funcionamento de cada equipamento

Se for considerado que a quantidade total de carga não realocável no sistema é de 100 kW a cada hora, que a potência de cada equipamento é de 25 kW e que cada equipamento fica ligado por três horas tem-se a curva de carga apresentada na Figura 3.11.

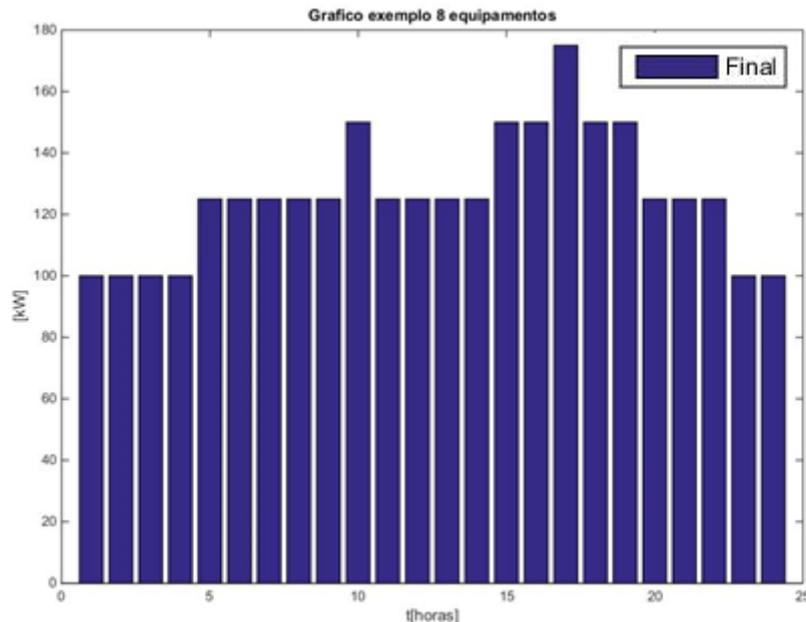


Figura 3.11 Curva final do exemplo de 8 equipamentos

Como se pode observar na Figura 3.11, os horários previstos para a alocação de cada equipamento, juntamente com os outros dados necessários são decodificados pelo programa através da equação (3.14) e são apresentados em forma de gráfico. Neste gráfico pode-se observar que a maior concentração de carga está no período em que mais equipamentos foram realocados, das 15 às 19 horas.

3.5.3 População inicial

A população inicial é um ponto importante de refinamento de qualquer algoritmo genético pois o tamanho da população pode afetar tanto o desempenho como a eficiência do AG. Caso a população seja muito pequena ela pode, durante a evolução do algoritmo genético, perder a diversidade que é importante para se chegar a uma boa solução. Por outro lado, se a população tiver uma grande quantidade de indivíduos, o algoritmo poderá se tornar ineficiente pela demora na avaliação de aptidão e com isso aumentar muito o tempo computacional e demorar a convergir. Sendo assim, foram realizados testes e verificou-se que para o caso teste

em questão que a população inicial com 200 cromossomos gerados aleatoriamente foi adequada.

Porém esta abordagem trouxe alguns problemas no tempo de convergência do algoritmo já que o espaço de busca era grande e por vezes o algoritmo chegava no critério de parada estabelecido em um ótimo local de pior qualidade. Para resolver este problema foi implementado um procedimento para que o algoritmo parta de uma solução inicial de melhor qualidade em vez de uma população completamente aleatória e assim melhorar a convergência do programa.

Desta forma é executado um algoritmo genético a priori que serve para inicializar a população para a execução do algoritmo principal. Para tal algoritmo as cargas inicialmente consideradas foram agrupadas em diversos grupos para diminuir o tamanho do problema. Neste processo de otimização inicial, todos os aspectos do problema original foram mantidos, bem como as restrições e parâmetros. A diferença no tratamento dos dados entrada do sistema e agrupamento de equipamentos, serve para aumentar a velocidade do AG e chegar em um local próximo ao ótimo e, com isto, servir de ponto de melhor partida. Desta forma, as cargas foram agrupadas em blocos de potência similares. Esse agrupamento se fez da seguinte forma:

- Equipamentos com características similares de funcionamento (duração e horário inicial) são agrupados em um mesmo grupo;
- Os grupos devem ter potências semelhantes;
- O máximo intervalo permitido para realocação (Δt) deve ser o mesmo para todos os indivíduos de cada grupo.

Seguindo essas três determinações foi possível agrupar diversos equipamentos e diminuir consideravelmente o número de variáveis de decisão, e com isto, o tamanho do cromossomo. Esta redução fez com que este primeiro AG fosse executado rapidamente.

Para exemplificar numericamente, toma-se como base a entrada de dados utilizada em (Logenthiran *et al.*, 2012) e mostrada no Apêndice I. Neste exemplo, utilizando as considerações descritas acima foi possível reduzir o tamanho do cromossomo de 112 genes para 27 genes com o método de agrupamento proposto. A Tabela 3.1 que mostra como ficaram divididos os 27 grupos após a simplificação.

Tabela 3.1 Agrupamento dos dados de entrada para o primeiro AG

Grupo	Consumo (kW)	Horas de uso (duração)	Quantidade de dispositivos agrupados	Horário Inicial de funcionamento	Máximo número de horas Δt
1	162.5	4	13	16	10
2	162.5	4	13	16	10
3	175	4	14	16	10
4	150	5	6	8	10
5	150	5	6	8	10
6	150	5	6	8	10
7	150	5	6	8	10
8	150	5	6	8	10
9	150	5	6	8	10
10	150	5	5	10	10
11	150	5	5	10	10
12	180	5	6	10	10
13	150	6	3	12	10
14	150	6	3	12	10
15	100	6	2	12	10
16	100	6	1	15	10
17	100	6	1	15	10
18	100	6	1	15	10
19	100	6	1	15	10
20	100	6	1	15	10
21	100	6	1	15	10
22	150	3	1	13	10
23	150	3	1	13	10
24	150	3	1	13	10
25	150	3	1	13	10
26	150	3	1	13	10
27	150	3	1	13	10

3.5.4 Operadores Genéticos

Cada cromossomo encontrado através do processo de evolução é uma potencial solução para o problema, porém para que a aptidão destes cromossomos melhore a cada geração é necessária a utilização de alguns operadores genéticos. Neste trabalho foram utilizados alguns

operadores principais, como o elitismo, a mutação e o *crossover* (Haupt e Haupt, 2004). Além dos operadores genéticos, deve-se também escolher o método de seleção que será usado no cruzamento dos indivíduos. Dada uma população em que a cada indivíduo foi atribuído um valor de aptidão, existem vários métodos para selecionar os indivíduos sobre os quais serão aplicados os operadores genéticos. O método escolhido foi a seleção por Torneio, onde um número n de indivíduos da população é escolhido aleatoriamente para formar uma subpopulação temporária, neste caso de 2 cromossomos. Deste grupo, o indivíduo selecionado será aquele com melhor aptidão. O processo então é repetido até que se consiga o número desejado de indivíduos para o cruzamento. Este método é o mais utilizado, pois oferece a vantagem de não exigir que a comparação seja feita entre todos os indivíduos da população (Haupt e Haupt, 2004). Um exemplo deste tipo de seleção é apresentado na figura 3.12 a seguir:



Figura 3.12 Exemplo da seleção por torneio

O elitismo conserva os melhores indivíduos da população atual copiando-os para a próxima geração sem nenhuma alteração, enquanto os outros indivíduos são gerados normalmente utilizando-se do método de seleção. No algoritmo proposto foi definido experimentalmente que 10% da população total seja considerada por este processo e não passe pelos outros operadores genéticos. Isso garante a qualidade genética da população mesmo no caso de o algoritmo encontrar piores soluções em determinada geração, já que estes indivíduos ainda participam da criação dos novos indivíduos da próxima geração.

O cruzamento (*crossover*) é um dos operadores genéticos mais importantes, pois é através dele que são criados novos indivíduos. Neste processo utiliza-se de dois indivíduos (pais) que fornecem parte de seus genes formando outros indivíduos (filhos). Nesta metodologia foi escolhido o *crossover* de um único ponto, devido a sua simplicidade. No *crossover* de um único ponto os indivíduos selecionados na etapa anterior (seleção) são cruzados da seguinte forma: a lista de indivíduos selecionados é embaralhada aleatoriamente criando-se, desta forma, uma segunda lista, chamada lista de parceiros. Cada indivíduo selecionado é então cruzado com o indivíduo que ocupa a mesma posição na lista de parceiros. A forma como se realiza este

cruzamento é ilustrada na figura 3.13. Os cromossomos de cada par de indivíduos a serem cruzados são particionados em um ponto, chamado ponto de corte, sorteado aleatoriamente. Um novo cromossomo é gerado permutando-se a metade inicial de um cromossomo com a metade final do outro. No caso de genes representados por números reais, a menor unidade do cromossomo que pode ser permutada é o gene. A taxa com que ocorrem tais cruzamentos deve, assim como em outros operadores genéticos, ser calibrada de acordo com o problema estudado, mas, de maneira geral, altas taxas de cruzamento causam perda de qualidade genética enquanto taxas baixas não permitem grande diversidade genética. A taxa de *crossover* utilizada no algoritmo proposto foi definida experimentalmente e é de 80%.



Figura 3.13 Exemplo de um crossover de um único ponto

A operação de mutação é utilizada para garantir uma maior varredura do espaço de estados e evitar que o algoritmo genético convirja muito cedo para mínimos locais. A mutação é efetuada alterando-se o valor de um gene de um indivíduo sorteado aleatoriamente com uma determinada probabilidade, denominada probabilidade de mutação, ou seja, vários indivíduos da nova população podem ter um de seus genes alterado aleatoriamente. A mutação é necessária para a introdução e manutenção da diversidade genética na população. De maneira geral, altas taxas de mutação tornam o processo muito aleatório, enquanto baixas taxas fazem com que o processo estagne e fique restrito a ótimos locais. Assim como no caso do crossover a taxa de mutação foi definida experimentalmente sendo de 1%. Um exemplo de mutação é apresentado na figura 3.14.



Figura 3.14 Exemplo da mutação

3.5.5 Critério de parada

Nesta metodologia, decidiu-se considerar dois critérios de parada, o primeiro critério consiste em limitar o número máximo de gerações, e o segundo critério considera o caso de a diferença entre os valores das funções de aptidão não variarem por valores maiores do que uma tolerância pré-definida por 50 gerações. Para o primeiro caso, é verificado se o número da geração atual é menor ou igual ao valor máximo de gerações, de modo a se definir a continuidade do processo. Para este parâmetro foram consideradas 500 gerações como o valor máximo. Para o segundo caso foi definido que caso os valores encontrados não variem por mais do que 10^{-10} por 50 gerações consecutivas o processo é encerrado antes de chegar nas 500 gerações pré-definidas.

Capítulo 4 – Resultados

4.1 Introdução

O método proposto neste trabalho foi implementado em uma ferramenta computacional utilizando o software MATLAB[®] R2014b x64, devido à sua facilidade de uso com diversas bibliotecas de funções matemáticas já programadas. Além disso, o *software* contém rotinas de otimização por algoritmos genéticos já implementadas, facilitando ainda mais o desenvolvimento de métodos de aplicação.

Para as simulações apresentadas neste trabalho foi utilizado um computador com processador AMD Phenom™ II X4 965 de 3.4 GHz, 8 GB de memória RAM, com sistema operacional Windows 7 Professional de 64 bits.

A Tabela 4.1 mostra um resumo dos testes realizados com o algoritmo da ferramenta desenvolvida, estes testes serão explicados e apresentados nas seções posteriores.

Tabela 4.1 Testes

Caso	Número de barras	Testes
Validação	3	Testes básicos utilizados para a validação do algoritmo e verificação do seu funcionamento básico
Caso base	7	$\Delta t = 10$, parâmetros iniciais modelados para definir um caso base para comparação posterior
Mudança do intervalo permitido para realocação	7	Variação do Δt para os valores de 20, 5 e 2
Mudança da prioridade de alocação	7	Variação de 50%/75% dos equipamentos com a função de prioridade
Mudança da função objetivo	7	Função objetivo com as tarifas da CEMIG e função objetivo diferente
Mudança do número de equipamentos	7	Aumento e diminuição do número de equipamentos
Caso base com fluxo de potência	7	Adição das restrições do fluxo de potência
13 barras com fluxo de potência	13	Aplicação do algoritmo e do fluxo de potência em um sistema de 13 barras

4.2 Sistema de 3 barras para validação

Para validar o funcionamento do algoritmo proposto realizaram-se testes a fim de observar seu comportamento em diferentes situações e combinações de curva objetivo e carga. Para tanto se criou um sistema simples de três barras para realização dos testes iniciais, pela facilidade para analisar os resultados. A representação do mesmo é mostrada na Figura 4.1. Este sistema possui duas barras de carga, representadas pelas barras 2 e 3, e uma barra de alimentação, a barra 1. Como foi apresentado no capítulo anterior, análises realizadas sem a consideração do fluxo de potência não levam em conta as perdas do sistema e a impedância das linhas e, portanto, pode-se considerar que a análise será realizada como se todas as cargas estivessem conectadas em uma barra equivalente. Nesta seção as cargas foram discretizadas diferentemente para cada simulação e cargas foram adicionadas ou retiradas de uma simulação para outra, não mantendo a carga total do sistema constante. Portanto em cada caso foi escolhido uma configuração de curva de carga prevista que atendessem os objetivos esperados e pudesse validar o funcionamento do algoritmo.

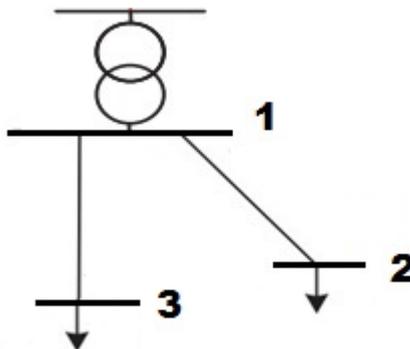


Figura 4.1 Sistema de 3 barras para teste

O primeiro teste consiste em utilizar uma curva prevista de carga da barra equivalente, que abrange todas as cargas do sistema. Esta curva contém cinco picos e cinco vales com a mesma amplitude e o restante da curva permanece com um valor constante de demanda conforme representado pela linha azul na Figura 4.2 (A). A discretização de cargas neste caso foi de 100 kW. A curva apresentada em azul na Figura 4.2 (A) portanto é a curva de carga prevista para o sistema, caso não haja nenhuma atuação. Porém, partindo da suposição que haja o interesse em uma realocação de acordo com uma curva objetivo, o algoritmo realoca estas

cargas e obtém a curva de carga final mostrada em vermelho. A curva objetivo neste caso é igual a média dos valores das cargas e então teve seu valor definido igual à 100 kW.

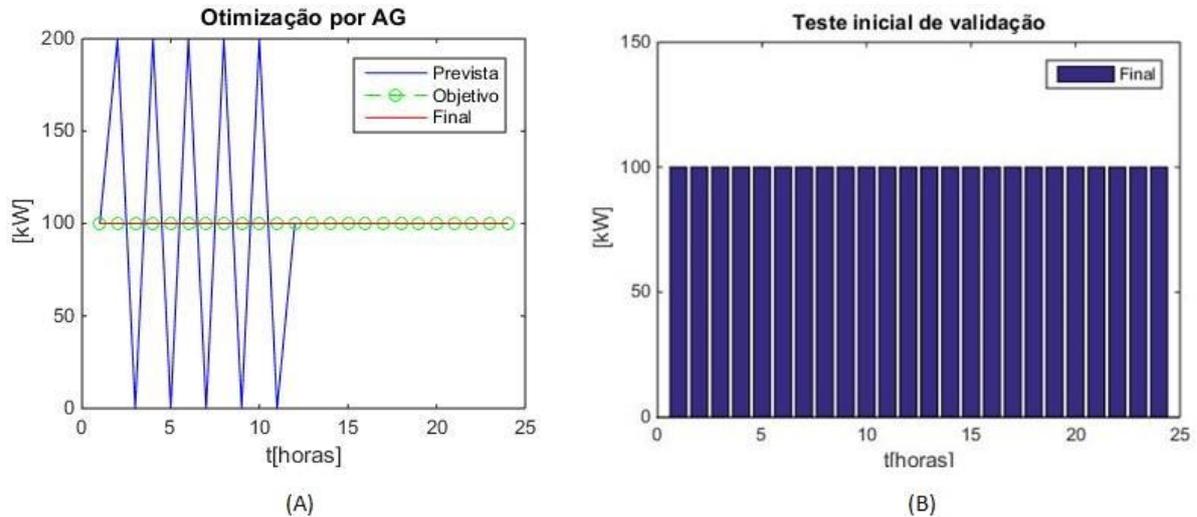


Figura 4.2 Teste inicial de validação

Como pode ser visto na Figura 4.2 (A), toda a carga que se encontrava nos picos foi realocada para os vales e a curva de carga final em vermelho coincidiu com a curva objetivo o que resulta em uma função objetivo (FOB) igual a zero (lembrando que a FOB definida no método é o erro entre a curva objetivo e a curva de carga final, ou seja, erro igual a zero é a melhor situação), pois neste caso as curvas objetivo e carga final foram iguais. Isto também pode ser observado no gráfico de barras da Figura 4.2 (B), que mostra o consumo horário da curva de carga final. Neste gráfico vemos que a carga final se manteve em um valor médio de 100 kW o que coincide com o valor da curva objetivo.

Em um novo teste, cujos resultados são mostrados na Figura 4.3 (A), teve-se como objetivo também uma curva plana, ou seja, com um valor constante de demanda durante todo o período de estudo, porém o valor definido como objetivo não coincide com o valor base da carga de 100 kW. Este novo valor da curva objetivo (verde) foi calculado com base na demanda média do período de 24 h de todas as cargas, sendo o valor médio encontrado igual a 116,67 kW. Já a curva de carga prevista (curva azul) foi organizada de tal maneira para que fossem observados três horários com vales e sem nenhuma carga, três horários com picos de carga com 100 kW a mais do que o valor base e dois picos com 200 kW a mais do que o valor base. Neste caso as cargas também foram discretizadas em 100 kW.

O resultado da curva final (vermelha) mostra que para diminuir a distância entre o objetivo e a carga, a realocação preencheu os vales prioritariamente com os 100 kW dos maiores

picos e depois com 100 kW de outro pico. Neste teste a FOB encontrada foi de 33.333. No gráfico de barras mostrado na Figura 4.3 (B) pode-se observar que a maior diferença entre as cargas e a curva objetivo ficou em 100 kW que é a menor distância possível devido a discretização das cargas. Com este gráfico pode-se também facilmente comprovar o resultado obtido pela FOB que é calculada pela equação (3.1) e definida como o erro médio quadrático entre a curva de carga final e a curva de carga objetivo em cada ponto. Sendo assim, observa-se que em 4 horas do dia obtêm se uma diferença de 83.33 kW e nas outras 20 horas 16.67 kW. Elevando os valores ao quadrado e somando os resultados de cada hora do dia obtêm-se o valor final da FOB de 33.333.

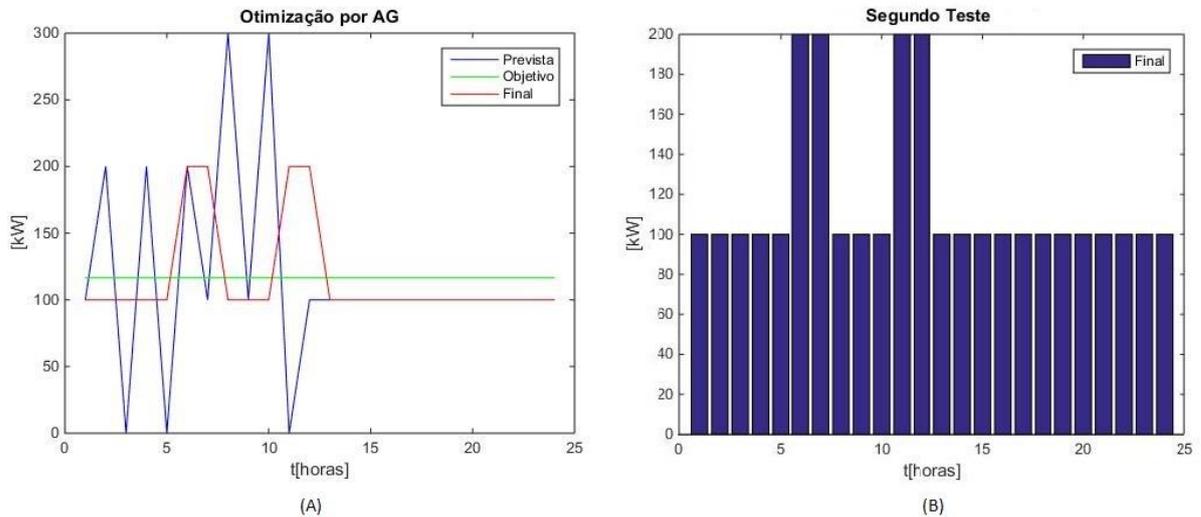


Figura 4.3 Segundo teste de validação

No terceiro teste utilizando este sistema simples, montou-se a curva objetivo com um pico de cinco vezes a média da carga, enquanto em quatro outros horários do dia foram alocados vales sem nenhuma carga. Para a curva prevista, os valores inicializados foram bem distintos e distribuídos pelo dia, para que a curva fosse mais irregular e o número de realocações maior. Além disso definiram-se diversos valores de carga para a discretização a fim de tornar a curva de carga mais complexa. Como se pode observar na Figura 4.4 (A) a curva de carga final se aproximou bem da curva de objetivo proposta, apesar da curva prevista possuir uma característica bem diferente das anteriores. O valor obtido da FOB neste caso foi de 97.522.

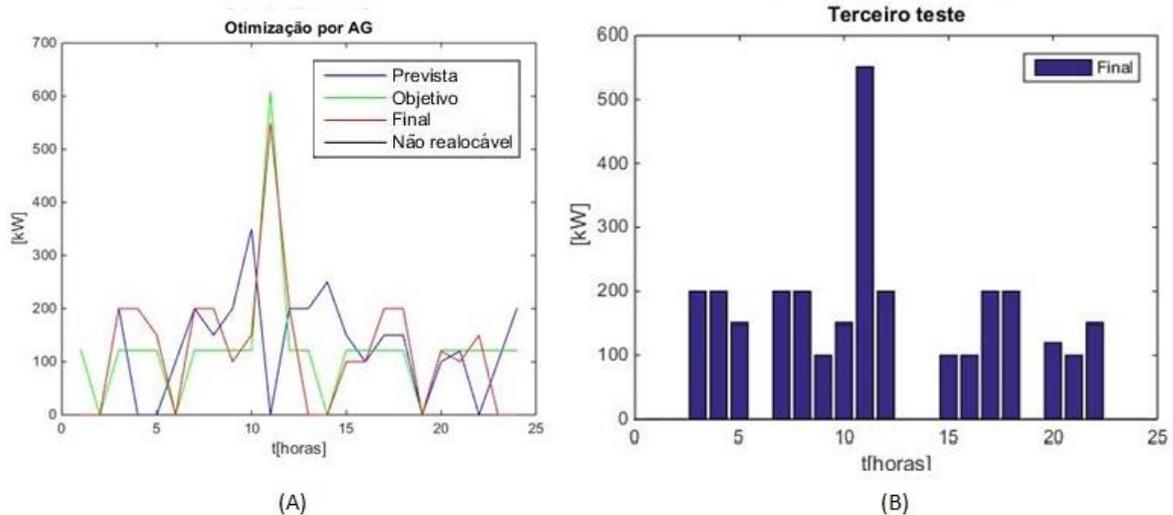


Figura 4.4 Terceiro teste de validação

A Tabela 4.2 a seguir mostra o tempo computacional para a realização destes primeiros testes e também resume o valor obtido pela função objetivo em cada um deles. Estes valores servem para comparação com os valores obtidos posteriormente pelo algoritmo aplicado em sistemas maiores.

Tabela 4.2 Tempo computacional dos primeiros testes

Teste	Tempo computacional (s)	Função objetivo (FOB)
Primeiro teste	20,73	0
Segundo teste	22,06	33.333
Terceiro teste	27,40	97.522

4.3 Sistema de 7 barras

O sistema apresentado nesta seção é baseado no sistema proposto por (Logenthiran *et al.*, 2012) para estudo de realocação de carga e pode ser analisado com mais detalhes no apêndice I. Na referência é apresentado um sistema grande subdividido em três pequenos sistemas, e o parque apresentado é baseado na área industrial mostrada. Os dados das cargas do sistema e a configuração e topologia do mesmo podem ser observados na Figura 4. 5, enquanto a Tabela 4.3 mostra o carregamento do sistema por barra. Além disso, a barra 7 é a barra de referência $V\theta$ e a rede opera em uma tensão de 410 V. Os valores dos dados de linha estão presentes na Tabela 4.4 enquanto os valores dos horários de consumo e do preço da energia

neste sistema estão presentes na Tabela 4.5. Além disso, todos os equipamentos passíveis de realocação deste sistema e suas características de funcionamento estão discriminados na Tabela 4.6. O transformador utilizado na entrada da rede é de 13,8 kV/440 V, com potência de 2,5 MVA, $X = 5,75\%$ e ligação dyn1.

Este caso foi escolhido como um caso base para as simulações e, portanto, serão realizadas alterações de parâmetros deste caso para efeitos comparativos.

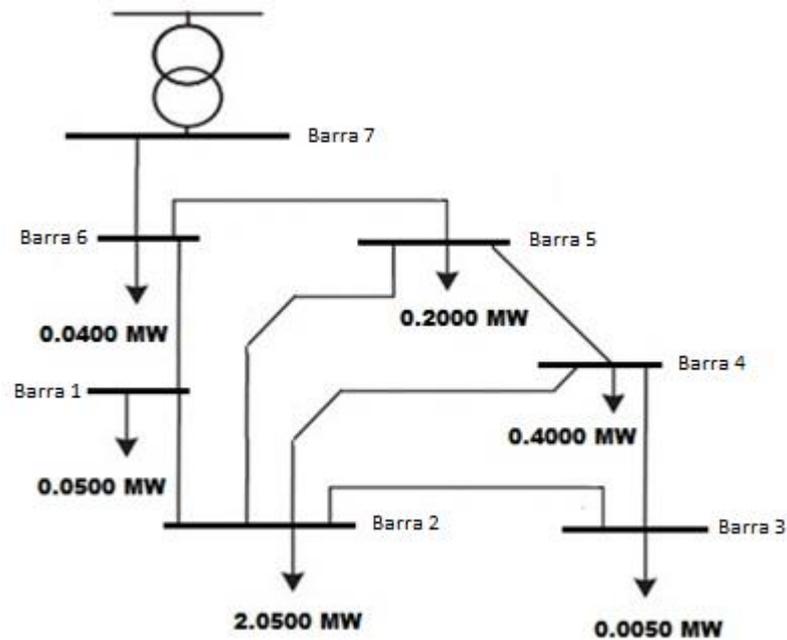


Figura 4. 5 Sistema base de 7 barras

Tabela 4.3 Carregamento instalado do sistema

Barra	Carga (MW)
1	0,050
2	2,050
3	0,005
4	0,400
5	0,200
6	0,040
7	0

Tabela 4.4 Dados das linhas do parque industrial utilizado

DE	PARA	R(pu)	X(pu)	Bsh(pu)
1	2	0,3	1	0,01
1	6	4,8	16	0,16
2	3	0,3	1	0,01
2	4	0,3	1	0,01
2	5	0,3	1	0,01
3	4	0,3	1	0,01
4	5	2,4	8	0,08
5	6	2,4	8	0,08
6	7	1,5	5	0,05

Tabela 4.5 Dados das curvas de custo e de carga (Logenthiran et al., 2012)

Hora	Preço (centavos/kWh)	Carga horária prevista (kWh)
1 hrs – 2 hrs	8,11	876,6
2 hrs – 3 hrs	8,25	827,9
3 hrs – 4 hrs	8,10	730,5
4 hrs – 5 hrs	8,14	730,5
5 hrs – 6 hrs	8,13	779,2
6 hrs – 7 hrs	8,34	1120,1
7 hrs – 8 hrs	9,35	1509,7
8 hrs – 9 hrs	12,00	2045,5
9 hrs – 10 hrs	9,19	2435,1
10 hrs – 11 hrs	12,27	2629,9
11 hrs – 12 hrs	20,69	2727,3
12 hrs – 13 hrs	26,82	2435,1
13 hrs – 14 hrs	27,35	2678,6
14 hrs – 15 hrs	13,81	2678,6
15 hrs – 16 hrs	17,31	2629,9
16 hrs – 17 hrs	16,42	2532,5
17 hrs – 18 hrs	9,83	2094,2
18 hrs – 19 hrs	8,63	1704,5
19 hrs – 20 hrs	8,87	1509,7
20 hrs – 21 hrs	8,35	1363,6
21 hrs – 22 hrs	16,44	1314,9
22 hrs – 23 hrs	16,19	1120,1
23 hrs – 24 hrs	8,87	1022,7
24 hrs – 1 hrs	8,65	974

Tabela 4.6 Equipamentos e suas características de consumo adaptado de (Logenthiran *et al.*, 2012)

Tipo de Equipamento	Consumo (kW)	Horas de uso	Quantidade de Equipamentos	Horário Inicial de funcionamento	Máximo número de horas Δt
Aquecedor de água	12.5	4	40	16	10
Máquina de Solda	25	5	36	8	10
Ar condicionado	30	5	16	10	10
Forno a arco	50	6	8	12	10
Motor de indução	100	6	6	15	10
Motor de CC	150	3	6	13	10

Conforme apresentado no capítulo anterior o método proposto simula um AG com os dados de entrada agrupados para calcular uma população que servirá de população inicial para o AG completo. Esta população obtida pelo AG simplificado terá uma FOB consideravelmente melhor que uma população inicial aleatória na grande maioria das vezes e, portanto, os resultados obtidos pelo AG completo são geralmente melhores. Desta forma, o AG simplificado terá cromossomos com apenas 27 genes, representando os 27 blocos de potência escolhidos para discretizar a carga enquanto o AG completo terá cromossomos com 112 genes (40+36+16+8+6+6), o que representa a quantidade total de equipamentos discretizados no AG completo.

A Figura 4.6 apresenta o gráfico de convergência do primeiro AG, que produz a população inicial do segundo, enquanto a Figura 4.7 mostra a convergência do AG completo. A curva preta em ambos os gráficos representa a melhor solução encontrada pelo algoritmo e a curva azul a média de todas as soluções encontradas. Estes gráficos de convergência são gerados pela toolbox de AG do próprio MATLAB. Os eixos dos gráficos de convergência mostram o valor da FOB no eixo Y e o número de gerações no eixo X, o que nos permite acompanhar a evolução da FOB durante o processo de otimização do algoritmo.

No primeiro AG (Figura 4.6) a solução (curva preta) apresenta uma FOB mais elevada e alcança um ótimo local do problema em pouco mais de 250 gerações, devido a condição de parada por estagnação. Neste caso como a população inicial é aleatória tem-se no início uma

grande variação de resultados de aptidão o que explica uma média alta (curva azul), conforme o AG progride a média vai se aproximando da melhor solução como esperado.

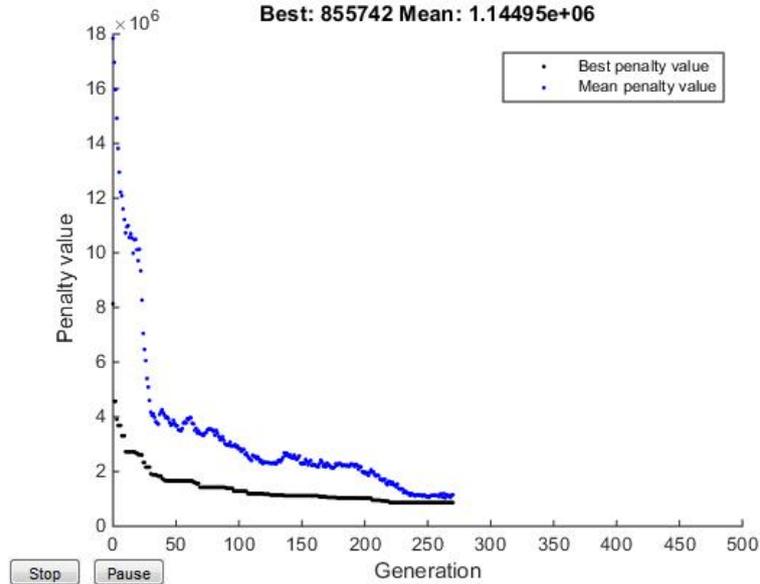


Figura 4.6 Convergência do primeiro AG para determinar a população inicial

Após receber os melhores indivíduos do primeiro AG como população inicial, o AG principal trabalha para refinar a solução utilizando os parâmetros completos do problema e a discretização total das cargas.

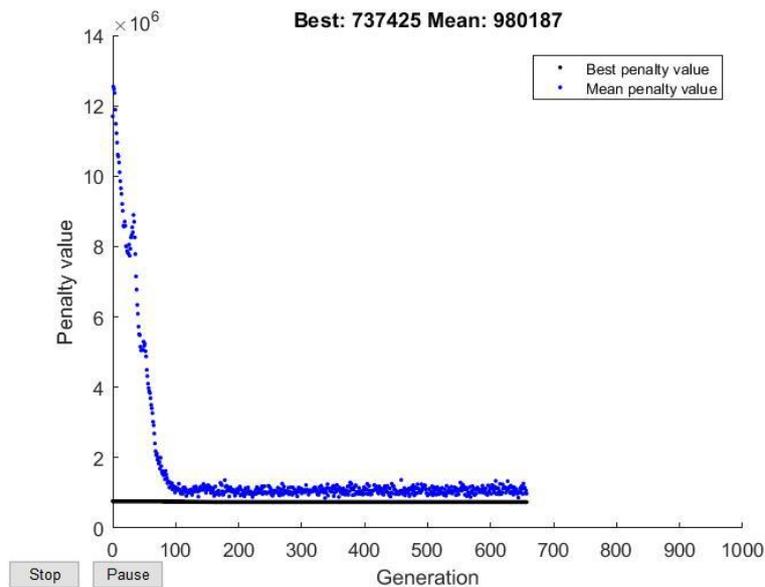


Figura 4.7 Convergência do AG principal

Para comprovar a melhora nos resultados com a utilização deste método, simulou-se o mesmo problema, porém com apenas um AG com todos os parâmetros de entrada e população inicial aleatória. O resultado da convergência deste caso é apresentado a seguir na Figura 4.8 e uma análise comparativa entre as funções objetivos de ambos pode ser observada na Tabela 4.77. Pode-se então facilmente observar que a utilização deste método de melhoria da população inicial (chamado de processo de inicialização) resulta em uma FOB menor na maioria dos casos, ou seja, com a utilização deste método pode-se encontrar melhores indivíduos no final do processo de otimização do que sem a utilização do método. Além disso, ao rodar um AG extra no método proposto o impacto no tempo computacional total do problema é pequeno como também é mostrado na Tabela 4.7.

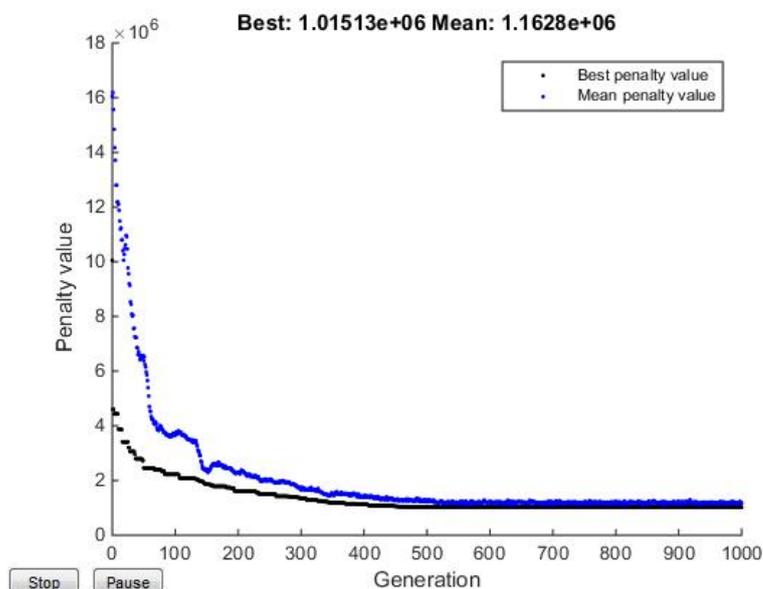


Figura 4.8 Convergência do AG sem inicialização

Tabela 4.7: Comparação da FOB obtida com e sem o processo de inicialização

Caso	FOB AG inicial	FOB AG final	Tempo computacional (s)
Com inicialização	855.742	737.425	170,43
Sem inicialização	Não possui	1.015.130	157,92

Partindo agora para o resultado final do processo de otimização, é apresentado na Figura 4.9 (A) um gráfico composto pelas curvas de carga não realocável (preta), curva prevista (azul), curva objetivo (verde) e curva final de carga (vermelho). Salienta-se que neste teste parte da

carga foi considerada não realocável, o que é uma necessidade comum na prática da operação dos sistemas elétricos industriais. O intervalo permitido para realocação (Δt) neste caso é de 10h.

As cores utilizadas para estas curvas foram padronizadas neste trabalho e, portanto, nos gráficos apresentados nas seções a frente apresentarão este mesmo padrão.

Neste gráfico pode-se observar que a curva final de carga se adequou bem ao objetivo proposto e o consumo horário da mesma é apresentado no gráfico de barras na Figura 4.9 (B).

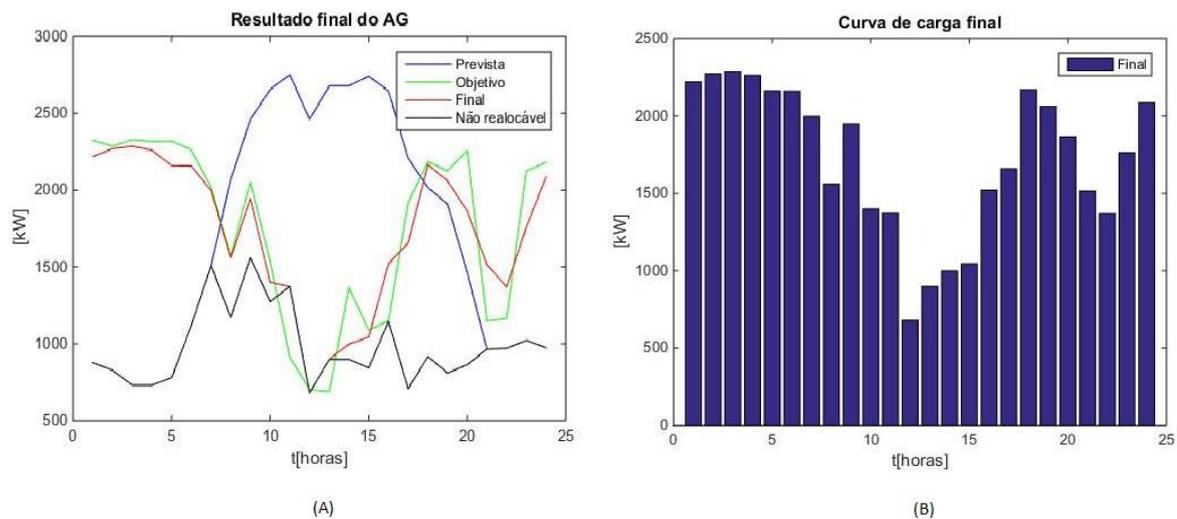


Figura 4.9 Resultado final do AG, mostrando a carga prevista, a função objetivo e a carga final realocada

Como a função objetivo desejada neste sistema é concebida para diminuir custos, foram calculados os custos antes e depois da simulação para efeito de comparação. Os resultados do processo de otimização são apresentados na Tabela 4.8. O custo inicial é baseado na curva de carga prevista e está de acordo com o custo inicial encontrado por (Logenthiran *et al.*, 2012) onde já foi utilizado o mesmo sistema. O custo inicial é calculado através dos valores das tarifas da Tabela 4.5, multiplicando a carga de determinado horário pela tarifa correspondente e somando os valores obtidos nas 24 horas. O custo final é calculado de maneira análoga, porém em vez de ser utilizada a curva de carga prevista, é utilizada a curva de carga final. Neste caso, como a curva de carga final ficou próxima à curva objetivo proposta, a economia alcançada foi alta. Porém este é um caso ideal, onde os alimentadores não foram considerados. Na Tabela também são mostrados os valores da redução obtida com a otimização, tanto o ganho monetário quanto o percentual.

Tabela 4.8 Economia alcançada pelo algoritmo e variação da FOB

Custo Inicial (\$)	Custo Final (\$)	Redução (\$)	Redução (%)	FOB inicial	FOB final
5.770,27	4.566,80	1.203,47	20,85	35.551.051	737.425

4.4 Caso 7 barras com variação do intervalo permitido para realocação (Δt)

Neste novo conjunto de testes será considerada a variação do intervalo permitido para realocação (Δt) para analisar seu impacto nos resultados. Esta análise é importante, pois na prática o número de horas que será permitida a realocação pode ser pequeno devido as características dos processos produtivos das indústrias, então uma análise mais restritiva é necessária. Como no caso base apresentado na seção anterior o valor de Δt considerado foi de 10 horas, nesta seção para fins comparativos serão feitas análises para Δt de 20 horas, 5 horas e 2 horas, mostrando assim a magnitude da diferença causada por essa restrição e os resultados de todos estes testes serão comparados ao final para mostrar suas diferenças.

Para manter um padrão de comparação, a análise desta restrição será feita no mesmo sistema apresentado na seção anterior, com a mesma topologia de rede, carregamento e equipamentos passíveis de realocação. A única diferença efetiva será o intervalo permitido para realocação (Δt).

A. $\Delta t=20$ horas

Neste caso foi permitido um grande intervalo de horas onde podem ser feitas as realocações. Esta simulação tem como objetivo mostrar um caso ideal, onde os equipamentos podem ser alocados nos melhores horários possíveis para ficar a curva de carga final a mais próxima possível da curva de carga objetivo proposta sem nenhuma restrição de horário de alocação.

Como esperado, os resultados foram melhores com relação ao caso onde existia a restrição de 10 horas, o que pode ser verificado observando a FOB da Figura 4.10 que mostra a convergência desta simulação. Nota-se também que o valor final da função objetivo se reduziu de 737.425 para 676.170, uma redução considerável. A convergência também pode ser

observada nesta figura e tem um comportamento parecido com o do caso base devido às mesmas razões da inicialização de uma população que não é totalmente aleatória.

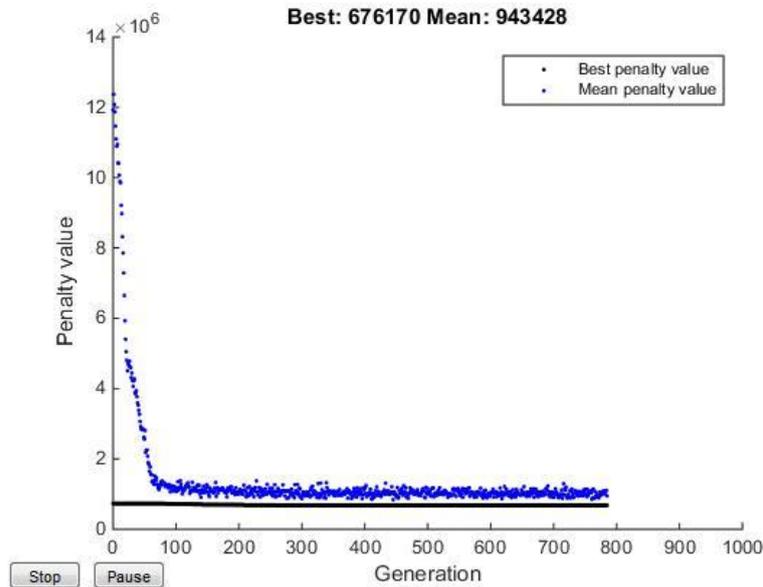


Figura 4.10 Convergência do AG e melhor indivíduo

Os resultados da otimização são apresentados na Figura 4.11 (A) e apesar de aparentemente os resultados dessa curva serem similares à curva obtida com o $\Delta t = 10$ horas, verificam-se pequenas melhorias em relação à curva da Figura 4.9. Além disso, o custo final obtido neste caso é um pouco menor, aumentando a redução percentual de 20,85% do valor inicial para 20,94%. Os resultados completos são apresentados na Tabela 4.9.

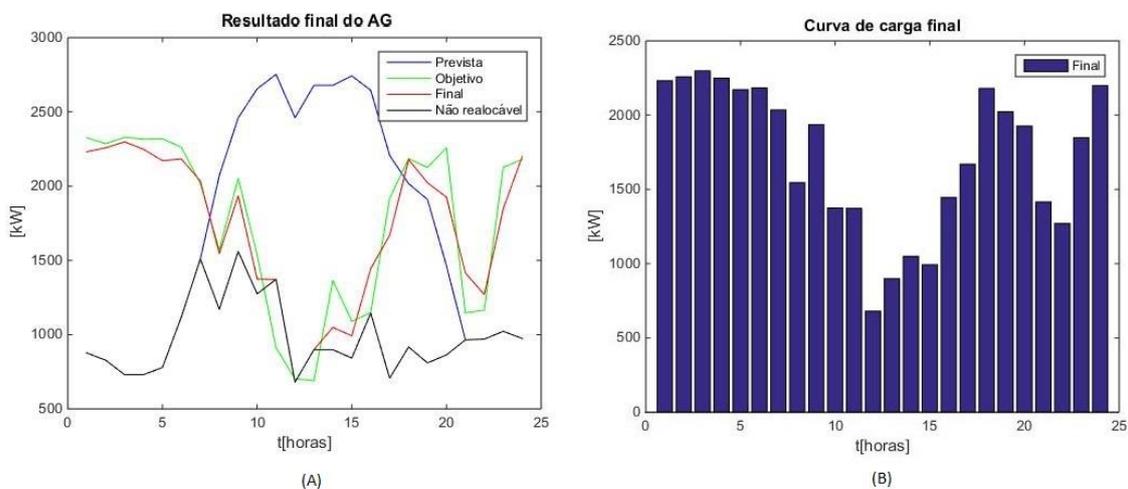


Figura 4.11 Curva de carga final do AG, curva objetivo e curva prevista.

Tabela 4.9 Economia alcançada pelo algoritmo

Custo Inicial (\$)	Custo Final (\$)	Redução (\$)	Redução (%)	FOB inicial	FOB final
5.770,27	4.561,74	1208,52	20,94	35.551.051	676.170

B. $\Delta t=5$ horas

Utilizando um menor valor para o intervalo permitido para realocação (Δt) espera-se uma maior dificuldade para o algoritmo alocar as cargas em locais ótimos. A mudança na alocação, considerando este intervalo menor, se dará provavelmente dentro do mesmo período de trabalho (manhã ou tarde), dificultando, por exemplo, o funcionamento em horários pouco convencionais como a madrugada.

A convergência é apresentada na Figura 4.12, os resultados na Figura 4.13 e a economia alcançada na Tabela 4.10. Verifica-se que o valor da FOB (que aumenta de forma quadrática com relação ao erro entre a curva de carga final e de objetivo) aumentou consideravelmente neste caso, o que era de se esperar com a horários de funcionamento mais restritos, chegando a 6.427.500. O valor obtido, portanto, se revela um crescimento de mais de 8 vezes em relação ao caso base. Mas ainda assim, mesmo com a diminuição do número de horas permitidas houve economia com a realocação.

Sendo assim, ao observarmos a curva de carga final na Figura 4.13 (B) fica mais nítido notar com o gráfico de barras que existe uma concentração maior de carga na região com o custo de energia maior e conseqüentemente menos carga durante a madrugada onde o custo de energia é menor quando comparado com os casos apresentados anteriormente. A curva de carga também não acompanha a curva objetivo tão bem, com alguns picos e vales bem diferentes da curva objetivo, sendo estes pontos a principal razão do alto valor de aptidão encontrado pelo melhor indivíduo já que a aptidão é calculada pelo quadrado da diferença das duas curvas (final e objetivo) como pode-se ver na Figura 4.13 (A).

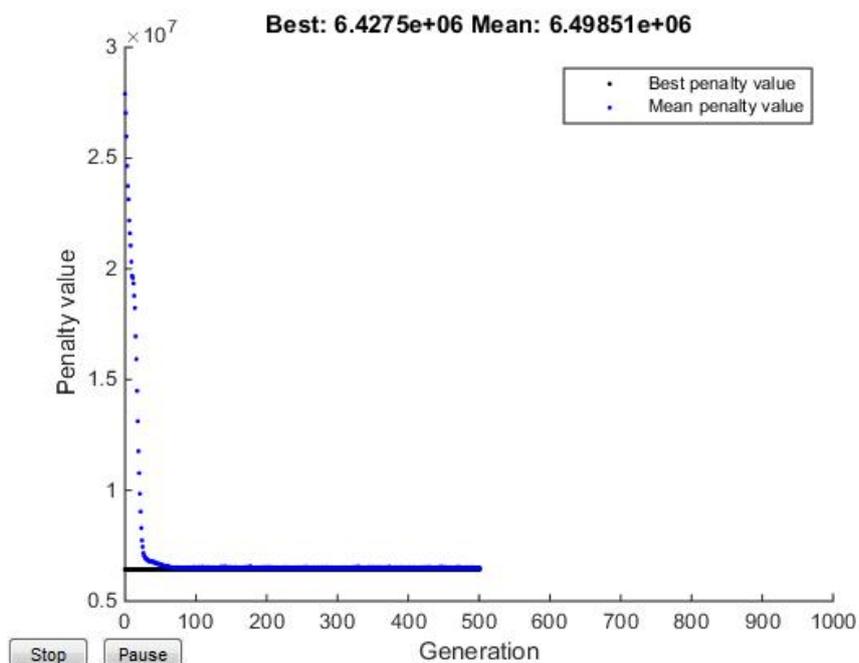


Figura 4.12 Convergência do AG e melhor indivíduo

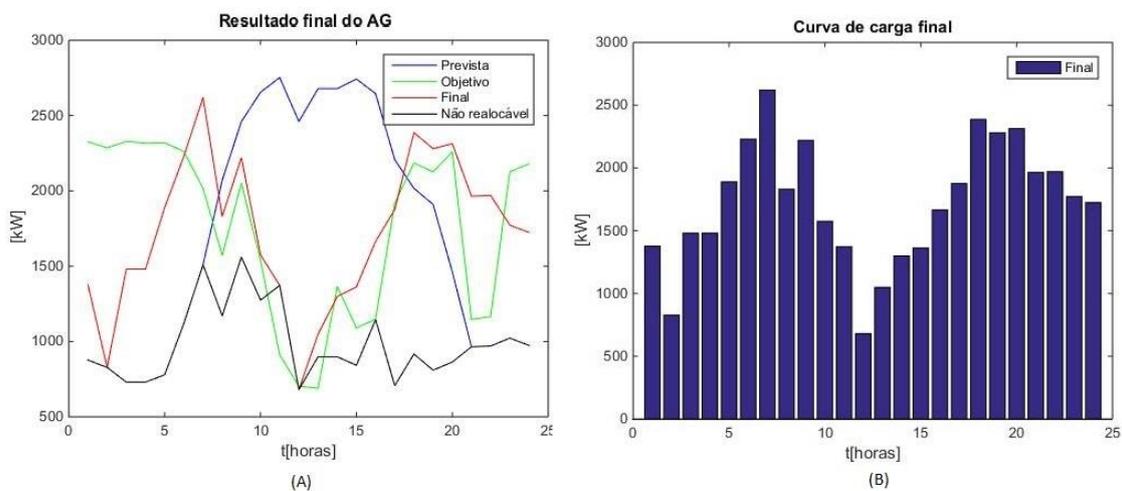


Figura 4.13 Curva de carga final do AG, curva objetivo e curva prevista.

