

UM MODELO DE OTIMIZAÇÃO MULTI-OBJETIVO DE DEMAND RESPONSE PARA PROGRAMAÇÃO DE CARGA RESIDENCIAL

Igor Rafael S. Silva, Ricardo A. L. Rabêlo

Departamento de Computação

Universidade Federal do Piauí (UFPI) – Teresina – PI – Brasil

yggor14rafa@hotmail.com, ricardoalr@ufpi.edu.br

Jaclason M. Veras, Plácido R. Pinheiro

Programa de Pós-Graduação em Informática Aplicada

Universidade de Fortaleza (UNIFOR) – Fortaleza, CE – Brasil

{jaclason, placidrp}@gmail.com

Resumo – Este trabalho apresenta um modelo de otimização multi-objetivo para a *Demand Response (DR)* residencial baseando-se no preço da energia elétrica em tempo real (RTP), a fim de minimizar tanto o custo associado ao consumo de eletricidade quanto o nível de inconveniência (insatisfação/desconforto) dos consumidores finais. O modelo proposto foi formalizado como um problema de programação não-linear sujeito a um conjunto de restrições associadas ao consumo de energia de elétrica e aos aspectos operacionais relacionados às diferentes categorias de aparelhos elétricos. O problema de DR mostrado neste trabalho, foi solucionado computacionalmente por meio do *Non-Dominated Sorted Genetic Algorithm II (NSGA-II)* com o intuito de determinar a nova programação de operação dos aparelhos residenciais para qualquer horizonte de tempo. Os resultados numéricos mostram uma redução no custo associado ao consumo de eletricidade e também, no nível de inconveniência (insatisfação/desconforto) dos consumidores finais. Além disso, os resultados alcançados com o NSGA-II usando o modelo proposto permite ao consumidor tomar uma decisão sobre a redução do custo exigido, de forma a buscar adequação à quantidade de inconveniência tolerada pelo consumidor.

Palavras-chave – Gerenciamento de carga, modelo não-linear, redes inteligentes, resposta à demanda, otimização multi-objetivo e NSGA-II.

Abstract – This paper presents a multi-objective optimization model for residential demand Response based on the price of real-time electricity (RTP) in order to minimize both the cost associated with electricity consumption and the level of inconvenience (dissatisfaction/discomfort) of the final consumers. The proposed model was formalized as a nonlinear programming problem subject to a set of constraints associated with electrical energy consumption and the operational aspects related to the different categories of electrical appliances. The DR problem shown in this work was solved computationally by means of the Non-Dominated Sorted Genetic Algorithm II (NSGA-II) in order to determine the new operation schedule of the residential apparatus for any time horizon. The numerical results show a reduction in the cost associated with the consumption of electricity and also in the level of inconvenience (dissatisfaction/discomfort) of the final consumers. In addition, the results achieved with the NSGA-II using the proposed model allow the consumer to make a decision on the reduction of the required cost, in order to seek adequacy to the amount of inconvenience tolerated by the consumer.

Keywords – