

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA
CURSO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

GUILHERME DE CASTRO LAUDINO

**AGENDAMENTO DE CARGAS ELÉTRICAS PELO LADO DO
CONSUMIDOR UTILIZANDO META-HEURÍSTICA**

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

CORNÉLIO PROCÓPIO
2020

GUILHERME DE CASTRO LAUDINO

**AGENDAMENTO DE CARGAS ELÉTRICAS PELO LADO DO
CONSUMIDOR UTILIZANDO META-HEURÍSTICA**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao curso de Engenharia Elétrica da Universidade Tecnológica Federal do Paraná, como requisito parcial para a obtenção do título de Bacharel.

Orientador: Prof.Dr.Murilo Da Silva
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

CORNÉLIO PROCÓPIO
2020



Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Campus Cornélio Procópio
Departamento Acadêmico de Elétrica
Curso de Engenharia Elétrica



FOLHA DE APROVAÇÃO

Guilherme de Castro Laudino

Agendamento de cargas elétricas pelo lado do consumidor utilizando Meta-heurística

Trabalho de conclusão de curso apresentado às 15:00hs do dia 19/06/2020 como requisito parcial para a obtenção do título de Engenheiro Eletricista no programa de Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Tecnológica Federal do Paraná. O candidato foi arguido pela Banca Avaliadora composta pelos professores abaixo assinados. Após deliberação, a Banca Avaliadora considerou o trabalho aprovado.

Prof(a). Dr(a). Murilo da Silva - Presidente (Orientador)

Prof(a). Dr(a). Edson Aparecido Rozas Theodoro - (Membro)

Prof(a). Dr(a). André Luís Shiguemoto - (Membro)

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço a Deus pela sua graça e misericórdia derramada sobre minha vida. Agradeço por me capacitar para poder realizar tal trabalho.

Agradeço os meus pais, meus irmãos e a minha tia por suas orações e apoio durante todo o curso, para que eu chegasse até aqui.

Agradeço ao meu professor e orientador Murilo da Silva, pelo apoio e os ensinamentos. Agradeço também a todos os professores do Departamento Acadêmico da Elétrica (DAELE) pelos ensinamentos e ao compartilhar conhecimento.

Agradeço também aos meus amigos de turma pelos momentos de estudo e parceria e a todos, que de alguma forma foram importantes para mim nessa caminhada. Muito obrigado.

RESUMO

LAUDINO, Guilherme C. Agendamento de cargas elétricas pelo lado do consumidor utilizando Meta-heurística. 2020. 27 f. Trabalho de Conclusão de Curso – curso de Engenharia Elétrica, Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Cornélio Procópio, 2020.

Este trabalho apresenta um estudo para a minimização do gasto dos consumidores com energia elétrica e a minimização do pico de demanda levando em consideração o conforto do usuário. A minimização é obtida por meio do agendamento de cargas, nas quais as cargas estão sujeitas a modalidade tarifária chamada de Tarifa Branca, onde atribui-se custos diferentes ao longo do dia. No presente estudo para realizar a busca e a otimização do problema foi utilizado o algoritmo Evolução Diferencial. A solução apresenta uma função matemática com multiobjetivos, afim de contemplar a minimização do custo com energia elétrica, maximização do fator de carga, levando em consideração o nível de conforto do usuário. Os resultados obtidos por meio de simulações nos mostram que o sistema com o agendamento proposto pelo algoritmo foi capaz de reduzir o custo do consumidor com energia elétrica e aumentar o fator de carga, diminuindo o pico da demanda.

Palavras-chave: Gerenciamento de carga pelo da demanda. Agendamento de cargas. Evolução Diferencial. Otimização. Meta-heurística.

ABSTRACT

LAUDINO, Guilherme C. Scheduling of electrical charges on the consumer side using Metaheuristics. 2020. 27 f. Trabalho de Conclusão de Curso – curso de Engenharia Elétrica, Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Cornélio Procópio, 2020.

This work presents a study to minimize the spend of electricity and minimize the demand peak, taking into account the user's comfort. The minimization is obtained by scheduling loads, such the loads are carried out in a system subject to a tariff modalities called Tarifa Branca, where it assigns different costs throughout the day. No present study to perform a search and optimize the problem has been used or the Differential Evolution algorithm. The solution has a mathematical function with multiobjective, considering the minimization of the electricity cost, maximization of the load factor, taking into account the user's comfort level. The results obtained through simulations show that the system with scheduling controlled by the algorithm was able to reduce the cost of the consumer with electricity and increase the load factor, decreasing or reaching the peak of demand.

Keywords: Demand-side-management. Scheduling of loads. Differential Evolution. Optimization. Meta-heuristics.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Evolução estimada do consumo per capita de eletricidade (kWh/hab)	1
Figura 2 – Estratégias de GLD	5
Figura 3 – Funcionamento do <i>crossover</i>	10
Figura 4 – Tarifa Branca (R\$/kWh)	12
Figura 5 – Curva de Carga Sem GLD	13
Figura 6 – População ($NP \times D$)	15
Figura 7 – Fluxograma da metodologia	16
Figura 8 – Indivíduo (vetor) solução	17
Figura 9 – Curva de carga do cenário 1	19
Figura 10 – Custo por minuto do cenário 1	19
Figura 11 – Curva de carga do cenário 2	20
Figura 12 – Curva de carga do cenário 3	21
Figura 13 – Curva de carga do cenário 4	22
Figura 14 – Curva de carga do cenário 5	23

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AE	Algoritmo Evolutivo
AG	Algoritmo Genético
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
DE	<i>Differential Evolution</i>
DLC	<i>Direct Load Control</i>
DSM	<i>Demand-Side management</i>
ED	Evolução Diferencial
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
FO	Função Objetivo
GLD	Gerenciamento pelo Lado da Demanda
ToU	Time-of-Use

SUMÁRIO

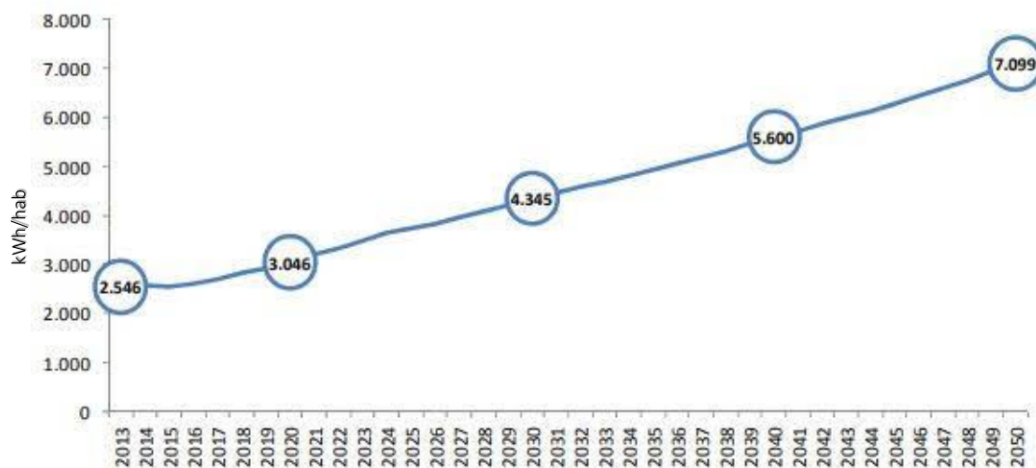
1 – INTRODUÇÃO	1
1.1 Justificativa	2
1.2 Objetivos	2
1.2.1 Objetivos Gerais	2
1.2.2 Objetivos Específicos	3
2 – FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	4
2.1 Gerenciamento pelo lado da demanda	4
2.1.1 Definição	4
2.1.2 Estratégias	4
2.1.2.1 Redução de Pico	5
2.1.2.2 Preenchimento de vales	5
2.1.2.3 Deslocamento da carga	5
2.1.2.4 Conservação Estratégica	6
2.1.2.5 Crescimento Estratégico	6
2.1.2.6 Curva de carga flexível	6
2.1.3 Impactos do GLD na sociedade	6
2.1.4 Programas	6
2.1.4.1 Controle Direto	6
2.1.4.2 Controle Indireto	7
2.1.5 Barreiras	7
2.2 Meta-Heurística	7
2.2.1 Evolução Diferencial	8
2.2.1.1 Inicialização	8
2.2.1.2 Mutação	9
2.2.1.3 <i>Crossover</i>	9
2.2.1.4 Seleção	10
3 – METODOLOGIA	11
3.1 Modelagem do Problema	11
3.1.1 Função Objetivo	14
3.1.1.1 Função Custo	14
3.1.1.2 Função Fator de Carga	14
3.1.1.3 Função Conforto	15
3.1.2 Aplicação do Algoritmo ED	15

4 – ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS	18
4.1 Cenário 1	18
4.2 Cenário 2	20
4.3 Cenário 3	21
4.4 Cenário 4	22
4.5 Cenário 5	22
5 – CONCLUSÃO	25
5.1 Sugestões para trabalhos futuros	25
Referências	26

1 INTRODUÇÃO

A energia elétrica é essencial e indispensável para a nossa sociedade, uma vida mais segura e confortável dependem da energia elétrica. A indústria e o comércio não se desenvolveriam com a mesma intensidade, se não houvesse energia elétrica. O consumo energético está correlacionado ao desenvolvimento da sociedade. A [Figura 1](#) ilustra um aumento da demanda de energia por habitante atrelada ao desenvolvimento da sociedade, de acordo com [EPE \(2016\)](#).

Figura 1 – Evolução estimada do consumo per capita de eletricidade (kWh/hab)



Fonte: [EPE \(2016\)](#)

Diante destes fatos, o estudo de medidas de eficiência energética se faz necessário no setor elétrico. Segundo ([EPE, 2016](#), p. 179), estima-se que em 2050 a eficiência energética possa reduzir em aproximadamente 17% a demanda de eletricidade.

Em 1973 ocorreu a crise do petróleo, com isso o planejamento energético passou a ser estudado com maior atenção. Em razão disso, medidas de eficiência energética foram ganhando maior relevância. O Gerenciamento pelo Lado da Demanda (GLD) que vem do inglês DSM (*Demand-Side Management*), é uma ferramenta que pode contribuir para o uso eficiente da energia elétrica, na qual a sua ideia principal é a redução do custo devido a utilização de energia elétrica ([SAEBI; JAVIDI, 2012](#)).

Segundo [Gellings \(1985\)](#), o GLD é um conjunto de ações ou intervenções promovidas por concessionárias de energia elétrica no mercado consumidor, a fim de alterar o perfil e a magnitude da demanda (curva de carga) do sistema. Ainda que o GLD venha sendo estudado há mais de 20 anos, ele tem sido impulsionado com o advento do *smart grid*, pois com essas

tecnologias é possível que ocorra a integração entre a tecnologia da informação e o sistema elétrico de potência (CHUANG; GELLINGS, 2009). De acordo com NIST (2009), as redes elétricas inteligentes (*smart grid*) são caracterizadas por um fluxo bidirecional de eletricidade e informações para criar uma rede de distribuição de energia automatizada e amplamente distribuída.

Segundo a ANEEL (Agência Nacional de Energia Elétrica) desde 1º de janeiro de 2018 foi disponível à adesão da modalidade tarifa branca para consumidores de baixa tensão. A tarifa branca é uma nova opção que sinaliza aos consumidores a variação do valor da energia conforme o dia e o horário do consumo, o consumidor passa a ter possibilidade de pagar valores diferentes em função da hora e do dia da semana (ANEEL, 2017). Esse tipo de modalidade tarifária é conhecido como *Time-of-Use* (ToU). O tipo de tarifa ToU se enquadra no modelo em que o valor da tarifa varia de acordo com determinados períodos do dia. Com tarifas do tipo ToU, existe a possibilidade de reduzir o custo do consumidor com energia elétrica apenas realocando o período em que a carga será conectada. Entretanto, essa tarefa se torna complexa com a adição de novos usuários e novas cargas, por isso há necessidade de sistemas de gerenciamento de energia e de automação residencial (*smart grid*).

Existem diversas estratégias de otimização para o agendamento de cargas, neste trabalho em questão será utilizado o algoritmo evolutivo. A partir de algumas análises, o método heurístico mostrou-se ser uma boa solução e mais eficiente em problemas similares (HAUPT; HAUPT, 2004).

1.1 Justificativa

O gerenciamento de carga pela lado do consumidor é uma medida que colabora para o desenvolvimento do setor elétrico, pois evita dispêndio de recursos. O GLD corrobora para a eficiência energética, pois garante a utilização dos equipamentos de forma mais eficiente e consciente pelos clientes, beneficiando tanto o desenvolvedor/concessionária como também o usuário (consumidor) visto que, o consumidor diminui o consumo e conseqüentemente o gasto com energia elétrica e a concessionária evita investimentos na expansão das redes elétricas, devido ao aumento do fator de carga (razão entre a demanda média e a demanda máxima), ou seja, redução do pico de demanda.

1.2 Objetivos

Neste tópico serão apresentados os objetivos gerais e específicos deste trabalho.

1.2.1 Objetivos Gerais

Aplicar um método metaheurístico ao problema de agendamento de cargas elétricas pelo lado do consumidor e implementar um algoritmo capaz de gerenciar as cargas dos consumidores utilizando o *Matlab*®.

1.2.2 Objetivos Específicos

Em vista do objetivo geral deste trabalho propõe-se os seguintes objetivos específicos:

- Identificar e carregar os dados do perfil de carga de consumidores residenciais.
- Modelar a função objetivo afim de contemplar o problema em questão.
- Implementar um algoritmo para otimizar o agendamento de carga.
- Analisar o comportamento das ferramentas do GLD sob a

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo será apresentado todo o fundamento teórico necessário para o desenvolvimento e análise do estudo abordado.

2.1 Gerenciamento pelo lado da demanda

Nesta seção serão apresentados os conceitos do GLD, as estratégias que podem ser aplicadas, impactos do GLD sobre a sociedade, tipos de programas e as barreiras para a implantação do GLD.

2.1.1 Definição

Segundo [Gellings \(1985\)](#), o GLD tem por definição um conjunto de ações ou intervenções promovidas por concessionárias de energia elétrica no mercado consumidor a fim de alterar o perfil e a magnitude da demanda (curva de carga) do sistema.

De acordo com [Chia e Correia \(2011\)](#) o GLD tem como objetivos:

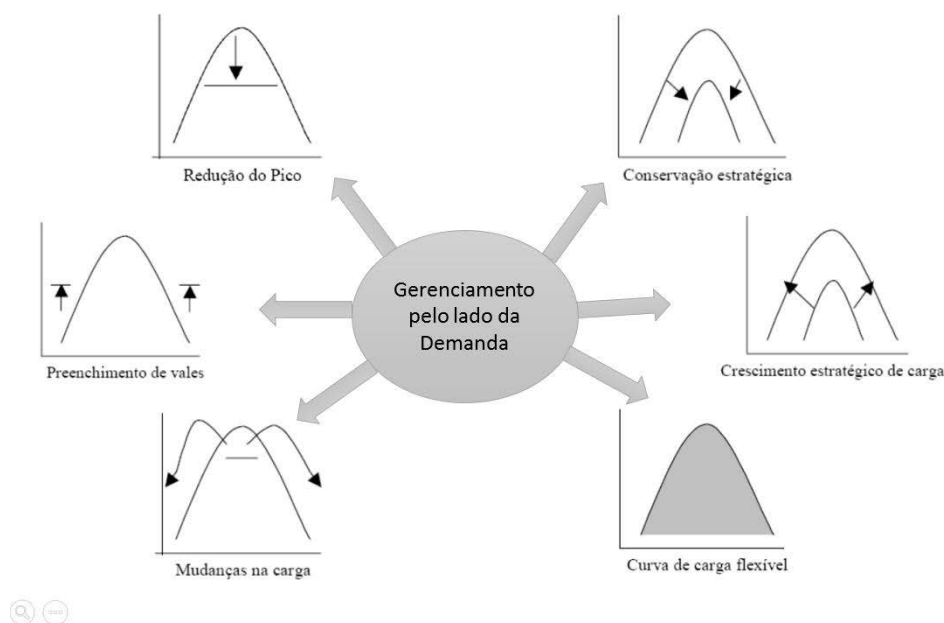
- Melhorar a confiabilidade da rede;
- Reduzir picos de consumo e a demanda total de energia;
- Deslocamento de carga quando o sistema estiver operando próximo à capacidade de geração;
- Aumentar a eficiência energética melhorando o balanceamento da rede;
- Gerenciar os gastos com energia;
- Proporcionar um maior controle dos equipamentos;
- Favorecer a geração distribuída;
- Aumentar a utilização e o fator de carga das unidades geradoras;

2.1.2 Estratégias

A fim de realizar o equilíbrio entre geração e carga sem que ocorra a construção de novas fontes de energia ou corte de cargas elétricas, pode-se modificar a demanda utilizando estratégias de GLD.

Nesse sentido, seis estratégias para moldar a curva de carga são descritas por [Gellings \(1985\)](#): redução de pico, preenchimento de vales, deslocamento da carga, conservação estratégica, crescimento estratégico e curva de carga flexível. Todas as estratégias citadas estão ilustradas na [Figura 2](#) e serão explicadas nesta seção.

Figura 2 – Estratégias de GLD



Fonte: Adaptada de (GELLINGS, 1985)

2.1.2.1 Redução de Pico

A redução de cargas do pico, é obtida através do controle direto da carga, esse conceito será explicado em tópicos subsequentes (2.1.4.1), e pela tarifação horária. Esta estratégia visa a redução dos custos operacionais, não havendo a necessidade do uso de fontes de geração mais caras nos horários de pico.(GELLINGS, 1985)

2.1.2.2 Preenchimento de vales

O preenchimento de vales, tem como princípio o aumento do consumo fora do horário de pico. Visa aumentar o fator de carga (relação entre demanda média e máxima) e diminuir os custos dos serviços, pois os custos fixos de capacidade são distribuídos sobre uma base maior de venda de energia.(GELLINGS, 1985)

2.1.2.3 Deslocamento da carga

Esta estratégia incentiva os consumidores a deslocarem o consumo de energia elétrica do horário de pico para os horários fora de pico. Com isso, essa estratégia combina os efeitos do preenchimento de vales (2.1.2.2) e da redução de pico (2.1.2.1)(GELLINGS, 1985).

Este incentivo pode ser feito através de uma mudança tarifária no modelo *ToU*, onde pode-se atribuir um custo de energia maior no período de pico, impulsionando assim a transferência de cargas para os períodos fora de pico onde as tarifas são menores, como por exemplo a tarifa branca.

2.1.2.4 Conservação Estratégica

A conservação estratégica é um tipo de estratégia onde, programas são iniciados pelas concessionárias a fim de reduzir o consumo de energia e não só no horário de pico, incentivando o uso eficiente de energia elétrica, com isso, pode-se reduzir o custo com energia e postergar a criação de outras unidades geradoras.(GELLINGS, 1985) Conforme ilustrado na Figura 2, toda a curva da demanda é alterada e não só o pico como na redução de pico (2.1.2.1).

2.1.2.5 Crescimento Estratégico

O crescimento estratégico, é o crescimento da carga estimulada pelas concessionárias de energia elétrica, com isso o custo médio fixo dos serviços são reduzidos.(GELLINGS, 1985) Assim como na conservação estratégica (2.1.2.4), toda a curva é alterada e não só em períodos fora do pico como é proposto no preenchimento de vales 2.1.2.2, conforme ilustrado na Figura 2.

2.1.2.6 Curva de carga flexível

O conceito da curva de carga flexível esta relacionado à confiabilidade. A curva poderá ser flexível se forem dadas aos consumidores opções de qualidade do serviço e preço variados. (GELLINGS, 1985)

2.1.3 Impactos do GLD na sociedade

Segundo Camargo (1996) os programas GLD geralmente afetam o uso da demanda (kW) e de energia (kWh) dos consumidores por meio de três mecanismos: promovendo alterações nas instalações e nos aparelhos de energia elétrica, alterando o modo de uso dos aparelhos existentes, mudando os hábitos dos consumidores em relação a utilização da energia elétrica.

2.1.4 Programas

Os programas de GLD podem ser divididos em duas categorias; o GLD direto e o GLD indireto.

2.1.4.1 Controle Direto

No GLD de controle de carga direto, DLC (do inglês, *Direct Load Control*), a concessionária controla remotamente as cargas de seus clientes, podendo ligar ou desligar os aparelhos do consumidor.O DLC é baseado em um acordo facultativo entre a concessionária e o cliente, na qual o cliente que aceita participar recebe benefícios na conta de energia elétrica (STRBAC, 2008).

2.1.4.2 Controle Indireto

Este tipo de programa (Controle de carga indireto) provoca alterações na curva de demanda mediante mudanças na maneira de como e quando o consumidor utiliza a energia elétrica, esse tipo de programa pode ser uma educação, conscientização do consumidor, procurando a conservação de energia e aplicação de ações em prol da eficiência energética ou então, tarifas variáveis no tempo (ToU), incetivando os clientes a consumirem em horários fora de ponta e conseqüentemente com um custo menor (CAMARGO, 1996).

2.1.5 Barreiras

Segundo Berger e Iniewski (2015) mesmo as técnicas de precificação de energia elétrica serem vantajosas, a falta de conhecimento dos consumidores finais sobre como responder à variação dos preços e a falta de sistemas de automação residencial são as duas principais barreiras a implantação do GLD. Outras barreiras também podem ser levadas em consideração, como por exemplo: incentivos oferecidos aos consumidores para a sua adesão; o grau de severidade dos programas; as modificações no estilo de vida que podem ser ocasionadas pelo programa (CAMARGO, 1996).

2.2 Meta-Heurística

Os métodos denominados metaheurísticos são soluções que coordenam procedimentos de busca locais, de modo a criar um processo capaz de escapar de pontos mínimos dentro de uma região que não contempla todo o espaço de busca, esses pontos são chamados de mínimos locais, os métodos metaheurísticos tem como objetivo também realizar uma busca robusta no espaço de soluções de um problema (GLOVER; KOCHENBERGER, 2003). Metaheurísticas são utilizadas para encontrar uma solução para um problema que se tem poucas informações, e o método de tentativa e erro é desconsiderado devido ao espaço de busca ser grande. Porém, dada uma solução candidata ao problema, esta pode ser avaliada e seu resultado ser julgado.

As metaheurísticas podem possuir soluções únicas ou uma população, ou seja, um vetor com dimensão maior que um. Os métodos baseados em uma população partem de um conjunto de soluções iniciais, onde a população sofre um processo de evolução dentro do espaço de busca, com o objetivo de produzir melhores resultados.

O algoritmo ED classifica-se como sendo um método meta-heurístico, onde a estratégia é responsável pela geração, busca e seleção de soluções por meio de uma população. Os algoritmos evolutivos (AE) são muito utilizados na resolução de problemas na engenharia, eles são baseados na teoria de evolução e genética, dos quais se destacam os algoritmos: Evolução Diferencial (ED) e os Algoritmos Genéticos (AG). Neste trabalho foi utilizado como método de otimização o algoritmo evolutivo diferencial.

2.2.1 Evolução Diferencial

O algoritmo ED foi proposto por STORN e PRICE (1995), este algoritmo utiliza NP vetores de parâmetros com D -dimensionais $x_{i,G}$, onde $i = 1, \dots, NP$, formando a população em cada geração G . Portanto a população é composta por uma matriz com NP vetores de dimensão D .

Os AE funcionam mantendo uma população de estruturas, chamadas de indivíduos ou cromossomos que operam de forma semelhante à evolução de espécies (LINDEN, 2012). De acordo com Jong (2006), os componentes básicos de um sistema evolutivo, nos quais são baseados nos principais componentes dos sistemas evolutivos darwinianos, são:

- Uma ou mais populações de indivíduos competindo por recursos limitados;
- A noção de mudanças dinâmicas nas populações devido ao nascimento e morte de indivíduos;
- Um conceito de aptidão, que reflete a capacidade de um indivíduo para sobreviver e reproduzir;
- Um conceito de hereditariedade, ou seja, os filhos se assemelham aos pais, mas não são idênticos;

Mesmo havendo uma variedade de modelos computacionais propostos, todos eles têm em comum o conceito de simulação da evolução das espécies através de seleção, mutação e reprodução (LINDEN, 2012).

Para compreender o funcionamento do AE é necessário a compreensão de alguns componentes do sistema evolutivo (RUTKOWSKI, 2008), como:

- População de indivíduos: organismos genéticos que fazem parte do processo evolutivo, ou seja, as soluções candidatas, também chamadas de cromossomos;
- *Fitness*: é uma função matemática responsável por atribuir um valor de avaliação a cada solução;
- Seleção: é um processo tem por objetivo selecionar os indivíduos mais aptos com base em algum critério de parada;
- Mutação: é uma modificação do material genético, alterando a característica existente dos indivíduos, aumentando a diversidade da população e evitando que o algoritmo convirja prematuramente, ficando preso a mínimos locais;
- Cruzamento ou *crossover*: método de reprodução que consiste na transferência de material genético dos ancestrais aos sucessores

2.2.1.1 Inicialização

O ED é iniciado criando-se a primeira população, que corresponde a um conjunto de soluções obtidas aleatoriamente a partir de um espaço de busca limitado (PRICE; STORN; LAMPINEN, 2006). O espaço de busca é limitado pelas restrições, essa população também pode ser gerada por meio de uma heurística, relacionada a características do problema, pode-se

chegar a soluções melhores e mais rápidas quando é utilizado algum método heurístico para a geração da população inicial, por outro lado, pode ocorrer a convergência precocemente, ficando preso em pontos de mínimos/máximos locais (SOARES, 2006; REEVES, 1995).

Após este passo os indivíduos da população são avaliados com base na função *fitness* ou Função Objetivo (FO), essa avaliação é uma quantificação da sua qualidade como solução do problema em questão, ou seja, sua aptidão. A partir desta avaliação, são aplicados os operadores genéticos (LOPES; RODRIGUES; STEINER, 2013; LINDEN, 2012).

O algoritmo diferencial evolutivo necessita de dois operadores: o fator escalar F , que esta relacionado com o processo de mutação, e o operador C_r , que é uma taxa ligada ao processo de cruzamento ou *crossover* (SANCHES, 2016).

2.2.1.2 Mutação

O processo de mutação seleciona indivíduos da população inicial, e aplica mudanças nesse indivíduos. Este processo reintroduz diversidade genética de volta a população e auxilia o algoritmo a fugir dos mínimos e máximos locais (KONAK; COIT; SMITH, 2006). Esta etapa proposta por STORN e PRICE (1995) é realizada adicionando a um vetor aleatoriamente selecionado ($x_{r1,g}$) a diferença entre outros dois vetores ($x_{r3,g}$ e $x_{r2,g}$) multiplicado por um fator escalar F , conforme a Equação (1).

$$v_{i,g+1} = x_{r1,g} + F \times |x_{r2,g} - x_{r3,g}| \quad (1)$$

Onde $v_{i,g+1}$, é o elemento i da população mutada ($G+1$). Os índices $r1,g$, $r2,g$ e $r3,g$ são mutuamente distintos e diferentes do índice i dos cromossomos da população (G) antes de ocorrer o processo de mutação. O fator escalar F é responsável por multiplicar o vetor diferença ($x_{r2,g} - x_{r3,g}$) que será utilizado para causar a perturbação, atribui-se a ele valores entre 0 e 1, na qual é diretamente proporcional a perturbação que gera na população. Após o processo de mutação, ocorre a etapa do cruzamento.

2.2.1.3 Crossover

No processo de cruzamento ou *crossover*, o operador genético é responsável por realizar o cruzamento entre os ancestrais para que assim seja possível gerar o seus sucessores, esse processo também colabora para que a solução fuja dos mínimos e máximos locais (KONAK; COIT; SMITH, 2006).

O processo de cruzamento ocorre entre o vetor mutante ($v_{i,g+1}$) e o vetor $x_{i,g}$, onde ocorre uma comparação entre a taxa de cruzamento $C_r \in (0,1)$ e um vetor aleatório também entre 0 e 1, de modo que quanto menor o valor de C_r maior será a probabilidade de $u_{ji,G+1}$ assumir $v_{i,g+1}$, conforme a expressão abaixo:

$$u_{ji,G+1} = \begin{cases} v_{ji,G+1} & \text{se } rand(0,1) > C_r \\ x_{ji,G} & \text{se } rand(0,1) < C_r \end{cases}$$

Gerando desta forma o cromossomo cruzado $u_{ji,G+1}$, podendo ser compreendido também por meio da Figura 3. Onde o índice $j = (1, \dots, D)$ do vetor representa as variáveis do problema a ser otimizado.

Figura 3 – Funcionamento do *crossover*



Fonte: Autoria própria

2.2.1.4 Seleção

Depois do processo de mutação e cruzamento, a nova população ($u_{ji,\vec{G}+1}$) é avaliada pela função objetivo para análise do grau de aptidão, e se a resposta satisfizer o critério de parada o algoritmo é finalizado. Segundo Hicks (2004), os critérios de parada podem ser implementados através de um tempo máximo, pela diminuição da diversidade populacional ou quando uma população não melhora em relação a gerações sucessivas. Se a resposta não atender o critério de parada, o processo reinicia, até que a resposta satisfaça o critério de parada.

A seleção dos vetores que serão preservados para a próxima geração é feita utilizando o critério guloso, da seguinte forma:

$$x_{i,G+1} = \begin{cases} u_{i,G} & \text{se } f(u_{i,G}) < f(x_{i,G}) \\ x_{i,G} & \text{se } f(x_{i,G}) < f(u_{i,G}) \end{cases}$$

Portanto, compara-se o cromossomo $u_{ji,\vec{G}}$ com o cromossomo $x_{ji,\vec{G}}$ e seleciona-se aquele que apresentar melhor aptidão para a próxima geração, ou seja, seleciona o vetor que apresenta o menor valor de *fitness*, pois o presente trabalho busca a minimização.

3 METODOLOGIA

Neste capítulo serão apresentados os procedimentos e ferramentas empregadas para o desenvolvimento deste trabalho.

3.1 Modelagem do Problema

Após analisar a teoria e as técnicas do GLD, o trabalho desenvolvido busca o agendamento de cargas residenciais utilizando as técnicas de deslocamento de carga (2.1.2.3), combinando as ferramentas de redução de pico e preenchimento de vales. Com o objetivo de diminuir os custo com energia elétrica, aumentar o fator de carga, levando em consideração o conforto do usuário. Essa otimização de custo se faz possível devido a modalidade tarifária com preços diferentes em determinados períodos do dia, no presente trabalho foi adotada a tarifa branca.

Foi utilizado a Tarifa Branca como sistema ToU, os valores foram retirados da distribuidora CPFL-Paulista na plataforma da ANEEL (2020), estão apresentados na Tabela 1 e na Figura 4.

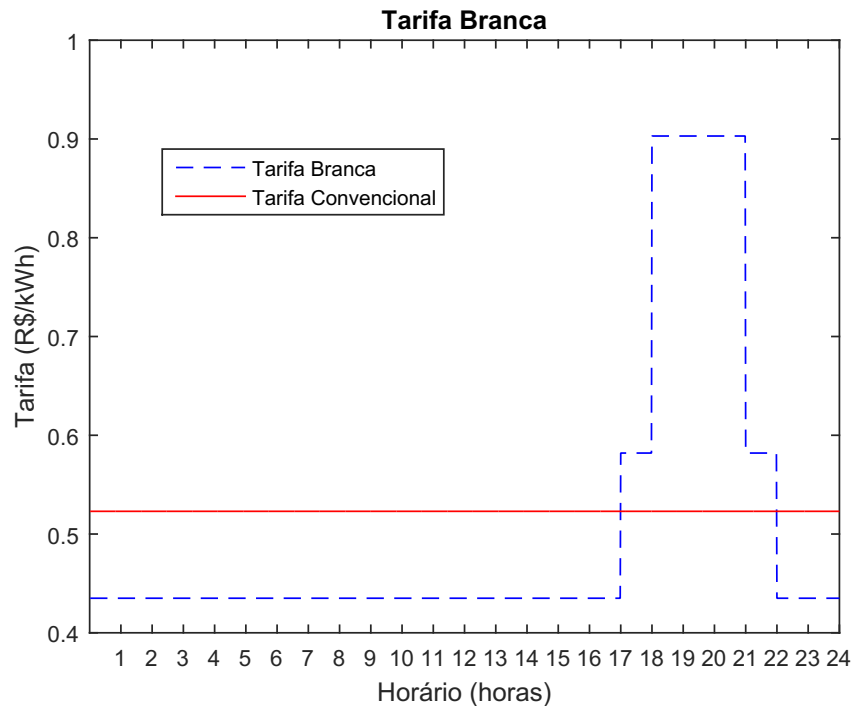
Tabela 1 – Tarifa Branca (R\$ por kWh).

Tarifa	Preço (R\$/kwh)
Fora de Ponta	0,435
Intermediária	0,582
Ponta	0,903

Fonte: (ANEEL, 2020)

Por meio da Figura 4, pode-se observar como a modalidade tarifária do sistema ToU se comporta em relação a tarifa convencional.

Figura 4 – Tarifa Branca (R\$/kWh)



Fonte: Adaptado de (ANEEL, 2020)

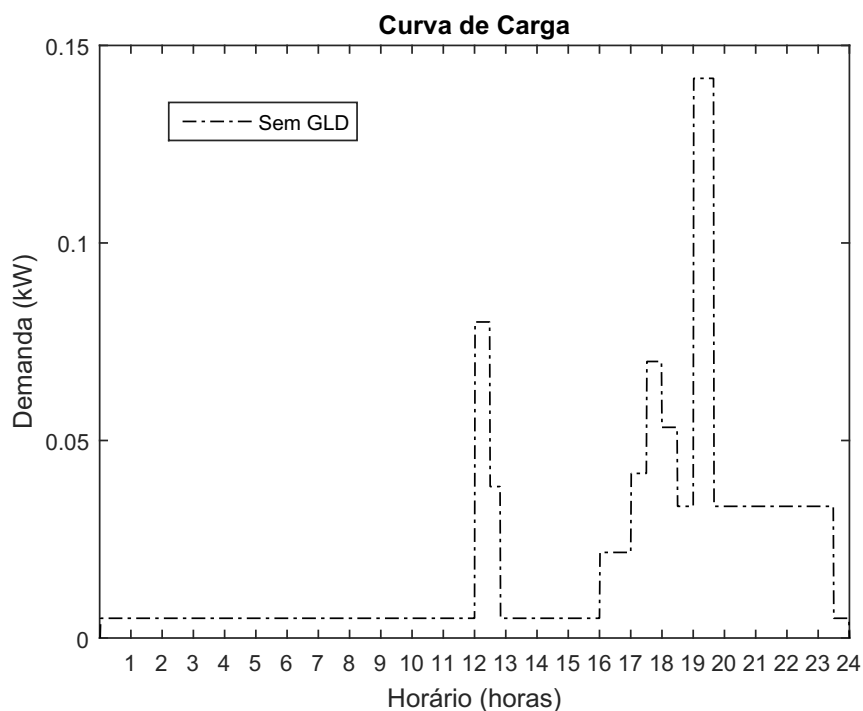
A Tabela 2 apresenta as cargas utilizadas no agendamento, com os dados de potência retirados de ENERGISA (2014), duração (min) e o horário de preferência (min) de acionamento de cada carga. Os dados foram discretizados, na qual as 24 horas de um dia foram divididos em B (1440) blocos de 1 minuto, fazendo-se possível traçar o perfil de carga desta unidade consumidora, conforme a Figura 5.

Tabela 2 – Dados da carga.