Tabela 4.10 Economia alcançada pelo algoritmo

Custo Inicial (\$)	Custo Final (\$)	Redução (\$)	Redução (%)	FOB inicial	FOB final
5.770,27	4.791,01	979,25	16,97	35.551.051	6.427.500

C. $\Delta t=2$ horas

Agora, o sistema 7 barras será estudado considerando uma variação de tempo para realocação de apenas 2 horas, o que é uma condição aceitável em sistemas industriais onde não é possível modificar muito o horário de atuação do equipamento para não atrapalhar o funcionamento da planta industrial. Neste caso é esperado que a carga seja realocada para as horas fora de pico como anteriormente, porém a magnitude dessa realocação deverá ser menor e, com isto, uma parte considerável da carga deverá se encontrar ainda nos horários de maior custo. As trajetórias de convergência são apresentadas na Figura 4.14 e os resultados comparativos na Figura 4.15 e na Tabela 4.11. Nota-se neste caso a rápida convergência do método (Figura 4.14), sendo que o principal motivo para isso foi a redução da área de busca devido ao aumento da restrição aplicada.

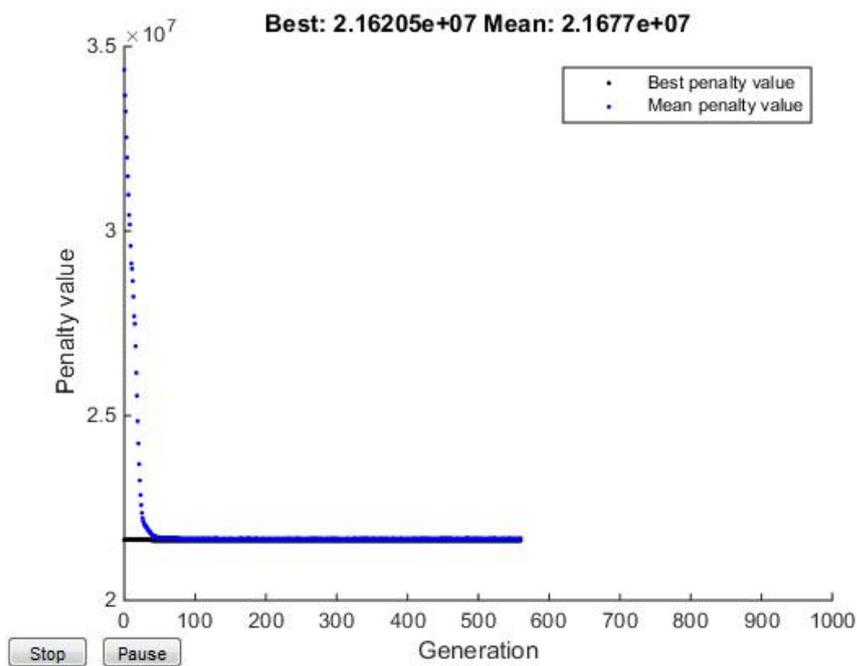


Figura 4.14 Convergência do AG e melhor indivíduo

A curva final de carga da Figura 4.15 (B), tem o formato esperado, deslocando parte da carga para os horários mais baratos, mas não seguindo a curva objetivo tão bem como se observa na Figura 4.15 (A). Nota-se pouca variação entre a curva prevista e a curva final, sendo a principal diferença a translação de partes das cargas que funcionavam das 10h às 16h. Apesar disso o pico de carga praticamente não variou, havendo apenas um deslocamento para um horário de menor tarifa. Outro ponto que deve ser ressaltado é que o custo global também

diminuiu. Neste caso, a redução foi de apenas 9,03%, o menor das simulações envolvendo o caso 7 Barras até o momento.

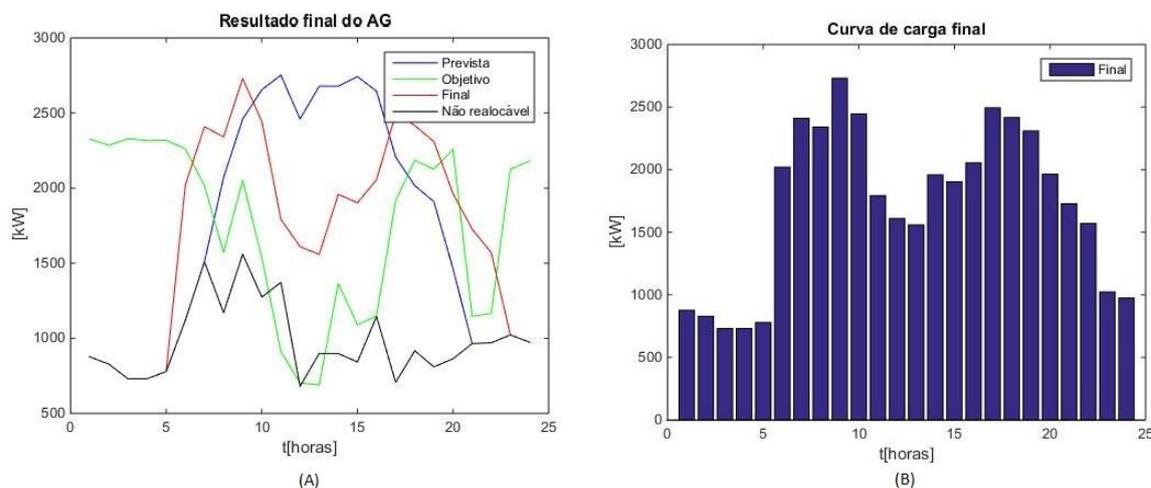


Figura 4.15 Curva de carga final do AG, curva objetivo e curva prevista.

Tabela 4.11 Economia alcançada pelo algoritmo

Custo Inicial (\$)	Custo Final (\$)	Redução (\$)	Redução (%)	FOB inicial	FOB final
5.770,27	5.248,80	521,46	9,03	35.551.051	21.620.500

Pode-se, portanto, comparar os resultados obtidos nestas três análises e em conjunto com o resultado obtido na seção anterior em que o caso base foi apresentado, verificar que a mudança do parâmetro impacta fortemente nos resultados do método proposto. Na Tabela 4.12 é mostrada a comparação entre os quatro casos simulados.

Tabela 4.12 Comparação dos resultados das simulações com diferentes Δt

Custo Inicial (\$)	Custo Final (\$)	Redução (\$)	Redução (%)	FOB inicial	FOB final	Δt (horas)
5.770,27	4.551,25	1.219,01	21,12	35.551.051	676.170	20
5.770,27	4.566,80	1.203,47	20,85	35.551.051	737.425	10
5.770,27	4.791,01	979,25	16,97	35.551.051	6.427.500	5
5.770,27	5.248,80	521,46	9,03	35.551.051	21.620.500	2

Como se pode observar, de maneira geral a diminuição do número de horas permitidas para o intervalo de alocação dos equipamentos reduz os ganhos obtidos pela otimização. Isto se deve a um espaço de solução menor que diminui as possibilidades do número de

equipamentos que podem ser realocados para áreas de menor custo e consequentemente faz com que a economia alcançada também diminua.

Na Figura 4.16 é apresentado um gráfico com todas estas curvas simuladas. Com o aumento do Δt as curvas de carga tendem a se distanciar do horário inicial no meio do dia para horários mais afastados e de menor custo. Na Tabela 4.13 podemos ver a comparação entre o tempo computacional gasto para a simulação de cada caso. Novamente os resultados seguem o mesmo padrão, já que quanto menor o Δt menor também é o espaço de busca possível para o algoritmo e então menor o tempo computacional gasto.

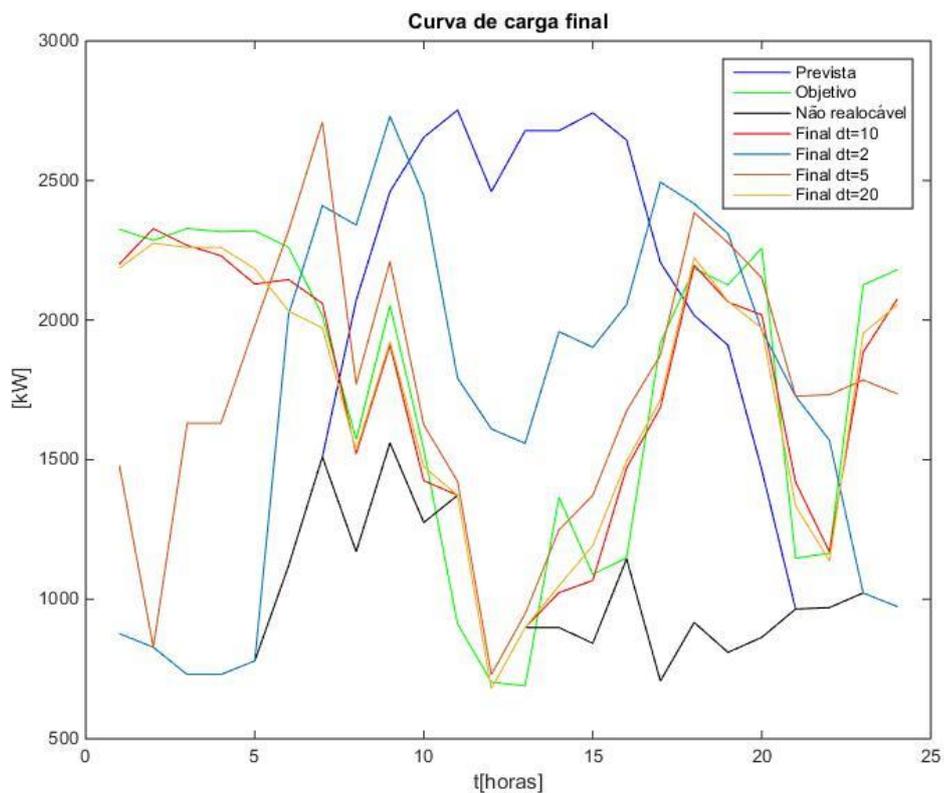


Figura 4.16 Variação da carga final de acordo com o Δt

Tabela 4. 13 Variação do tempo computacional em todos os casos

Caso	Tempo computacional (s)
$\Delta t = 2$	91,76
$\Delta t = 5$	98,89
$\Delta t = 10$	170,43
$\Delta t = 20$	144,17
Todos	421,57

4.5 Caso base de 7 barras com prioridade de alocação

Para verificar a versatilidade do algoritmo proposto, realizaram-se testes que simulam a existência de uma prioridade para alguns equipamentos, o que resulta na limitação do número de equipamentos que podem ser realocados em uma determinada simulação. Para verificar o impacto e resultados da implementação desta função, realizou-se um teste onde foi considerado que os equipamentos para aquecimento de água e ar condicionado tenham um nível de prioridade menor do que o dos demais. Esta divisão de prioridades resulta na alocação destes equipamentos apenas quando todos os outros equipamentos de prioridade maior forem alocados. Isto significa que os aquecedores de água e ar condicionado terão seus horários de funcionamento modificados apenas depois que a realocação dos outros equipamentos estiver completa garantindo assim que os equipamentos escolhidos como prioritários tenham precedência sobre os não prioritários caso haja um limite máximo de equipamentos permitidos para realocação.

A análise desta nova restrição será feita no sistema 7 barras apresentado anteriormente, com a mesma topologia de rede, carregamento e equipamentos passíveis de realocação. As prioridades escolhidas estão na Tabela 4.14:

Tabela 4.14 Prioridades de alocação dos equipamentos

Equipamento	Prioridade
Aquecedor de água	2
Máquina de Solda	1
Ar condicionado	2
Forno a arco	1
Motor de indução	1
Motor de CC	1

Portanto como teste inicial, decidiu se limitar o número de equipamentos realocados, sendo que podem ser realocados apenas os equipamentos de prioridade 1. Sendo assim, houve uma redução de 112 equipamentos possíveis de realocação para 56 possibilidades de realocação, uma redução de 50% no tamanho dos cromossomos. Para esta simulação foi considerado que Δt é de 10 horas e que os valores do horário inicial de alocação e da duração

de funcionamento permanecem os mesmos do caso apresentado na seção 4.3. Os resultados provenientes desta simulação estão mostrados na Figura 4.17 (A) e a curva de carga final está detalhada na Figura 4.17 (B).

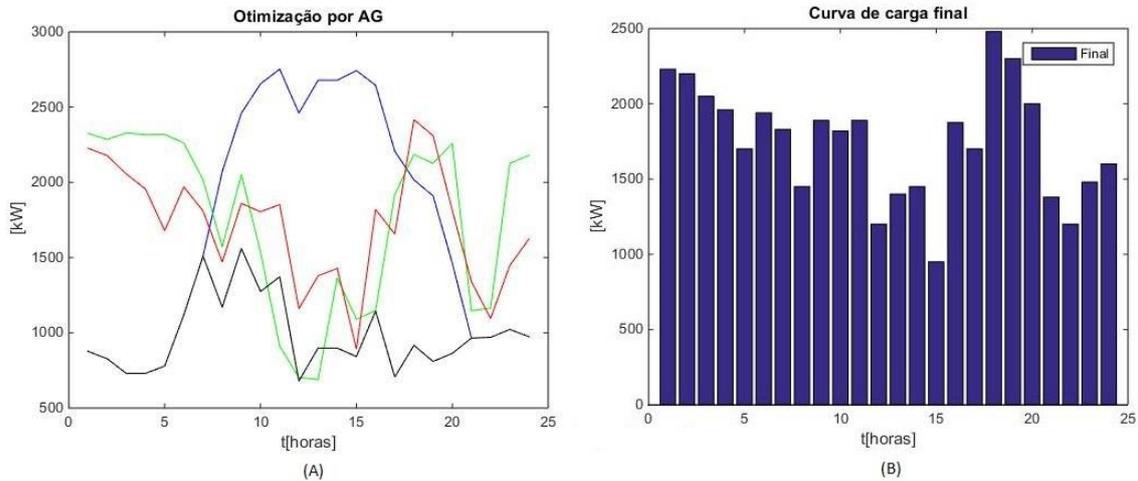


Figura 4.17 Curva de carga final do AG, curva objetivo e curva prevista.

Como se pode observar no gráfico, a maioria das cargas foi realocada da região de maior custo para regiões onde o custo é menor e com isto se adequando à função objetivo. Isto ocorre, pois, as cargas que permaneceram com prioridade 1 são, em sua maioria, compostas por equipamentos de maior potência então sua realocação causa um maior impacto na curva de carga final. Apesar de representar 50% dos equipamentos possíveis de realocação os equipamentos de menor prioridade representam apenas 25% da potência instalada das cargas. Quanto a análise econômica apresentada na Tabela 4.15, houve uma redução de custos, mas levando em conta o caso base, a restrição da alocação destes equipamentos resultou em uma menor economia.

Tabela 4.15 Economia alcançada pelo algoritmo

Custo Inicial (\$)	Custo Final (\$)	Redução (\$)	Redução (%)	FOB inicial	FOB final
5.770,27	4.841,07	929,20	16,10	35.551.051	3.115.830

Extrapolando a ideia inicial, foi também realizado um novo teste, agora com o algoritmo podendo trabalhar com 75% dos equipamentos permitidos sendo que os 56 equipamentos de prioridade maior serão realocados primeiro e 28 equipamentos da prioridade menor completam a realocação. Como explicado na seção 3.3.4 primeiramente ocorre uma limitação do número

de equipamentos passíveis de realocação, os excluindo do conjunto de variáveis de decisão. Neste caso apenas 25% dos equipamentos não serão realocados, permanecendo em seu horário inicial. O algoritmo então verifica quais equipamentos são prioritários ou não prioritários. Os equipamentos prioritários são todos considerados para as variáveis de decisão e uma verificação é feita para saber se o número máximo permitido foi alcançado. Neste caso os equipamentos prioritários compreendem 50% dos equipamentos e então o algoritmo deve selecionar aleatoriamente os 25% restantes. O algoritmo decidirá se apenas aquecedores de água, apenas ar condicionados ou uma combinação deles totalizando 28 (25% dos equipamentos) serão realocados. O sistema de prioridades foi implementado desta maneira para minimizar erros na não realocação de um ou outro dispositivo, já que a realocação de um com maior potência pode parecer mais eficaz a princípio, mas como o algoritmo tem acesso à praticamente todas as combinações possíveis existe uma maior chance de encontrarmos uma melhor solução. A seguir, tem-se a Figura 4.18 (A) que mostra graficamente o resultado da simulação e a curva final de carga em formato de barras na Figura 4.18 (B).

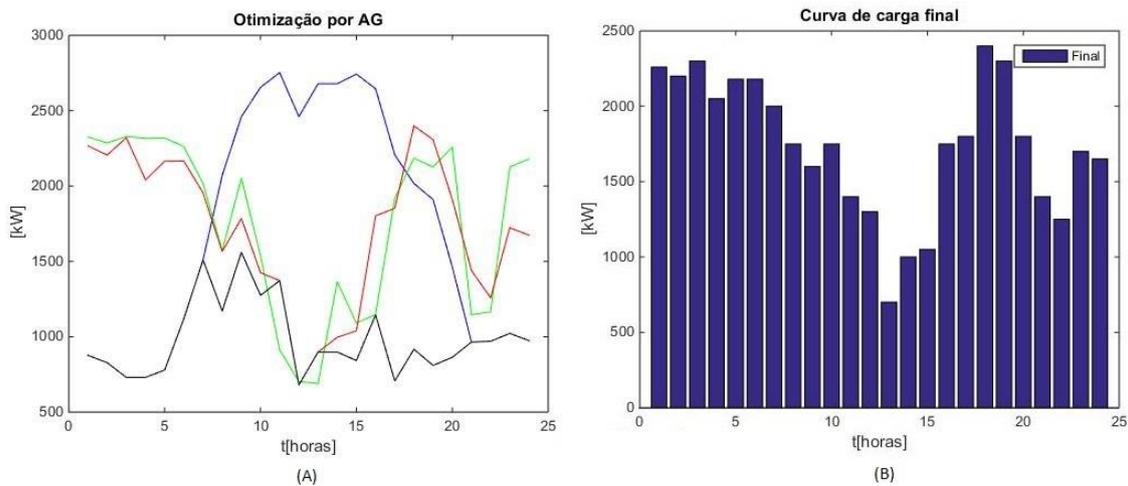


Figura 4.18 Curva de carga final do AG, curva objetivo e curva prevista.

No gráfico da figura anterior então se pode notar que, assim como no caso de restrição de metade dos equipamentos, a maioria da carga foi realocada para os horários mais baratos seguindo a curva objetivo, porém o aumento no número de dispositivos a serem utilizados melhorou um pouco esta adequação. Pode-se observar ainda que a maioria dos dispositivos de menor prioridade realocados foram de fato os de ar condicionado, já que têm maior potência que os aquecedores de água e, portanto, causam um impacto maior na economia final se realocados para horários de menor custo. Quanto aos valores de custo apresentados na Tabela

4.16, a análise é similar à anterior, alcançando uma redução maior chegando a pouco mais de 20%.

Tabela 4.16 Economia alcançada pelo algoritmo

Custo Inicial (\$)	Custo Final (\$)	Redução (\$)	Redução (%)	FOB inicial	FOB final
5.770,27	4.602,74	1.167,52	20,23	35.551.051	1.549.580

Também foi realizado um teste para verificar o efeito de se dar prioridade para os equipamentos de menor potência em detrimento dos de maior potência, ou seja, ocorre uma inversão dos valores das prioridades apresentados na Tabela 4.14. O efeito esperado neste caso é uma piora significativa da otimização já que quase 75% da carga está com menor prioridade e, portanto, se considerarmos um limite de alocação de 75% dos dispositivos teremos uma realocação do mesmo número de equipamentos, mas de menor carga do que nos casos anteriores. A Tabela 4.17 a seguir ilustra essa mudança de prioridades.

Tabela 4.17 Prioridades de alocação dos equipamentos

Equipamento	Prioridade
Aquecedor de água	1
Máquina de Solda	2
Ar condicionado	1
Forno a arco	2
Motor de indução	2
Motor de CC	2

Como era esperado, pode se observar na Figura 4.19 (A) abaixo que a realocação não foi tão eficiente como nos últimos dois casos e uma boa parte da carga permaneceu na região mais cara do dia devido a não realocação de diversos equipamentos de maior potência.

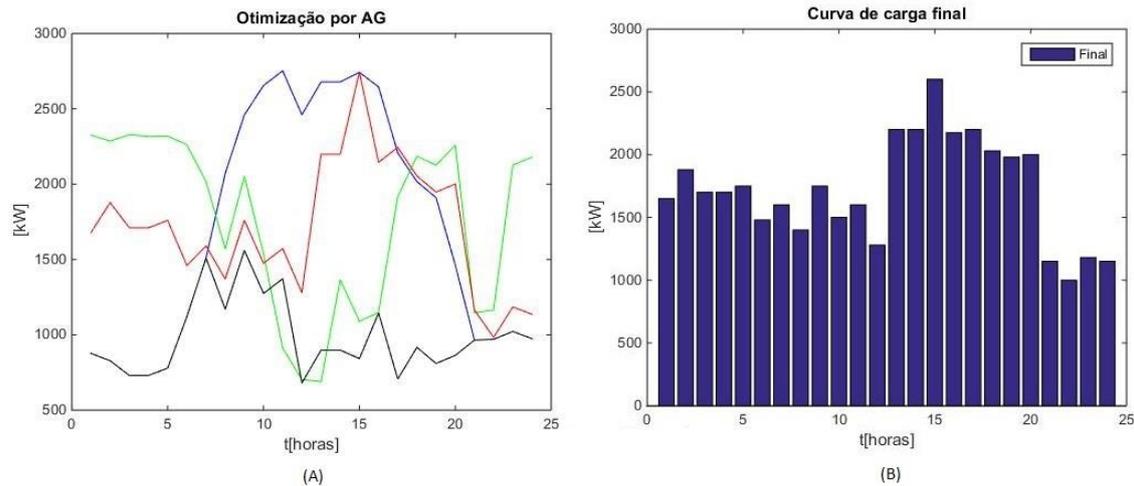


Figura 4.19 Curva de carga final do AG, curva objetivo e curva prevista.

Na Tabela 4.18 pode-se observar que as reduções tanto monetárias quanto percentuais, foram significativamente inferiores aos valores apresentados na seção anterior na Tabela 4.16 . Uma simples inversão nas prioridades trouxe uma queda na economia de quase 50%, o que pode ser explicado por grande parte da carga ter permanecido em menor prioridade e, portanto, não ter sido realocada. Além disso, o tempo computacional gasto por estas três simulações foi comparado com o tempo da simulação inicial na Tabela 4.19. Com a diminuição do número de equipamentos a serem realocados o tempo computacional tende a diminuir já que o número de variáveis de decisão também cai.

Tabela 4.18 Economia alcançada pelo algoritmo

Custo Inicial (\$)	Custo Final (\$)	Redução (\$)	Redução (%)	FOB inicial	FOB final
5.770,27	5.181,74	588,53	10,19	35.551.051,21	7.937.180

Tabela 4.19 Comparação do tempo computacional entre os casos

Prioridade	Tempo computacional (s)
Cargas maiores 50%	76,39
Cargas maiores 75%	145,13
Cargas menores 75%	148,64
Nenhuma	170,43

Comparando os resultados obtidos por estes três casos com o caso inicial na Tabela 4.20, pode-se observar que existe uma correlação entre a quantidade de equipamentos utilizados para

a realocação e a economia obtida após a otimização. Como esperado, quanto mais equipamentos disponíveis, maior a economia, pois é possível realocar mais equipamentos para regiões de menor custo. Agora, comparando os casos individualmente, pode-se verificar que apesar de uma diminuição de 25% dos equipamentos no segundo caso a economia foi bem próxima à economia encontrada no caso base. Isto se dá pelo fato de as cargas maiores terem a prioridade e, portanto, apenas uma pequena quantidade da carga não foi disponibilizada para realocação. O oposto pode ser observado no terceiro caso já que a maioria das cargas utilizadas para a realocação foram pequenas ocasionando na permanência de grandes cargas em horários mais caros. Com essa situação mesmo com 75% das cargas sendo disponibilizadas, o custo foi reduzido por um valor inferior à metade do valor economizado pelo caso base. Finalmente o primeiro caso também prova este comportamento já que apesar de metade das cargas permanecerem em seus horários iniciais de funcionamento as cargas que são realocadas possuem maior potência e, portanto, a economia em relação ao caso base não diminui tanto.

Tabela 4.20 Comparação entre os resultados obtidos pelos três diferentes testes

Custo Inicial (\$)	Custo Final (\$)	Redução (\$)	Redução (%)	FOB inicial	FOB final	Qtde. de equipamentos	Prioridade
5.770,27	4.841,07	929,20	16,10	35.551.051	3.115.830	50%	Cargas maiores
5.770,27	4.602,74	1.167,52	20,23	35.551.051	1.549.580	75%	Cargas maiores
5.770,27	5.181,74	588,53	10,19	35.551.051	7.937.180	75%	Cargas menores
5.770,27	4.566,80	1.203,47	20,85	35.551.051	737.425	100%	Nenhuma

4.6 Caso base de 7 barras com mudança da função objetivo

O algoritmo implementado permite também maleabilidade no que diz respeito a função objetivo, podendo ser escolhidos diversos tipos de objetivos. No caso deste trabalho, as simulações que serão apresentadas têm como base a diminuição do custo como mencionado na seção 3.5.

No Brasil, o cálculo do faturamento de energia leva em conta alguns fatores, por exemplo a modalidade de tarifa (Convencional, Verde ou Azul), a demanda contratada e a bandeira tarifária que depende da época do ano e do custo de geração. No caso da tarifação

horária, esta funciona com a definição de dois patamares tarifários principais, a tarifa de ponta e a tarifa de fora de ponta. Podem-se definir os horários de ponta e fora de ponta como:

- Horário de ponta refere-se ao período composto por 3 (três) horas diárias consecutivas definidas pela distribuidora considerando a curva de carga de seu sistema elétrico, aprovado pela Agência nacional de energia elétrica (ANEEL) para toda a área de concessão, com exceção feita aos sábados, domingos, e feriados nacionais (ANEEL, 2010).
- Horário fora de ponta refere-se ao período composto pelo conjunto das horas diárias consecutivas e complementares àquelas definidas no horário de ponta (ANEEL, 2010).

Conforme orientação da ANEEL o horário de maior consumo se encontra das 17 horas às 22 horas e, portanto, é geralmente dentro deste intervalo que as concessionárias definem seu horário de ponta.

Foi realizada uma simulação para verificar o comportamento do algoritmo no caso da curva objetivo seguir esta orientação ao invés da curva objetivo proposta nas seções anteriores.

As tarifas necessárias para o cálculo da curva objetivo, do exemplo que será tratado, foram retiradas de tabelas da concessionária CEMIG, considerando o subgrupo A3A que compreende instalações de 30kV a 44kV e bandeira tarifária verde. Como cada concessionária determina o horário de ponta dentro do intervalo determinado pela ANEEL, os resultados podem ser ligeiramente diferentes para outras regiões de concessão. Para a concessionária CEMIG o horário de ponta determinado é das 17 horas até as 20 horas. Os dados referentes aos preços das tarifas praticadas podem ser observados na Tabela 4.21 a seguir:

Tabela 4.21 Tarifas da CEMIG para o subgrupo escolhido (Cemig, 2017)

Tarifa Verde A3A – 30kV a 44kV	Tarifa (R\$/kWh)
Consumo de ponta	1,22264
Consumo fora de ponta	0,26811

Definidas as tarifas pode-se construir a curva objetivo do problema, de forma a induzir um uso mais racional da energia em termos horários, baseado em custos diferenciados. Fez-se um teste utilizando uma curva objetivo construída desta forma, realizando uma simulação para verificar a adequação do algoritmo em relação a este tipo de problema.

A seguir, na Figura 4.20 (A), pode-se observar o resultado final da otimização. Como era esperado, existe um vale no horário de pico considerado já que a curva objetivo foi definida de forma inversamente proporcional à tarifa. Então, onde a curva tem maior valor o custo da energia é menor e onde seu valor é mais baixo o custo é maior.

O algoritmo conseguiu uma boa solução já que retirou grande parte da carga da região de maior custo e a distribuiu durante o resto do dia. As cargas que foram realocadas para os períodos fora de ponta fazem com que o consumo dos horários deste período seja praticamente o mesmo, em torno de 1800 kW como se observa no gráfico de barras da Figura 4.20 (B), as diferenças entre horários se dão tanto pela curva de cargas não realocáveis quanto pela discretização das cargas.

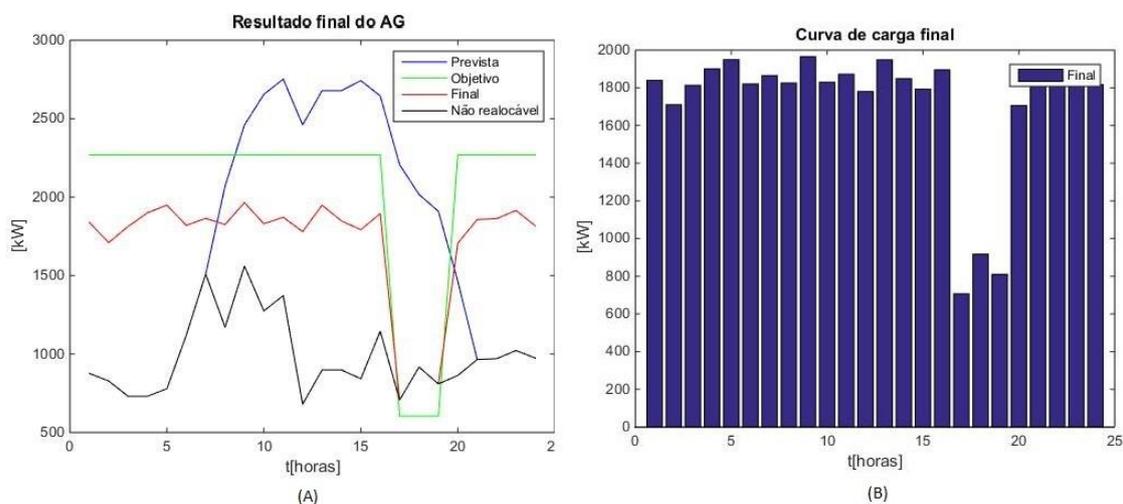


Figura 4.20 Simulação de tarifa de pico das 17h às 20h

Os ganhos econômicos neste caso estão mostrados na Tabela 4.22. Com a mudança da função objetivo em relação ao caso base, tanto o custo inicial quanto o custo final são diferentes por causa as tarifas consideradas. Além do fato de considerar as tarifas em reais para este caso, o valor delas comparativamente é um pouco maior, o que causa uma diferença de magnitude dos valores de aproximadamente 5 vezes se comparado com os custos apresentados anteriormente. Analisando os valores em reais então, pode se notar que a redução da conta de energia com a realocação é considerável economizando mais de 3 mil reais e chegando a uma redução de 17,5%.

Tabela 4.22 Custos associados às tarifas CEMIG

Custo Inicial (R\$)	Custo Final (R\$)	Redução (R\$)	Redução (%)	FOB inicial	FOB final
18.914,07	15.597,58	3.316,49	17.53	46.626.000	4.300.860

A curva de objetivo (que é comparada com a curva final de carga para o cálculo da FOB) pode ser definida utilizando qualquer combinação desejada de tarifas, então será mostrado outro caso que serve para exemplificar esta modelagem. Na Tabela 4.23 pode-se notar que a curva objetivo escolhida tem valores que variam desde uma tarifa baixa nos horários de menor carregamento até tarifas cada vez mais altas nos horários de maior carga para simular uma possível aplicação de estratégia tarifária para modificar perfil de carga. Os valores das tarifas foram escolhidos apenas para mostrar a adaptabilidade do algoritmo a diferentes tipos de curva objetivo. Como nesta modelagem a curva objetivo serve como parâmetro de comparação com a curva final de carga, ela pode ser definida para ter outros objetivos além da diminuição do custo como mostrado em (Kinhekar *et al.*, 2014). Neste trabalho apenas a questão do custo foi explorada devido a sua grande importância e aplicabilidade na maioria dos sistemas industriais.