Equipamento	Potência (kW)	Horário de Preferência (min)	Duração (min)
Ar-Condicionado	1,7	1050	360
Máquina de Lavar Roupa	1	960	120
Máquina de Lavar Louça	1,2	1020	90
Refrigerador	0,3	1	1440
Fogão Elétrico	2	720	50
Fritadeira	2,5	720	30
Chuveiro Elétrico	6,5	1140	40

Fonte: Autoria Própria

Figura 5 – Curva de Carga Sem GLD



Fonte: Autoria Própria

Outra etapa essencial para a modelagem do problema é a determinação das restrições da função objetivo, onde deve-se garantir o funcionamento dos equipamentos em períodos específicos, ou seja, nem todas as cargas podem ser realocadas para quaisquer períodos e sim em períodos restritos. Portanto, foram definidos os parâmetros das restrições, como sendo o limite inferior e superior do tempo (min) em que cada carga possa ser acionada, conforme a Tabela 3.

Tabela 3 – Restrições no acionamento da carga.

Equipamento	Início da Janela (min)	Fim da Janela (min)
Ar-Condicionado	900	1080
Máquina de Lavar Roupa	420	1320
Máquina de Lavar Louça	1	1350
Refrigerador	1	1
Fogão por indução	600	840
Air Fryer (Fritadeira)	600	840
Chuveiro	1020	1380

Fonte: Autoria Própria

Portanto, afim de obedecer as restrições, as cargas devem ser acionadas dentro desta janela determinada pelo usuário.

3.1.1 Função Objetivo

A função matemática da FO é uma etapa onde deve-se modelar o problema em questão. A FO deste trabalho busca a minimização do custo de energia elétrica do consumidor, maximização do fator de carga levando em consideração o conforto do consumidor. Para que uma FO consiga contemplar esses múltiplos objetivos, deve-se utilizar uma combinação linear conforme a [Equação \(2\)](#), onde ocorre a somatória das três funções com um coeficiente para cada função na qual pode-se atribuir pesos a cada uma delas.

$$F.O = \alpha \cdot f_1 + \beta \cdot f_2 + \gamma \cdot f_3 \quad (2)$$

Os coeficientes podem assumir quaisquer valores entre [0,1]. Se atribuirmos valor unitário a determinado coeficiente, o mesmo terá o maior peso possível. Portanto, o valor assumido é diretamente proporcional a relevância dele no processo de otimização.

3.1.1.1 Função Custo

A função f_1 busca a minimização do custo devido ao consumo de energia elétrica dos equipamento em um período de 24 horas, conforme a [Equação \(3\)](#).

$$f_1 = \min \left\{ \left(\frac{1}{60} \right) \cdot \sum_{k=1}^B T_k \cdot \left(\sum_{d=1}^D \sum_{m=1}^M P_{d,m}^k \right) \right\} \quad (3)$$

A somatória $\sum_{d=1}^D$ e $\sum_{m=1}^M$ da potência P no instante k , do equipamento d no minuto m da função f_1 caracteriza o perfil de carga do consumidor. Ao multiplicarmos pela tarifa T_k obtemos o custo com energia elétrica em um período de 1440 minutos, ou seja, 24 horas. A constante $\frac{1}{60}$ é utilizada para normalizar os dados visto que os dados de T_k (kWh) são relativos a 60 minutos .

3.1.1.2 Função Fator de Carga

Segundo a [ANEEL \(2010\)](#) o fator de carga pode ser definido como sendo a razão entre a demanda média e a demanda máxima (P_{max}^m) da unidade consumidora em um mesmo período (m) de tempo. A função f_2 busca o achatamento da curva de carga, utilizando a ferramenta de redução de pico (2.1.2.1) do GLD. Portanto, a função f_2 busca a maximização do fator de carga, que é um valor adimensional entre 0 e 1, porém para que ela fosse implementada em combinação com as funções f_1 e f_3 foi necessário subtrai-lá de uma constante unitária afim de que ela também fosse minimizada, desta maneira quanto maior for o fator de carga menor será o valor da função f_2 , conforme a [Equação \(4\)](#).

$$f_2 = \min \left\{ 1 - \frac{\sum_{d=1}^D \sum_{m=1}^M P_{d,m}}{M \cdot P_{max}^m} \right\} \quad (4)$$

As somatórias $\sum_{d=1}^D$ e $\sum_{m=1}^M$ são utilizadas para somar as potências (P) de todos os minutos (M) de todas as cargas (D) e ao dividirmos por M , ou seja, por todos os minutos obtem-se a potência média por minuto. Para calcular o fator de carga conforme ANEEL (2010) devemos dividir este valor pela potência máxima.

3.1.1.3 Função Conforto

A função f_3 busca a maximização do conforto, ou seja, quanto menor for a diferença entre o horário agendado de acionamento T_a e o horário de preferência T_p de cada carga d , menor será o valor da função f_3 , conforme a Equação (5).

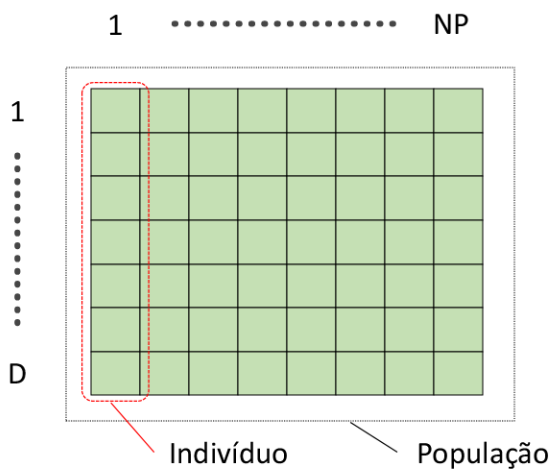
$$f_3 = \min \left\{ \sum_{d=1}^D \frac{\sqrt{(T_p^d - T_a^d)^2}}{T_a^d} \right\} \quad (5)$$

Após a formulação da FO, deve-se implementar o algoritmo, determinar os operadores genéticos, para que sejam capazes de otimizar a curva de carga do consumidor, cumprindo os objetivos implementados na FO, respeitando as restrições.

3.1.2 Aplicação do Algoritmo ED

A população inicial é formada por NP vetores com dimensão D , de valores aleatórios do horário de acionamento de cada carga, porém o espaço de busca é delimitado pelas restrições (Tabela 3). Onde NP é o número de indivíduos da população e D é a dimensão do nosso problema, ou seja, número de equipamentos. A Figura 6 representa a formação da população, descrita anteriormente.

Figura 6 – População ($NP \times D$)

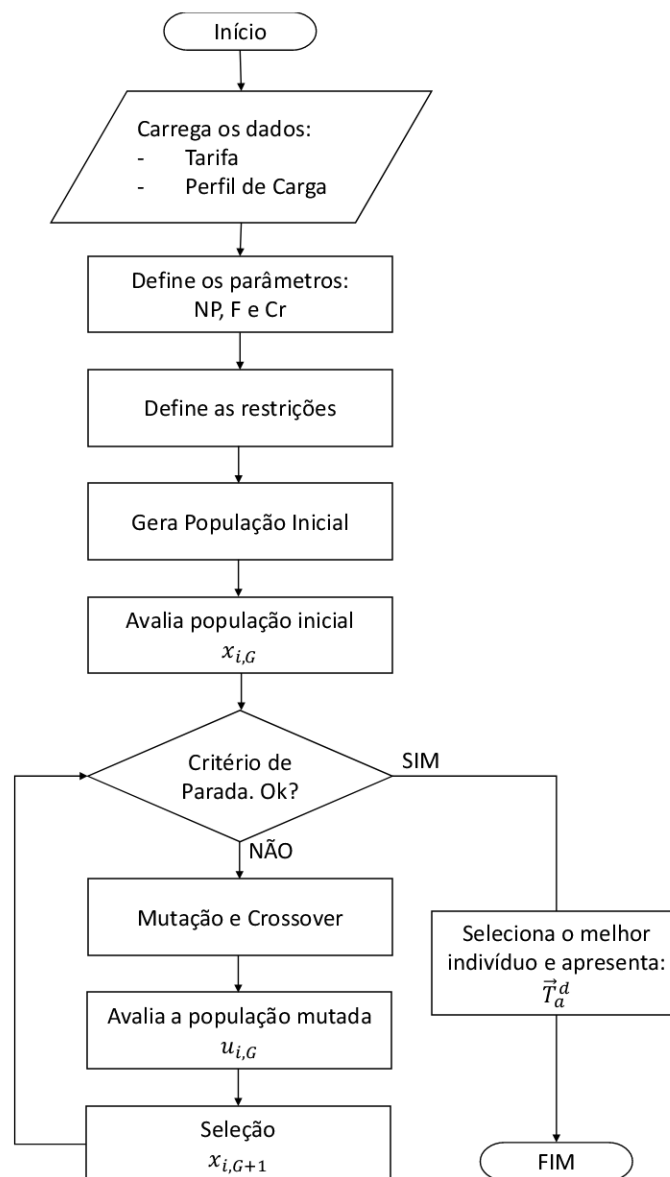


Fonte: Autoria Própria

A partir da população inicial, deve-se avaliá-la em relação ao valor de sua função *fitness*, se este valor não satisfizer o critério de parada a população sofre o processo de mutação e *crossover*, afim de obter novos parâmetros com o objetivo de minimizar o valor da função objetivo. O fator F escolhido no processo de mutação foi igual a 0.5, afim de causar perturbação na população, e a taxa de cruzamento que é o operador que estipula a probabilidade de selecionar um gene do cromossomo mutado ou não, utilizou-se $C_r = 0.5$. O algoritmo ED parará ao atingir 10 iterações, ou seja, o critério de parada utilizado foi o número de iterações.