Tabela 4.23 Custo e carga por hora do dia

Hora	Preço (centavos/kWh)	Carga horária prevista (kWh)
1 hrs – 2 hrs	8.708	876,6
2 hrs – 3 hrs	8.316	827,9
3 hrs – 4 hrs	10.907	730,5
4 hrs – 5 hrs	12.559	730,5
5 hrs – 6 hrs	13.684	779,2
6 hrs – 7 hrs	13,368	1120,1
7 hrs – 8 hrs	14,074	1509,7
8 hrs – 9 hrs	15,974	2045,5
9 hrs – 10 hrs	16,912	2435,1
10 hrs – 11 hrs	16,831	2629,9
11 hrs – 12 hrs	17,926	2727,3
12 hrs – 13 hrs	16,004	2435,1
13 hrs – 14 hrs	18,209	2678,6
14 hrs – 15 hrs	18,509	2678,6
15 hrs – 16 hrs	18,914	2629,9
16 hrs – 17 hrs	21,390	2532,5
17 hrs – 18 hrs	21,549	2094,2
18 hrs – 19 hrs	25,129	1704,5
19 hrs – 2- hrs	24,402	1509,7
20 hrs – 21 hrs	25,568	1363,6
21 hrs – 22 hrs	24,098	1314,9
22 hrs – 23 hrs	12,918	1120,1
23 hrs – 24 hrs	12,295	1022,7
24 hrs – 1 hrs	13,568	974,0

Como pode ser observado no gráfico da Figura 4.21 (A), mesmo com valores tarifários tão variados e distribuídos durante o dia, o algoritmo consegue atuar de forma a atingir uma realocação onde o valor da curva de carga final é bem próximo ao objetivo.

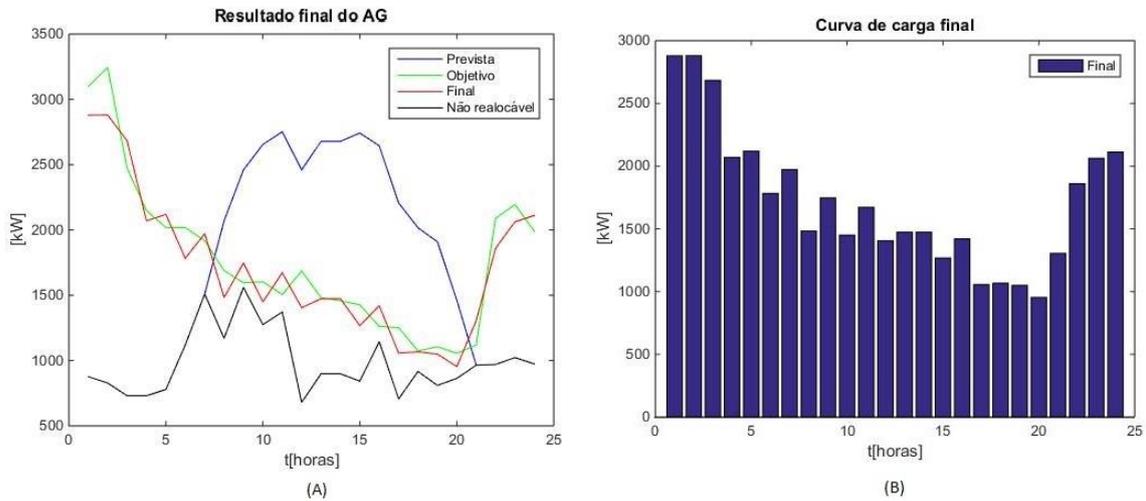


Figura 4.21 Função objetivo com custos variados

Na Tabela 4.24 estão os custos encontrados pelo algoritmo neste caso. Como as tarifas neste caso são em grande parte maiores do que as tarifas apresentadas na seção anterior e durante um período maior do dia, os custos associados serão maiores. Apesar do formato não convencional da curva de carga, o objetivo foi atingido resultando em uma economia de pouco mais de 14%. Quanto ao tempo computacional, a mudança de curva objetivo resultou em uma diminuição significativa do esforço necessário para encontrar a solução como se pode notar na Tabela 4.25.

Tabela 4.24 Custos resultantes da nova tarifa

Custo Inicial (R\$)	Custo Final (R\$)	Redução (R\$)	Redução (%)	FOB inicial	FOB final
36.851,07	31.566,79	5.284,28	14,34	35.356.000	619.373

Tabela 4.25 Tempo computacional dos dois casos

Custo	Tempo computacional (s)
CEMIG	111,16
Segunda tarifa	131,53

4.7 Caso de 7 barras com mudança do número de equipamentos

Outro aspecto que deve ser analisado na realocação de cargas é como a quantidade de equipamentos que estão disponíveis para a realocação afeta o funcionamento do algoritmo. Uma mudança na quantidade de equipamentos pode modificar o valor ótimo encontrado, já que o algoritmo tem um maior espaço de soluções com um número maior de equipamentos ocasionando um aumento do número de permutações possíveis e assim mais possibilidades para encontrar o melhor valor que resolva o problema. Porém, é preciso também avaliar o custo computacional e a convergência do método.

Sendo assim é pertinente uma mudança nestes parâmetros para avaliar o comportamento do algoritmo. Nesta seção serão realizadas duas simulações para comparação: a primeira com metade dos equipamentos do caso base e a segunda com o dobro dos equipamentos. No primeiro teste, o número de equipamentos a serem realocados foi reduzido à metade do caso base, desta forma, é de se esperar que o algoritmo não consiga uma adequação tão eficiente à função objetivo por ter menos opções de realocação. Na Tabela 4.26 estão os equipamentos e a quantidade utilizada para esta simulação.

Tabela 4.26 Quantidade de equipamentos na simulação

Tipo de Dispositivo	Quantidade
Aquecedor de água	20
Máquina de Solda	18
Ar condicionado	8
Forno a arco	4
Motor de indução	3
Motor de CC	3
Total	56

Observando o gráfico da Figura 4.22 a seguir, pode-se verificar que com a diminuição do número de equipamentos passíveis de realocação, em muitos dos horários, a curva de equipamentos não realocáveis tem o mesmo valor da curva objetivo, ou seja, nestes casos a

totalidade ou a grande maioria dos equipamentos realocáveis foi transferida para outros horários. Além disso, a diferença entre a curva objetivo e a curva de carga final é um pouco maior do que no caso base também devido ao menor número de equipamentos disponíveis.

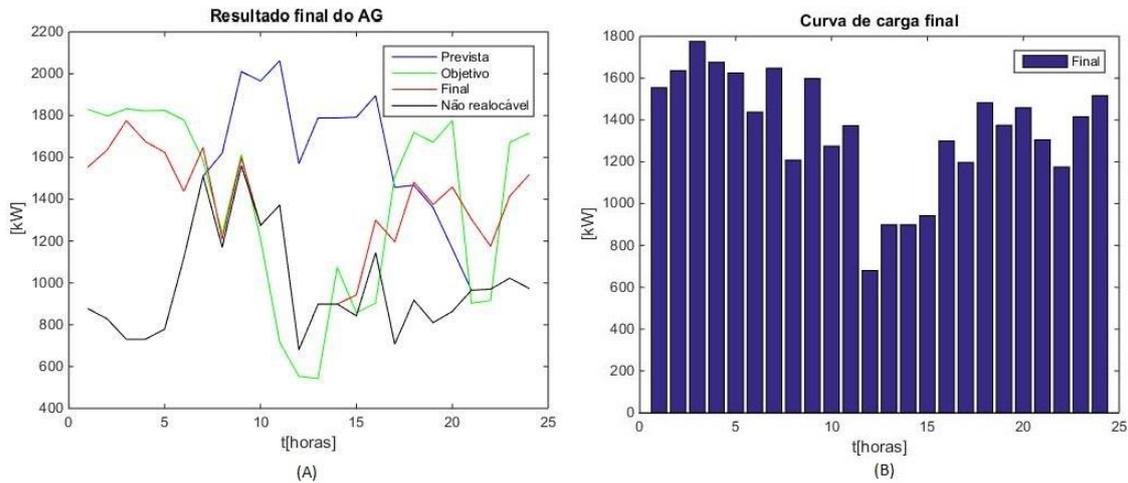


Figura 4.22 Simulação com a metade do número de equipamentos

Para verificar a economia alcançada com metade dos equipamentos pode-se observar a Tabela 4.27. A diminuição do custo inicial e a economia alcançadas com a realocação obedecem ao padrão esperado, já que são um pouco menores em relação ao caso base.

Tabela 4.27 Custos resultantes de metade dos equipamentos

Custo Inicial (\$)	Custo Final (\$)	Redução (\$)	Redução (%)	FOB inicial	FOB final
4.359,8	3.730,0	629,8	14,45	14.945.000	1.499.500

Na próxima simulação o número de equipamentos de cada tipo é o dobro do número do caso base. Neste caso é esperado que o aumento do número de equipamentos para realocação possa trazer resultados melhores por parte do algoritmo. A relação da quantidade de equipamentos por tipo está na Tabela 4.28 abaixo:

Tabela 4.28 Quantidade de equipamentos na simulação

Tipo de Dispositivo	Quantidade
Aquecedor de água	80
Máquina de Solda	72
Ar condicionado	32
Forno a arco	16
Motor de indução	12
Motor de CC	12
Total	224

O aumento do número de equipamentos para esta simulação alterou significativamente a curva de carga prevista deslocando o pico de carga de um horário em torno das 11 horas da manhã para o período da tarde, por volta das 16 horas e impactou significativamente o custo. A Figura 4.23 (A) mostra o resultado final desta simulação:

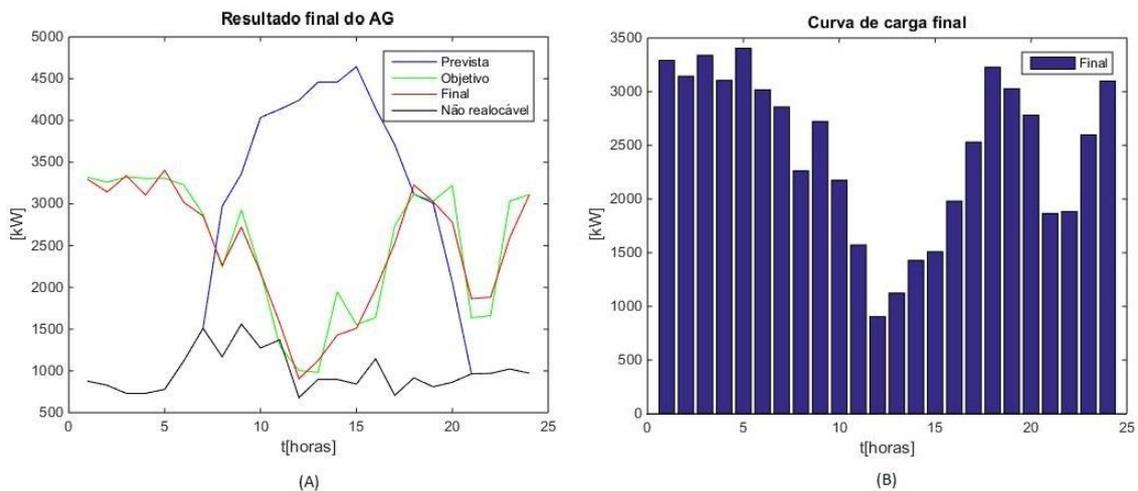


Figura 4.23 Simulação com o dobro do número de equipamentos

Na Tabela 4.29 são apresentados os custos associados a esta simulação. Como esperado o custo inicial aumentou devido a maior carga e, foi acompanhado pela economia alcançada. Neste caso foi possível conseguir uma economia de quase 25% o que representa um grande desconto nas faturas dos consumidores.

Tabela 4.29 Custos e perdas resultantes

Custo Inicial (\$)	Custo Final (\$)	Redução (\$)	Redução (%)	FOB inicial	FOB final
8.591,1	6.444,4	2.146,8	24,98	106.550.000	1.827.620

Na Tabela 4.30 são comparadas as três simulações, pode-se verificar que o aumento do número de equipamentos conduz a um custo final maior, porém a economia percentual alcançada pela realocação de carga também cresce. Sendo assim o aumento do número de equipamentos possibilita uma melhor realocação dos mesmos e assim uma maior redução percentual dos custos.

Tabela 4.30 Comparação das três curvas objetivo apresentadas

Custo Inicial (\$)	Custo Final (\$)	Redução (\$)	Redução (%)	FOB inicial	FOB final	Qtde de equipamentos
4.359,80	3.730,00	629,80	14,45	14.945.000	1.413.660	50%
5.770,27	4.566,80	1.203,47	20,85	35.551.051	737.425	100%
8.591,10	6.444,40	2.146,80	24,98	106.550.000	1.827.620	200%

Com relação ao tempo computacional, da mesma maneira que na seção 4.5 o aumento ou diminuição do número de variáveis de decisão, devido ao número de equipamentos passíveis de realocação utilizados, impactou bastante no tempo de processamento. Como pode-se observar na Tabela 4.31 quanto maior o número de equipamentos utilizado, maior o tempo computacional gasto para a realização da simulação. Esta questão precisa ser melhor analisada nos casos reais de processamento nas indústrias, mas são situações muito particulares que não são aqui mais exploradas.

Tabela 4.31 Tempo computacional dos três casos

Equipamentos	Tempo computacional (s)
50%	85,20
100%	170,43
200%	253,74

4.8 Caso de 7 barras com análise do fluxo de potência

Em um sistema elétrico industrial real, as cargas podem estar dispostas em diferentes localizações, ao contrário de todas em um mesmo barramento, o que na maioria das vezes é fictício, e existem outros parâmetros elétricos que podem ser importantes de serem analisados para alguns objetivos, inclusive em situações de realocação.

Assim, para exemplificar esta questão, nesta seção será analisado o desempenho do método proposto quando as condições de restrição de tensão, corrente e potência estão ativas e as impedâncias dos circuitos são consideradas. O fluxo de potência será utilizado para verificar se as tensões estão dentro dos níveis aceitáveis de funcionamento e calcular as perdas da rede de distribuição.

Como o fluxo de potência é rodado para cada hora do dia e a carga naquele horário depende da realocação realizada pelo AG, serão mostrados aqui apenas o horário de maior carregamento do sistema e o horário de menor carregamento. A Tabela 4.32 e a Tabela 4.33 são referentes ao horário de menor carga e mostram respectivamente os dados de saída do fluxo de potência e as perdas por linha. A carga neste horário é de 0.6801 MW. De acordo com a modelagem proposta a potência ativa calculada representada na Tabela 4.32 mostra os valores de potência com sinal negativo para barras de carga e sinal positivo para a barra de geração. Se observarmos as equações (3.14) e (3.15) pode-se verificar que quando não há geração nas barras a potência resultante tem sinal negativo.

Tabela 4.32 Dados de saída após o fluxo de potência no horário de menor carregamento

BARRA	PCAL(MW)	QCAL(Mvar)	V	TETA
1	-0,01224	0	0,998	-0,6
2	-0,50729	0	0,998	-0,7
3	-0,00136	0	0,998	-0,7
4	-0,09453	0	0,998	-0,7
5	-0,04693	0	0,998	-0,6
6	-0,00952	0	0,999	-0,4
7	0,67433	-0,08145	1	0

Tabela 4.33 Perdas por linha no horário de menor carregamento

DE	PARA	PERDAS(kW)
1	2	0,2265
1	6	0,2486
2	3	0,0009
2	4	0,0037
2	5	0,1005
3	4	0,0010
4	5	0,0661
5	6	0,4324
6	7	1,3817
Total		2,461 kW

Pode-se observar, então, que a variação de tensão nas barras permaneceu dentro dos limites esperados para este horário e também que houve uma pequena quantidade de perdas, devido ao baixo carregamento no horário. Da mesma forma a Tabela 4.34 e a Tabela 4.35 mostram os mesmos dados, porém para o horário onde a maior carga foi alocada. A carga neste horário é de 2.2316 MW.

Tabela 4.34 Dados de saída após o fluxo de potência no horário de maior carregamento

BARRA	PCAL(MW)	QCAL(Mvar)	V(pu)	TETA(graus)
1	-0,04017	0	0,991	-1,8
2	-1,6645	0	0,988	-2,4
3	-0,0044	0	0,989	-2,3
4	-0,3101	0	0,989	-2,3
5	-0,1539	0	0,990	-2,0
6	-0,03128	0	0,994	-1,3
7	2,2313	0,0005	1	0

Tabela 4.35 Perdas por linha no horário de maior carregamento

DE	PARA	PERDAS(kW)
1	2	2,47242
1	6	2,6992
2	3	0,0094
2	4	0,0402
2	5	1,0995
3	4	0,0108
4	5	0,7196
5	6	4,6949
6	7	14,93
Total		26.682 kW

Neste caso, a tensão nas barras também permaneceu dentro dos limites esperados e, apesar da diferença ser na quarta casa decimal, houve uma queda de tensão maior. Quanto as perdas o valor neste caso continua dentro do esperado mas cresceu para aproximadamente 1% do valor do carregamento.

Para uma análise mais ampla da variação das perdas durante as 24 horas do estudo, os valores das perdas em cada hora do dia foram plotados em um gráfico mostrado na Figura 4.24. Neste gráfico pode-se observar que a variação dos valores das perdas segue de maneira bem próxima a variação da carga alocada pelo AG. Somando as perdas durante as 24 horas do dia tem-se que o valor total de perdas em um dia de estudo foi de 408.3 kW.