A Figura 7 apresenta a metodologia da aplicação do algoritmo ED para a minimização da função objetivo, realizando o agendamento de carga pelo lado da demanda.

Figura 7 – Fluxograma da metodologia



Deste modo o melhor indivíduo da população nos apresenta o melhor agendamento, ou seja, o melhor momento (minutos) em que cada carga deve ser acionada, conforme a [Figura 8](#).

Figura 8 – Indivíduo (vetor) solução



Fonte: Autorial Própria

Por fim, os resultados obtidos através do algoritmo implementado foram tratados para que assim, fosse possível analisar os resultados e estimar uma curva de carga com o agendamento final proposto ao consumidor.

4 ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Neste capítulo serão apresentados as análises e os resultados obtidos na aplicação do algoritmo ED no agendamento de cargas elétrica. Alcançados por meio do horário de acionamento agendado (T_a^d) de cada carga d , pode-se aplicar este cromossomo/indivíduo na função objetivo e obter os resultados. Foi proposto alguns cenários alterando os coeficientes α , β e γ da $F.O$ afim de simular o comportamento de usuários que buscam objetivos diferentes. A [Tabela 4](#) apresenta os parâmetros utilizados nas simulações.

Tabela 4 – Parâmetros do Algoritmo ED.

Parâmetro	Valor
NP	70
F	0,5
C_r	0,5

Fonte: Autoria Própria

4.1 Cenário 1

Em um primeiro cenário adotou-se $\alpha = 1$, $\beta = 0$ e $\gamma = 0$, desta forma a função f_1 que modela a minimização do custo com energia elétrica representa toda a $F.O$, visto que as funções f_2 e f_3 não são consideradas neste cenário pois $\beta = \gamma = 0$.

Através da [Tabela 5](#) pode-se observar que o custo (R\$) com energia do sistema com o gerenciamento de carga teve uma redução de 14,43% em relação ao sistema sem GLD, e o fator de carga teve um aumento de 25,21% mesmo não sendo um objetivo deste cenário, porém este resultado foi obtido devido ao deslocamento das cargas.

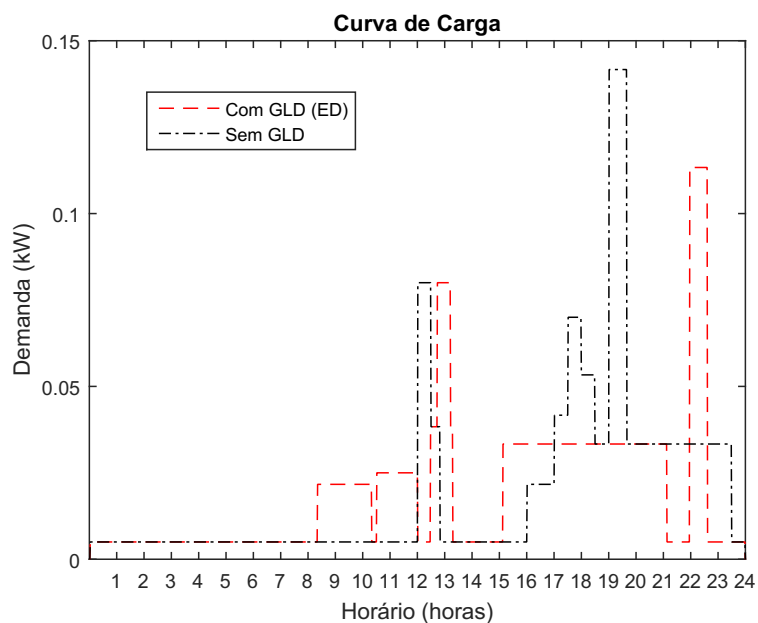
Tabela 5 – Resultados do Cenário 1.

Parâmetro	Sem GLD	Com GLD	Diferença Percentual (%)
Custo (f_1)	18,1088	15,4956	-14,43%
Fator de Carga	0,1381	0,1760	25,21%

Fonte: Autoria Própria

A [Figura 9](#) mostra a curva de carga do sistema sem GLD e com GLD, pode-se perceber que o algoritmo deslocou as cargas, respeitando as restrições, retirando as cargas dos horários de pico da tarifa branca ([Figura 4](#)).

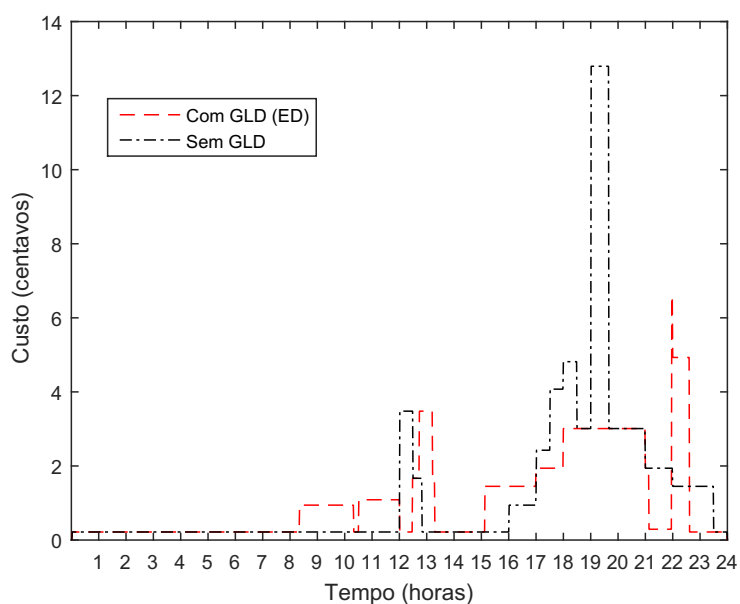
Figura 9 – Curva de carga do cenário 1



Fonte: Autoria Própria

Por meio da [Figura 10](#) conseguimos identificar que ao deslocar o pico de demanda para um período fora do horário de ponta, o resultado com relação ao custo é expressivo e a diferença entre o pico de demanda no sistema sem GLD sujeito a tarifa branca em comparação com o sistema com agendamento é ainda mais perceptível.

Figura 10 – Custo por minuto do cenário 1



Fonte: Autoria Própria

4.2 Cenário 2

No cenário 2 adotou-se $\alpha = 0$, $\beta = 1$ e $\gamma = 0$, de forma que a busca maximização do fator de carga, ou seja, a minimização da função f_2 .

A Tabela 6 nos mostra que ao contrário do que ocorre no cenário 1 (4.1), o fator de carga apresenta um aumento de 25,84% em relação ao sistema sem agendamento. Além do ganho com o maximização do fator de carga, houve também uma redução de 9,16% no custo com energia elétrica mesmo não sendo o objetivo do cenário 2 ($\alpha = 0$), isto ocorreu devido ao deslocamento das cargas.

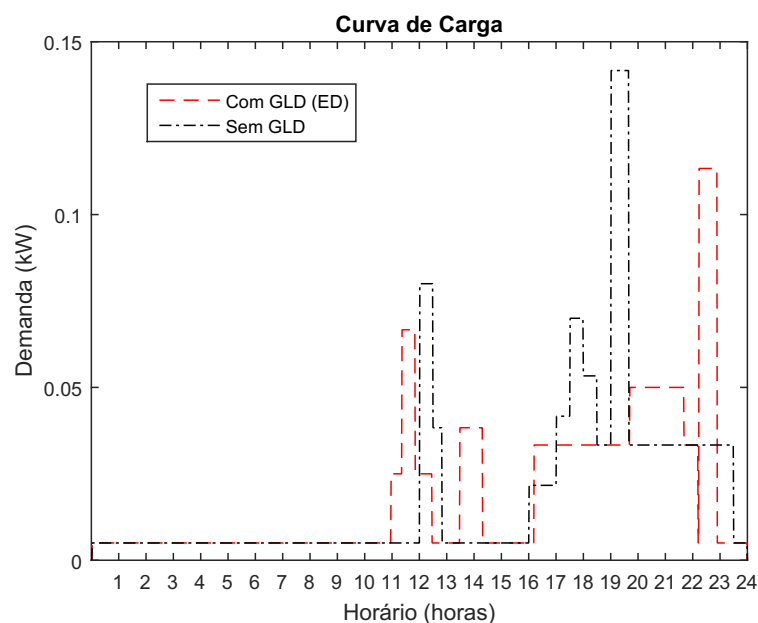
Tabela 6 – Resultados do Cenário 2.

Parâmetro	Sem GLD	Com GLD	Diferença Percentual (%)
Custo (f_1)	18,1088	16,4508	-9,16%
Fator de Carga	0,1381	0,1736	25,84%

Fonte: Autoria Própria

A Figura 11 mostra a curva de carga do sistema sem GLD e com GLD, pode-se perceber que o algoritmo reduziu o pico de demanda por meio das ferramentas de deslocamento de carga e redução de pico do GLD.

Figura 11 – Curva de carga do cenário 2



Fonte: Autoria Própria

Percebe-se que embora tenha ocorrido redução com relação ao custo com energia elétrica, esta redução é menor da que a que ocorre no cenário 1, onde $\alpha = 1$.

4.3 Cenário 3

Um outro cenário abordado buscou-se a maximização do nível de conforto, onde quanto mais próximo o horário agendado do horário preferível, sem GLD, menor será o valor da função f_3 , e para isso adotou-se $\alpha = 0, \beta = 0$ e $\gamma = 1$. A Tabela 7 mostra que os resultados em relação ao custo e ao fator de carga apresentaram resultados com menor eficiência que até mesmo o sistema sem gerenciamento, isso ocorre devido a escolha dos coeficientes, ou seja, a priorização do conforto.

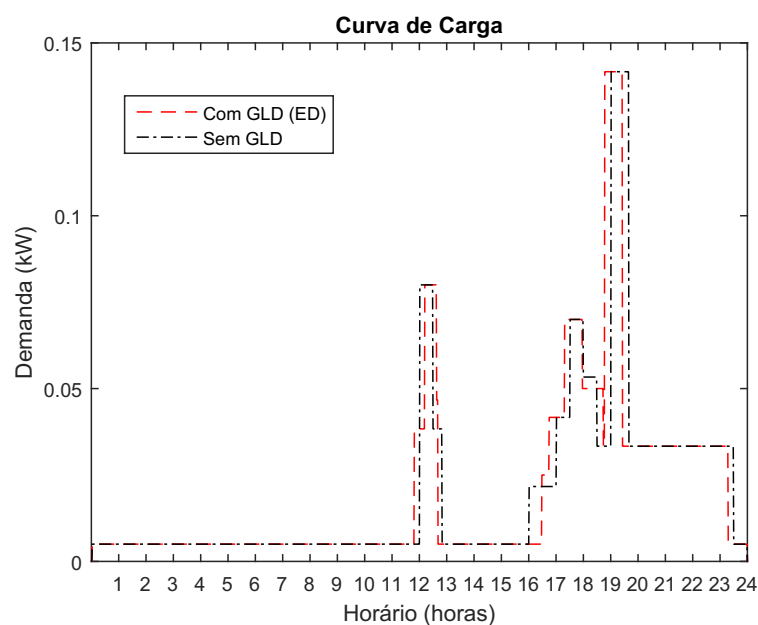
Tabela 7 – Resultados do Cenário 3.

Parâmetro	Sem GLD	Com GLD	Diferença Percentual (%)
Custo (f_1)	18,1088	18,2182	0,6%
Fator de Carga	0,1381	0,1381	0,0%

Fonte: Autoria Própria

Ao observarmos a Figura 12, vemos que a curva de carga se demonstrou muito semelhante ao sistema sem GLD, isso se ocorre pois a função f_3 busca a aproximação do horário agendado com o horário preferível.

Figura 12 – Curva de carga do cenário 3



Fonte: Autoria Própria

A diferença do nível de conforto em relação aos demais cenários simulados, poderá ser observado na Tabela 10.

4.4 Cenário 4

No cenário 4 adotou-se $\alpha = 1$, $\beta = 1$ e $\gamma = 1$, afim de considerar os múltiplos objetivos.

Por meio da Tabela 8, pode-se observar que houve uma redução semelhante ao cenário 1, porém tivemos um aumento do fator de carga de apenas 0,1%.

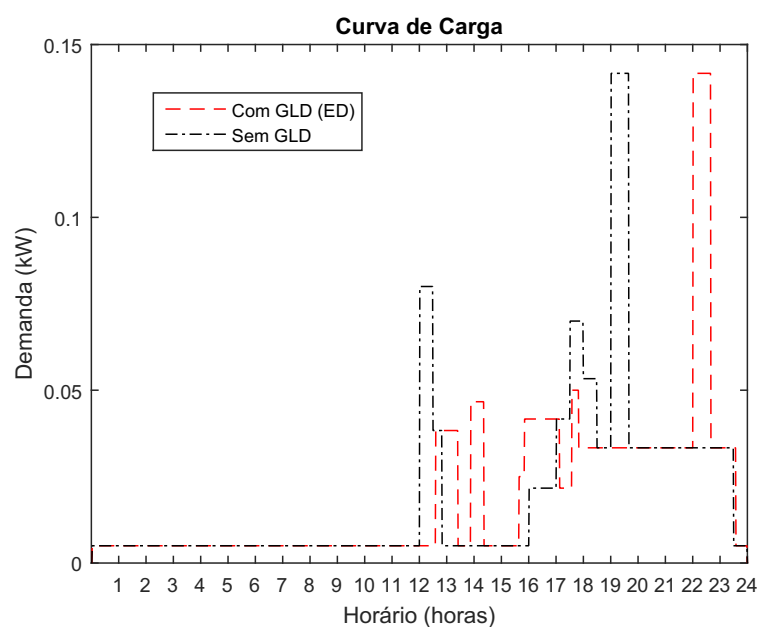
Tabela 8 – Resultados do Cenário 4.

Parâmetro	Sem GLD	Com GLD	Diferença Percentual (%)
Custo (f_1)	18,1088	15,6719	-13,46%
Fator de Carga	0,1381	0,1383	0,10%

Fonte: Autoria Própria

O algoritmo propôs um agendamento onde ocorre o deslocamento das cargas, afim de reduzir o custo da mesma maneira que ocorre no cenário 1 (Figura 9), porém considerando o conforto de maneira que a curva agendada se apresenta com característica mais semelhante da curva de carga sem GLD em relação ao agendamento do cenário 1, conforme a Figura 13. Ao considerar o conforto do usuário o fator de demanda não sofre aumento significante.

Figura 13 – Curva de carga do cenário 4



Fonte: Autoria Própria

4.5 Cenário 5

Afim de simular um cenário em que os multiobjetivos tivessem a mesma amplitude de forma em que eles representassem a mesma relevância na composição da $F.O$. Para determinar

os valores de α , β e γ foi utilizado os resultados de f_1, f_2 , e f_3 do cenário 4, onde $\alpha = \beta = \gamma = 1$, aplicou-se coeficientes para que os valores de f_1, f_2 , e f_3 do cenário 4 fossem iguais. Desta forma adotou-se os seguintes valores para os coeficientes: $\alpha = 0,0268, \beta = 0,4869$ e $\gamma = 1$, com isso os valores dos multiobjetivos possuem amplitudes semelhantes.

Por meio da Tabela 9, pode-se observar que houve uma redução em relação ao custo com energia elétrica, porém menos significativa que a obtida no cenário 4, e o fator de carga obteve pior desempenho em relação ao sistema sem GLD.

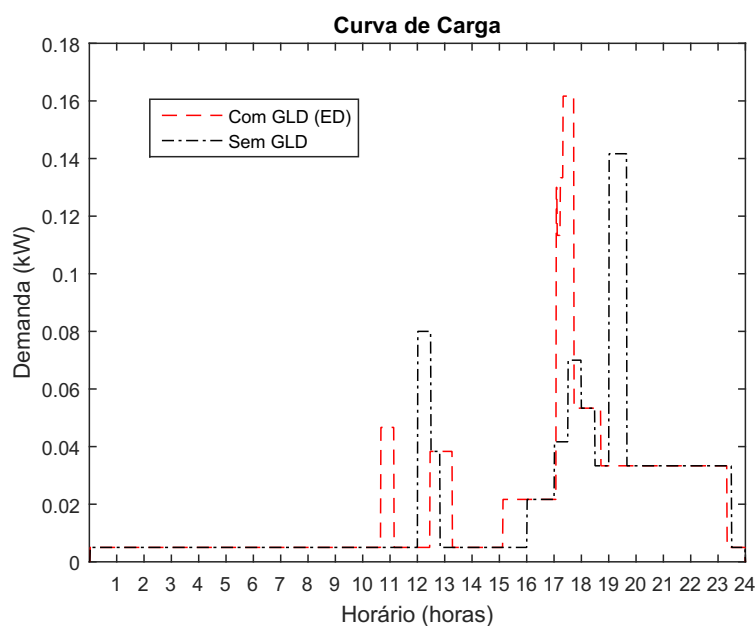
Tabela 9 – Resultados do Cenário 5.

Parâmetro	Sem GLD	Com GLD	Diferença Percentual (%)
Custo (f_1)	18,1088	16,7643	-7,42%
Fator de Carga	0,1381	0,1212	-12,28%

Fonte: Autoria Própria

A curva de carga do cenário 5 (Figura 14) justifica os resultados apresentados na Tabela 9.