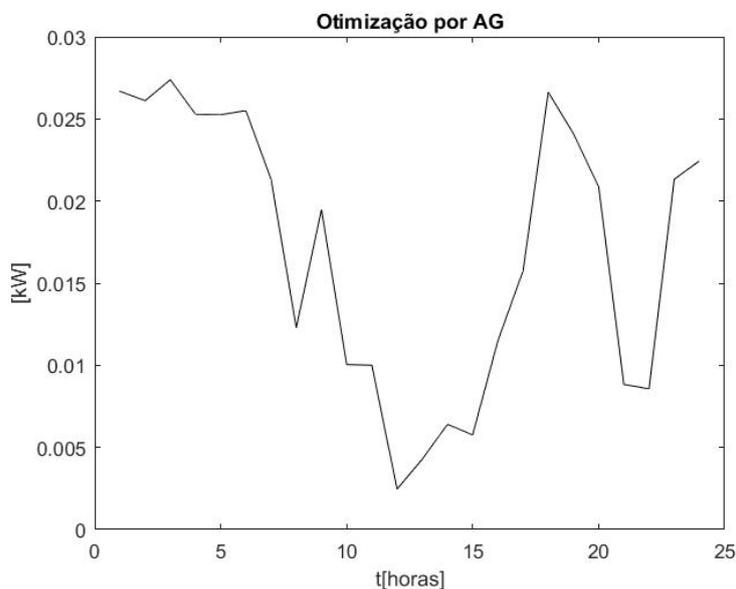


Figura 4.24 Variação das perdas na rede durante as 24 horas estudadas

Assim como para as perdas, foi feita uma análise da variação da tensão durante as 24 horas do estudo e os resultados dos maiores e menores valores de tensão encontrados em cada barra estão na Tabela 4.36. Como foi comentado anteriormente, a diferença entre esses valores é bem pequena somente podendo ser percebida na quarta casa decimal em algumas barras. O tempo computacional para este caso tem muito pouca diferença em relação à modelagem sem fluxo de potência e, portanto, fica em torno de 170 segundos.

Tabela 4.36 Tensões máximas e mínimas nas barras

Barra	V máximo	V mínimo
1	0,9981	0,9901
2	0,9974	0,9872
3	0,9976	0,9874
4	0,9976	0,9876
5	0,9979	0,9892
6	0,9987	0,9931
7	1	1

O impacto das restrições propostas pelo modelo completo da análise, com a inclusão do fluxo de potência, foi observado nesta seção e os seus resultados são importantes já que permitem analisar o sistema de uma maneira muito mais completa. Ao invés de visualizarmos o sistema como se fosse uma barra equivalente com todas as cargas e geração em uma só barra, este modelo nos permite avaliar a localização destas cargas no espaço.

Este fato torna o problema mais próximo do real nos permite o controle sobre tanto a realocação de cargas no sistema como a manutenção das grandezas elétricas estudadas dentro de seus limites esperados. O impacto de se considerar as linhas, e consequentemente as perdas está dentro do escopo da eficiência energética, aumentando ainda mais a eficiência do sistema. Já a consideração dos níveis de tensão e corrente é essencial, pois sem o monitoramento dessas grandezas o sistema não funcionaria dentro de seus parâmetros normais na prática.

Sendo assim, para cada vez tornar o problema mais perto do problema prático deve-se sempre aumentar e qualificar o modelo para que englobe cada vez mais elementos e possa representar a realidade do sistema mais fielmente.

4.8 Sistema de 13 barras com análise do fluxo de potência

Nesta seção apresenta-se o funcionamento do algoritmo em um sistema maior, de 13 barras que possui maior carregamento. A topologia deste sistema, assim como os dados de linha e o carregamento estão apresentados a seguir na Figura 4.25, na Tabela 4.37 e Tabela 4.38 respectivamente. O sistema funciona com um transformador de 13.8 kV/440 V com potência de 12 MVA, $X=7.7\%$ e ligação dyn1.

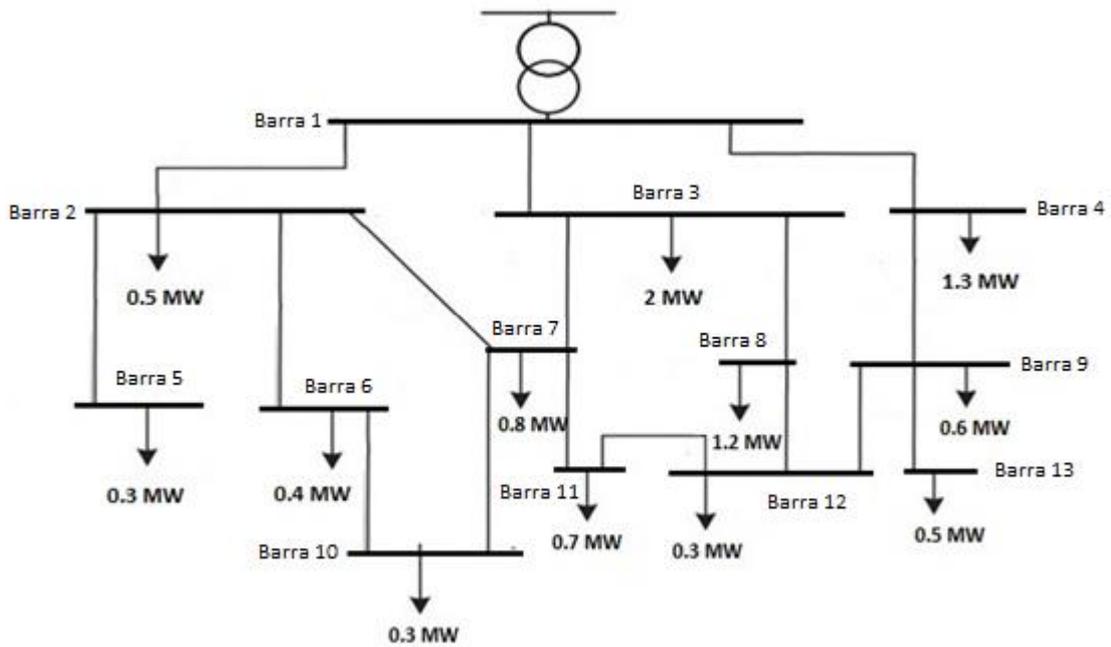


Figura 4.25 Topologia e cargas do sistema de 13 barras

Tabela 4.37 Dados das linhas do sistema de 13 barras

DE	PARA	R(pu)	X(pu)	Bsh(pu)
1	2	1,2	2	0,01
1	3	1,2	2	0,01
1	4	1,2	2	0,01
2	5	0,3	1	0,01
2	6	0,3	1	0,01
2	7	0,3	1	0,01
3	7	0,3	1	0,01
3	8	0,8	1,5	0,01
4	9	0,3	1	0,01
6	10	0,6	1,2	0,01
7	10	0,6	1,2	0,01
7	11	0,3	1	0,01
8	12	0,3	1	0,01
9	12	0,8	1,5	0,01
9	13	0,3	1	0,01
11	12	0,3	1	0,01

Tabela 4.38 Carregamento do sistema de 13 barras

Barra	Carga (MW)
1	0
2	0,5
3	2,0
4	1,3
5	0,3
6	0,4
7	0,8
8	1,2
9	0,6
10	0,3
11	0,7
12	0,3
13	0,5

Da mesma maneira do que foi apresentado na seção 4.3, os dados de entrada deste sistema foram passados para o algoritmo e as cargas foram agrupadas em blocos de potência similar para obter os resultados da primeira simulação. Com a população inicial como resultado do primeiro AG, os equipamentos foram discretizados e o segundo AG pode ser iniciado. Nota-se que, neste caso, o número de variáveis será bem maior, já que a quantidade de equipamentos realocáveis disponíveis é bem superior ao caso de 7 barras, passando de 112 para 431. Para efeito de comparação e uma maior simplicidade na análise, decidiu-se colocar o mesmo número de tipos de equipamentos das seções anteriores. Da mesma forma os outros parâmetros de funcionamento dos equipamentos, como o consumo e o horário inicial de funcionamento permanecem os mesmos também. A tabela que discretiza os equipamentos por tipo e consumo está apresentada a seguir:

Tabela 4.39 Equipamentos e suas características de consumo

Tipo de Equipamento	Consumo (kW)	Horas de uso	Quantidade de Equipamentos	Horário Inicial de funcionamento	Máximo número de horas Δt
Aquecedor de água	12,5	4	160	16	10
Máquina de Solda	25	5	100	8	10
Ar condicionado	30	5	100	10	10
Forno a arco	50	6	36	12	10
Motor de indução	100	6	25	15	10
Motor de CC	150	3	10	13	10

A curva de cargas não realocáveis também muda com esta nova topologia do sistema e aumento do carregamento. Isto ocasiona numa curva de carga prevista ligeiramente diferente da apresentada no caso de 7 barras, porém com um perfil geral bem similar. Neste caso pode-se notar dois picos mais agudos e uma distância muito maior entre a curva de cargas não realocáveis e os picos de carga. A curva de carga prevista neste caso pode ser observada na Figura 4.26.

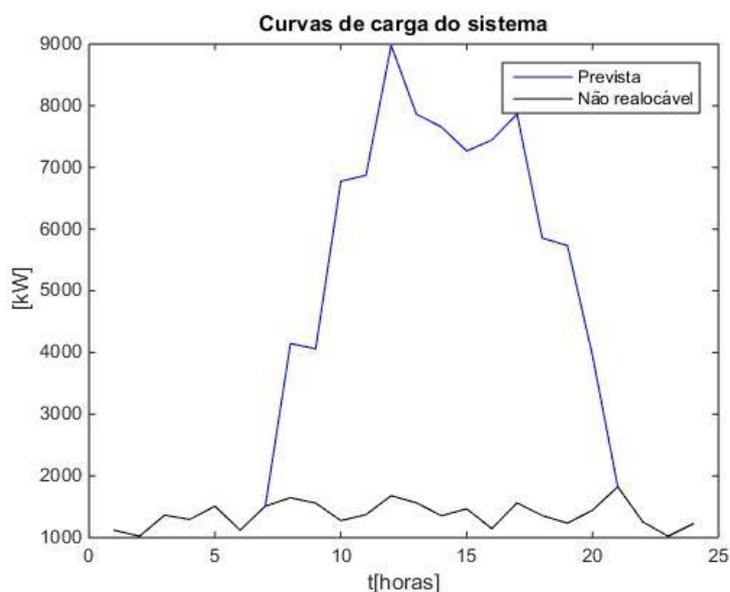


Figura 4.26 Curva de carga prevista 13 barras

A convergência desta simulação também teve resultados similares e seguiu o mesmo padrão mostrado anteriormente com o valor médio tendendo para o melhor indivíduo ao longo do tempo. A maior diferença encontrada é o tempo computacional que ficou aproximadamente 4 vezes maior, o que era esperado devido ao aumento do número de equipamentos realocáveis na mesma proporção. A Figura 4.27 mostra a convergência do algoritmo durante 1000 gerações.

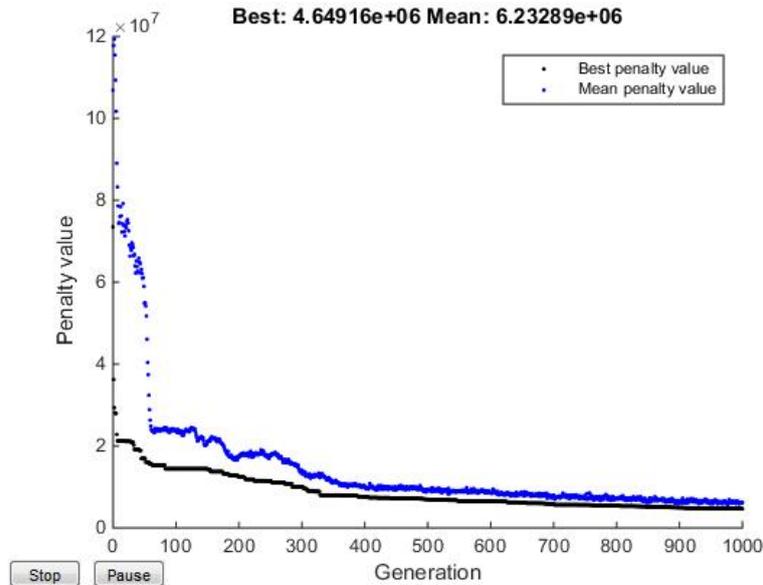


Figura 4.27 Convergência sistema 13 barras

Quanto ao resultado final obtido pelo algoritmo, pode-se observar que o mesmo se comporta de maneira muito similar ao sistema de 7 barras. Buscou-se mostrar que o aumento do carregamento e diferentes topologias não são um impedimento para o algoritmo, que se comportou bem em ambas as simulações. A Figura 4.28 (A) mostra este comportamento e a adequação da curva de carga final à curva objetivo, assim como o gráfico de barras da curva de carga final na Figura 4.28 (B).

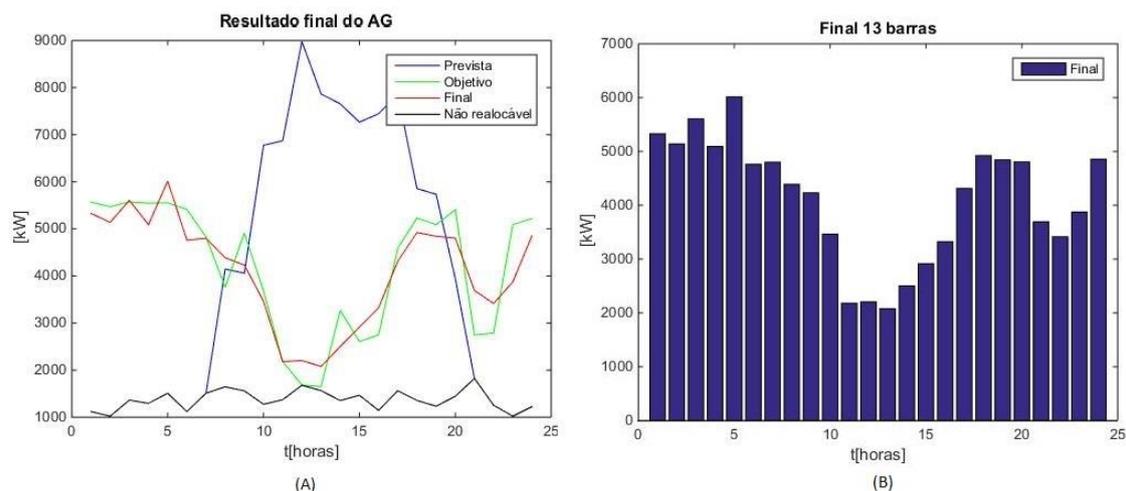


Figura 4. 28 Curva final do sistema de 13 barras

Quanto ao ganho financeiro obtido pela solução indicada pelo algoritmo os resultados podem ser observados na Tabela 4.40. O custo inicial e final são consideravelmente maiores neste caso devido a quantidade de energia envolvida, porém olhando em valores percentuais a redução foi significativa e dentro do padrão obtido anteriormente.

Tabela 4.40 Custo e FOB do sistema de 13 barras

Custo Inicial (\$)	Custo Final (\$)	Redução (\$)	Redução (%)	FOB inicial	FOB final
14.784,70	10.882,26	3.962,44	26,39	357.750.534,17	4.649.160

Olhando para os resultados obtidos após pelo fluxo de potência na Tabela 4.41 e na Tabela 4.42 pode-se perceber que os valores de tensão ainda continuam dentro do esperado não caindo abaixo de 0.95 p.u., já que esta é uma restrição imposta pelo algoritmo. Os outros valores das potências também estão dentro do esperado, já que a carga neste sistema é mais de três vezes maior do que a carga no sistema de 7 barras.

Tabela 4.41 Dados de saída do fluxo de potência

BARRA	PCAL(MW)	QCAL(Mvar)	V	TETA
1	9,27149	0,509838	1	0
2	-0,500192	0	0,962	-3,4
3	-1,99983	0	0,959	-4
4	-1,3003	0	0,963	-3,4
5	-0,299925	0	0,962	-3,5
6	-0,3996	0	0,960	-3,8
7	-0,799199	0	0,958	-4,1
8	-1,19973	0	0,952	-4,9
9	-0,59985	0	0,958	-4,3
10	-0,299916	0	0,958	-4,1
11	-0,699515	0	0,955	-4,7
12	-0,299931	0	0,954	-4,7
13	-0,499827	0	0,956	-4,6

Tabela 4.42 Perdas por linha

DE	PARA	PERDAS(kW)
1	2	104,0881
1	3	137,946
1	4	104,5222
2	5	0,2916225
2	6	1,851284
2	7	5,298373
3	7	0,3037163
3	8	7,813629
4	9	7,682833
6	10	0,8194832
7	10	0,01924947
7	11	2,274316
8	12	0,2465217
9	12	1,632386
9	13	0,8199417
11	12	0,06612425
Total		375,68 kW

Em relação as perdas, há uma grande diferença se comparado ao caso analisado na seção anterior. Apesar de a carga ser bem maior neste caso o grande aumento das perdas pode ser atribuído a uma combinação de fatores. Além do aumento de carga no geral pode ser observado que a maior parte de perdas está concentrada nos trechos que vão da subestação até as barras 2,3 e 4. Isto pode ser explicado se olharmos atentamente os valores da impedância destas linhas

na Tabela 4.37. Com os maiores valores de impedância nestas linhas as perdas ali são consequentemente maiores que as demais e, portanto, os valores das perdas totais são maiores.