Figura 14 – Curva de carga do cenário 5



Fonte: Autoria Própria

Esse resultado se deve ao fato de que o cenário 5 obteve melhor desempenho com relação ao seu nível de conforto, onde o valor da função f_3 é menor conforme a Tabela 10, ou seja, a curva agenda tem perfil semelhante a curva de carga sem GLD. Caracterizando uma relação de perde-e-ganha, na qual se deve abrir mão por exemplo da maximização do fator de carga em prol da minimização de f_3 .

Tabela 10 – Resultados dos cenários com e sem GLD.

Parâmetros	Sem GLD	Cenário 1	Cenário 2	Cenário 3	Cenário 4	Cenário 5
α	-	1	0	0	1	0,0268
β	-	0	1	0	1	0,4869
γ	-	0	0	1	1	1
f_1	18,1088	15,4957	16,4509	18,2365	15,6719	16,7643
f_2	0,8618	0,8270	0,8261	0,8618	0,8617	0,8788
f_3	0,0000	1,9235	1,1310	0,1322	0,4196	0,3573

Fonte: Autoria Própria

Através da [Tabela 10](#) conseguimos observar o modo em que cada cenário se comporta, de acordo com os valores dos coeficiente α , β e γ .

5 CONCLUSÃO

Neste trabalho foi estudado o gerenciamento de cargas pelo lado do consumidor realizando o agendamento de cargas elétricas. O objetivo foi minimizar o custo com energia elétrica, maximizar o fator de carga levando em consideração o nível de conforto do usuário. O agendamento dos equipamentos sujeitos a tarifa branca permite alcançar soluções onde ocorre a redução do custo.

O trabalho propôs uma metodologia de GLD, utilizando métodos meta-heurísticos por meio do algoritmo de evolução diferencial com uma função objetivo com múltiplos objetivos, na qual elas buscam a minimização do custo com energia elétrica, maximização do fator de carga e a maximização do conforto do consumidor. O consumidor consegue escolher por meio dos coeficientes α , β e γ a relevância de cada uma das funções, dando maior liberdade ao usuário em priorizar o que mais lhe convém.

Os resultados obtidos demonstram que o algoritmo foi capaz de reduzir o custo com energia elétrica devido ao deslocamento das cargas, aumentar o fator de carga reduzindo o pico de demanda. Buscando a minimização da $F.O$, respeitando as restrições do problema, através do agendamento do momento de acionamento de cada carga. Os resultados mostraram que o algoritmo proposto traz ganhos para os consumidores e também para as concessionárias, utilizando as ferramentas propostas por [Gellings \(1985\)](#) integrada a modalidade tarifária, tarifa branca, proposta pela [ANEEL \(2017\)](#) por meio do algoritmo evolutivo diferencial proposto por [STORN e PRICE \(1995\)](#).

5.1 Sugestões para trabalhos futuros

São proposta de continuidade deste trabalho:

- Utilizar cargas indústrias, afim de aplicar outras modalidades tarifárias como a modalidade tarifária azul e a modalidade tarifária verde;
- Utilizar outros métodos de otimização;
- Incluir a auto geração de energia, através da energia fotovoltaica;

Referências

- ANEEL. **Resolução Normativa Nº414**. [S.l.], 2010. Disponível em: <<http://www2.aneel.gov.br/cedoc/ren2010414.pdf>>. Acesso em: 4 de maio de 2020. Citado 2 vezes nas páginas 14 e 15.
- ANEEL. **Tarifa branca é nova opção para os consumidores a partir de 2018**. [S.l.], 2017. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/saladeimprensa/assetpublisher/zXQREz8EVIZ6/content/id/16049685>>. Acesso em: 15 de setembro de 2018. Citado 2 vezes nas páginas 2 e 25.
- ANEEL. **Tarifa branca**. [S.l.], 2020. Disponível em: <<https://www.aneel.gov.br/tarifa-branca>>. Acesso em: 4 de maio de 2020. Citado 2 vezes nas páginas 11 e 12.
- BERGER, L.; INIEWSKI, K. **Redes Elétricas Inteligentes - Aplicações, Comunic**. [S.l.]: LTC, 2015. ISBN 9788521630081. Citado na página 7.
- CAMARGO, C. d. B. **Gerenciamento pelo lado da demanda: Metodologia para identificação do potencial de conservação de energia elétrica de consumidores residenciais**. Dissertação (Tese de Doutorado) — UFSC, 1996. Citado 2 vezes nas páginas 6 e 7.
- CHIA, I.; CORREIA, V. **Interface de gestão ativa de consumo de energia elétrica para smart grid**. [S.l.], 2011. 59 p. Citado na página 4.
- CHUANG, A.; GELLINGS, C. Demand-side integration for customer choice through variable service subscription. In: **2009 IEEE Power Energy Society General Meeting**. [S.l.: s.n.], 2009. p. 1–7. ISSN 1932-5517. Citado na página 2.
- ENERGISA. **Potência Média de Equipamentos Residenciais**. [S.l.], 2014. Disponível em: <<https://www.energisa.com.br/Paginas/informacoes/dicas/norma/Dados.pdf>>. Acesso em: 5 de maio de 2020. Citado na página 12.
- EPE. **Demanda de Energia**: Estudos da demanda de energia. [S.l.], 2016. 211 p. Disponível em: <<http://epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-227/topico-202/DEA13-15DemandadeEnergia2050.pdf>>. Acesso em: 1 de outubro de 2018. Citado na página 1.
- GELLINGS, C. W. The concept of demand-side management for electric utilities. **Proceedings of the IEEE**, v. 73, n. 10, p. 1468–1470, Oct 1985. ISSN 0018-9219. Citado 5 vezes nas páginas 1, 4, 5, 6 e 25.
- GLOVER, F.; KOCHENBERGER, G. **Handbook of Metaheuristics**. 1. ed. [S.l.]: Springer US, 2003. Citado na página 7.
- HAUPT, R. L.; HAUPT, S. E. **Practical Genetic Algorithms**. [S.l.], 2004. Citado na página 2.
- HICKS, C. A genetic algorithm tool for designing manufacturing facilities in the capital goods industry. v. 90, p. 199–211, 07 2004. Citado na página 10.
- JONG, K. A. D. **Evolucionaary computation: a unifie approach**. [S.l.]: Cambridge,MA:MIT press, 2006. Citado na página 8.

- KONAK, A.; COIT, D. W.; SMITH, A. E. Multi-objective optimization using genetic algorithms: A tutorial. **Reliability Engineering & System Safety**, v. 91, n. 9, p. 992 – 1007, 2006. ISSN 0951-8320. Special Issue - Genetic Algorithms and Reliability. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0951832005002012>>. Citado na página 9.
- LINDEN, R. **Algoritmos Genéticos**. 3. ed. Rio de Janeiro: Editora Ciência Moderna Ltda., 2012. ISBN 978-85-399-0195-1. Citado 2 vezes nas páginas 8 e 9.
- LOPES, H. S.; RODRIGUES, L. C. de A.; STEINER, M. T. A. (Ed.). **Meta-Heurísticas em Pesquisa Operacional**. 1. ed. Curitiba, PR: Omnipax, 2013. ISBN 978-85-64619-10-4. Citado na página 9.
- NIST. **Report to NIST on the Smart Grid Interoperability Standards Roadmap**. [S.l.], 2009. 291 p. Disponível em: <<https://www.nist.gov/sites/default/files/documents/smartgrid/InterimSmartGridRoadmapNISTRestructure.pdf>>. Acesso em: 28 de setembro de 2018. Citado na página 2.
- PRICE, K.; STORN, R.; LAMPINEN, J. **Differential Evolution: A Practical Approach to Global Optimization**. [S.l.]: Springer Science and Business Media, 2006. Citado na página 8.
- REEVES, C. **Modern Heuristic Techniques for Combinatorial Problems**. New York, USA: McGraw-Hill, 1995. Citado na página 9.
- RUTKOWSKI, L. **Computational intelligence: methods and techniques**. [S.l.]: Springer Science and Business Media, 2008. Citado na página 8.
- SAEBI, J.; JAVIDI, M. H. Implementation of demand response in different control strategies of smart grids. In: **Iranian Conference on Smart Grids**. [S.l.: s.n.], 2012. p. 1–4. Citado na página 1.
- SANCHES, D. **Algoritmos evolutivos multi-objetivo para reconfiguração de redes em sistemas de distribuição de energia elétrica**. Dissertação (Tese de Doutorado) — USP, 2016. Citado na página 9.
- SOARES, M. M. **Análise do Uso de Algoritmos Genéticos na Otimização do Planejamento Mestre da Produção**. Dissertação (Tese de mestrado) — PUC-PR, 2006. Citado na página 9.
- STORN, R.; PRICE, K. **Differential Evolution: A Simple and Efficient Adaptive Scheme for Global Optimization Over Continuous Space**. [S.l.]: ICSI, 1995. Citado 3 vezes nas páginas 8, 9 e 25.
- STRBAC, G. Demand side management:: Benefits and challenges. **Energy Policy**., 2008. Citado na página 6.