A modelagem com perdas traz um panorama mais completo do funcionamento do sistema, com novos fatores para serem avaliados e mais informação, assim melhorando a tomada de decisões por parte do operador. A análise realizada neste sistema será somente a básica já que devido aos resultados similares encontrados em relação ao caso base, a mudança de outros parâmetros resultará em análises similares. O tempo computacional necessário para realizar a simulação deste caso fica próximo de 418 segundos.

Capítulo 5 – Conclusões

5.1 Considerações finais

Neste trabalho, desenvolveu-se uma ferramenta computacional que permite modelar uma rede de um parque industrial que funcione em regime de controle direto de carga com a concessionária para resolver o problema de realocação ótima de cargas nesta rede. Para tanto foi elaborada uma metodologia utilizando um algoritmo genético que permite se encontrar soluções otimizadas para o problema, que tragam benefícios econômicos tanto para a concessionária quanto para os próprios consumidores. A realocação das cargas pode conseguir inclusive diminuição do pico de demanda, aumento do fator de carga e melhoria da eficiência da rede. Foi realizada uma abordagem teórica sobre o gerenciamento pelo lado da demanda assim como suas principais estratégias e ações para moldar a curva de carga de um sistema. Em seguida, foi descrita a modelagem do problema que deve adquirir os dados dos equipamentos utilizados na simulação e os dados da rede e da sua respectiva curva de carga. Foi apresentado o modelo matemático desenvolvido para o algoritmo que inclui todas as restrições desejadas e a função objetivo do algoritmo genético.

Uma das vantagens dessa modelagem é a sua flexibilidade em relação a diferentes configurações tanto de redes quanto de equipamentos, ou seja, seu uso pode ser feito em redes grandes ou com qualquer número de equipamentos, já que com o aumento destes fatores o único ponto negativo é o aumento do tempo computacional.

Uma vez modelada a rede, pode-se, por meio das rotinas implementadas calcular o cenário ótimo de alocação destas cargas, o que possibilita à concessionária uma visão geral da curva de carga do sistema e as melhoras apresentadas nela. A otimização leva então à melhoria principalmente de custos, mas pode ter outros benefícios como no caso do uso da curva objetivo baseado nas tarifas praticadas pela concessionária CEMIG, onde foi encontrada uma melhoria no fator de carga do sistema além da melhoria econômica.

Em todos os casos apresentados, foi possível perceber um bom comportamento do algoritmo, conduzindo a soluções otimizadas para o problema trazendo benefícios econômicos e melhorando a eficiência e o uso de energia do sistema.

Espera-se que a modelagem desenvolvida possa ser útil para fomentar o uso de técnicas de gerenciamento pelo lado da demanda e sempre procurar melhorar a eficiência do uso das redes e a economia para consumidores e concessionárias.

5.2 Trabalhos Futuros

Alguns dos trabalhos futuros que podem ser feitos, visando a melhoria da ferramenta, são:

- Ampliar a modelagem visando melhorar e aumentar as restrições do problema para que seja possível encontrar resultados cada vez mais próximos da realidade.
- Introduzir geração distribuída e outras técnicas de gerenciamento pelo lado da demanda e avaliar o impacto individual e conjunto das mesmas.
- Analisar diferenças encontradas no uso de outros métodos de otimização para resolver o mesmo problema.
- Investigar as possibilidades de outras modelagens do problema que tragam vantagens de tempo computacional ou resultados.
- Utilizar outras restrições mais complexas nas análises do fluxo de potência a fim de obter resultados mais completos.
- Investigar mais profundamente a aplicação de redes inteligentes e implementar um sistema integrado de controle dos equipamentos.

Capítulo 6 – Referências

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, A. **RESOLUÇÃO NORMATIVA Nº 414/2010**. Brasil: ANEEL 2010.

AMIN, M. Challenges in reliability, security, efficiency, and resilience of energy infrastructure: Toward smart self-healing electric power grid. Power and Energy Society General Meeting- Conversion and Delivery of Electrical Energy in the 21st Century, 2008 IEEE, 2008, IEEE. p.1-5.

ANDRUSZKIEWICZ, J.; LORENC, J.; MICHALSKI, A. Efficiency improving of time of use tariffs for residential customer to create more valuable demand response resource. 11th International Conference on the European Energy Market (EEM14), 2014, IEEE. p.1-5.

BARTEN, H. International Energy Agency. 2005.

BATISTA, O. E. **Redução do custo da energia elétrica em ambientes industriais por meio de uma estratégia de baixo custo em gestão energética**. Universidade de São Paulo

BATISTA, O. E.; FLAUZINO, R. A. Medidas de Gestão Energética de baixo custo como estratégia para redução de custos com energia elétrica. **Revista GEPROS**, n. 4, p. 117, 2013. ISSN 1984-2430.

CAMARGO, C. C. D. B. Gerenciamento pelo lado da demanda: metodologia para identificação do potencial de conservação de energia elétrica de consumidores residenciais. **Florianópolis: Programa de Pós-graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Santa Catarina**, 1996.

CAMPOS, A. D. **Gerenciamento pelo lado da demanda: um estudo de caso**. 2004. Universidade de São Paulo

CEMIG, T. D. F. **Resolução Homologatória Aneel 2248 de 23/05/201** 2017.

COHEN, A. I.; WANG, C. C. An optimization method for load management scheduling. **IEEE Trans. Power Syst.:(United States)**, v. 3, n. 2, 1988.

COMITÊ, D. D. D. E. E. Tarifas horo-sazonais azul e verde: Manual de orientação ao consumidor. **Rio de Janeiro: CODI**, 1994.

COMMISSION, I. E. IEC 60909 Series: Short-circuit currents in three-phase ac systems. **IEC Central Office, Geneva, Switzerland**, 2001.

IEC 60865 Short-circuit currents–Calculation of effects. **IEC Central Office, Geneva, Switzerland**, 2009.

COSTA, W. U. D. Modelagem de efeitos intertemporais no fluxo de potência ótimo: abordagem do gerenciamento pelo lado da demanda. 2002.

COSTANZO, G. T.; KHEIR, J.; ZHU, G. Peak-load shaving in smart homes via online scheduling. 2011 IEEE International Symposium on Industrial Electronics, 2011, IEEE. p.1347-1352.

FARANDA, R.; PIEVATOLO, A.; TIRONI, E. Load shedding: a new proposal. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 22, n. 4, p. 2086-2093, 2007. ISSN 0885-8950.

GELLINGS, C. W. The concept of demand-side management for electric utilities. **Proceedings of the IEEE**, v. 73, n. 10, p. 1468-1470, 1985. ISSN 0018-9219.

The smart grid: enabling energy efficiency and demand response. The Fairmont Press, Inc., 2009. ISBN 0881736244.

GUIMARAES, P. H. V. et al. Comunicaç ao em Redes Elébricas Inteligentes: Eficiência, Confiabilidade, Segurança e Escalabilidade. 2013.

HAUPT, R. L.; HAUPT, S. E. **Practical genetic algorithms.** John Wiley & Sons, 2004. ISBN 0471671754.

KEIJZERS, G. The evolution of Dutch environmental policy: the changing ecological arena from 1970–2000 and beyond. **Journal of Cleaner Production**, v. 8, n. 3, p. 179-200, 2000. ISSN 0959-6526.

KINHEKAR, N.; PADHY, N. P.; GUPTA, H. O. Multiobjective demand side management solutions for utilities with peak demand deficit. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 55, p. 612-619, 2014. ISSN 0142-0615.

KURUCZ, C.; BRANDT, D.; SIM, S. A linear programming model for reducing system peak through customer load control programs. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 11, n. 4, p. 1817-1824, 1996. ISSN 0885-8950.

LEITE, D. et al. Regulatory impact analysis of smart meters implementation in Brazil. 2012 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies (ISGT), 2012, IEEE. p.1-8.

LOGENTHIRAN, T.; SRINIVASAN, D.; SHUN, T. Z. Demand side management in smart grid using heuristic optimization. **Smart Grid, IEEE Transactions on**, v. 3, n. 3, p. 1244-1252, 2012. ISSN 1949-3053.

MAAROUFI, M.; OUASSAID, M. Demand side management algorithms and modeling in smart grids A customer's behavior based study. Renewable and Sustainable Energy Conference (IRSEC), 2013 International, 2013, IEEE. p.531-536.

PALENSKY, P.; DIETRICH, D. Demand side management: Demand response, intelligent energy systems, and smart loads. **IEEE transactions on industrial informatics**, v. 7, n. 3, p. 381-388, 2011. ISSN 1551-3203.

PEDRASA, M. A. A.; SPOONER, T. D.; MACGILL, I. F. Coordinated scheduling of residential distributed energy resources to optimize smart home energy services. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 1, n. 2, p. 134-143, 2010. ISSN 1949-3053.

PIETTE, M. A. et al. Automated critical peak pricing field tests: 2006 pilot program description and results. **Lawrence Berkeley National Laboratory**, 2007.

SAMADI, P. et al. Advanced demand side management for the future smart grid using mechanism design. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 3, n. 3, p. 1170-1180, 2012. ISSN 1949-3053.

SHAO, S. et al. Impact of TOU rates on distribution load shapes in a smart grid with PHEV penetration. **IEEE PES T&D 2010**, 2010, IEEE. p.1-6.

STRBAC, G. Demand side management: Benefits and challenges. **Energy policy**, v. 36, n. 12, p. 4419-4426, 2008. ISSN 0301-4215.

VERMEULEN, H.; NIEUWOUDT, T. Optimisation of residential electric appliance load schedules to minimise expenses to the client. **Power Engineering Conference (UPEC)**, 2014 49th International Universities, 2014, IEEE. p.1-6.

WELLER, H. Managing the instantaneous load shape impacts caused by the operation of a large-scale direct load control system. **IEEE transactions on power systems**, v. 3, n. 1, p. 197-199, 1988. ISSN 0885-8950.

XIAO, J. et al. Near optimal demand-side energy management under real-time demand-response pricing. **2010 International Conference on Network and Service Management**, 2010, IEEE. p.527-532.

Apêndice I – Dados do sistema de 7 barras

Neste apêndice serão apresentados os dados do sistema de 7 barras utilizado por (Logenthiran *et al.*, 2012). Este sistema de 7 barras serviu como base para a realização das análises apresentadas durante o capítulo 4 e, portanto, serão apresentadas suas características e dados para que o mesmo possa ser reproduzido em trabalhos futuros. O sistema apresentado no artigo está representado esquematicamente a seguir, no artigo original o sistema é maior, porém é dividido em 3 áreas. Neste trabalho foi apenas considerada a área industrial apresentada.

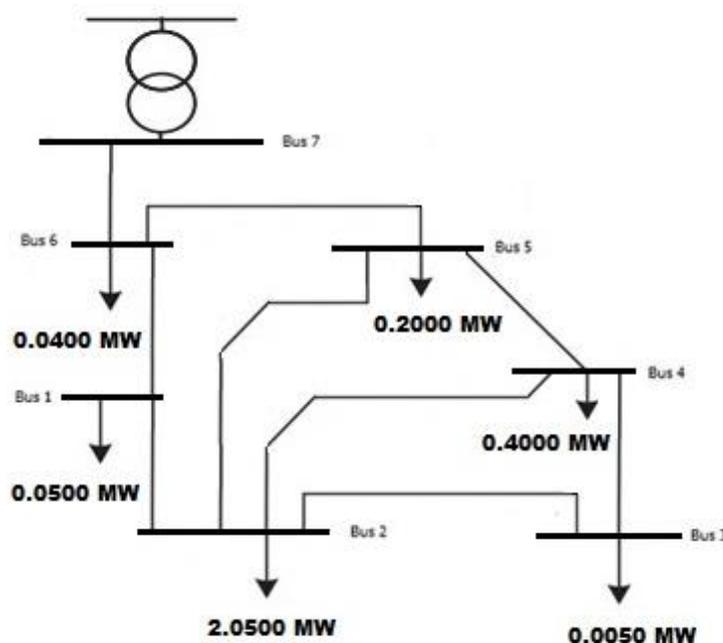


Figura 4.29 Sistema base de 7 barras

Para gerar a curva *Objetivo* (t) dada pela concessionária uma fórmula é proposta por Vidal (2014) a partir dos valores das tarifas operadas pela concessionária na região e também da curva de carga prevista do sistema. A curva objetivo é então construída como o valor médio dos custos nas 24 horas dividido pelo valor máximo de custo neste período. Este valor é então multiplicado pelo somatório de todas as cargas controláveis durante o período. O resultado desta operação é então dividido pelas tarifas horárias em todas as 24 horas do dia o que resulta na curva que é denominada *Objetivo*(t). Devido à maneira que esta curva é calculada, a curva fica inversamente proporcional aos custos, ou seja, quanto maior a tarifa, menor fica a demanda na

curva, e quanto menor a tarifa, maior a demanda objetivo. A equação da curva está apresentada em (A.1).

$$Objetivo(t) = \frac{C_m}{C_{max}} \times \frac{1}{C(t)} \times \sum_{s=1}^{N=24} P_{prev}(s) \quad (A.1)$$

Onde:

- C_m é a média dos preços ao longo do período;
- C_{max} é o preço máximo do período;
- $C(t)$ é o preço no intervalo de tempo t ;
- P_{prev} é o consumo das cargas controláveis;

Como foi dito anteriormente, neste estudo foi apenas considerada a área industrial para a análise e, portanto, apenas os dados da mesma serão apresentados aqui.

Dado o período de controle do GLD de um dia, estabeleceu-se o máximo intervalo de realocação permitido de 10 horas, considerado um valor intermediário, o qual permite flexibilidade nos horários e certa prioridade dos hábitos de uso. A área industrial é a que apresenta o menor número de dispositivos disponíveis para controle. Isso ocorre, pois, a maioria dos equipamentos em uma indústria não podem ser desligados. Em compensação os dispositivos dessa área são os que apresentam a maior potência, e seu consumo se propaga por várias horas. No total são 109 dispositivos para controle, e seus detalhes são apresentados na Tabela 4.43. Os dados apresentados no corpo do trabalho são baseados nesta tabela, mas foram adicionados 3 equipamentos em relação a esta tabela para deixar a quantidade total com um número mais fácil de ser trabalhado. Os dados das cargas utilizadas para realocação e do preço da energia na rede também foram disponibilizados no artigo e foram utilizados no estudo. Estes dados foram mantidos iguais aos fornecidos no trabalho, e podem ser encontrados tanto na Tabela 4.5 como na Tabela 4.44 a seguir:

Tabela 4.43 Equipamentos e suas características de consumo (Logenthiran et al., 2012)

Tipo de Equipamento	Consumo (kW)	Horas de uso	Quantidade de Equipamentos	Horário Inicial de funcionamento	Máximo número de horas Δt
Aquecedor de água	12,5	4	39	16	10
Máquina de Solda	25	5	35	8	10
Ar condicionado	30	5	16	10	10
Forno a arco	50	6	8	12	10
Motor de indução	100	6	5	15	10
Motor de CC	150	3	6	13	10

Tabela 4.44 Dados das curvas de custo e de carga (Logenthiran et al., 2012)

Hora	Preço (centavos/kWh)	Carga horária prevista (kWh)
1 hrs – 2 hrs	8,11	876,6
2 hrs – 3 hrs	8,25	827,9
3 hrs – 4 hrs	8,10	730,5
4 hrs – 5 hrs	8,14	730,5
5 hrs – 6 hrs	8,13	779,2
6 hrs – 7 hrs	8,34	1120,1
7 hrs – 8 hrs	9,35	1509,7
8 hrs – 9 hrs	12,00	2045,5
9 hrs – 10 hrs	9,19	2435,1
10 hrs – 11 hrs	12,27	2629,9
11 hrs – 12 hrs	20,69	2727,3
12 hrs – 13 hrs	26,82	2435,1
13 hrs – 14 hrs	27,35	2678,6
14 hrs – 15 hrs	13,81	2678,6
15 hrs – 16 hrs	17,31	2629,9
16 hrs – 17 hrs	16,42	2532,5
17 hrs – 18 hrs	9,83	2094,2
18 hrs – 19 hrs	8,63	1704,5
19 hrs – 20 hrs	8,87	1509,7
20 hrs – 21 hrs	8,35	1363,6
21 hrs – 22 hrs	16,44	1314,9
22 hrs – 23 hrs	16,19	1120,1
23 hrs – 24 hrs	8,87	1022,7
24 hrs – 1 hrs	8,65	974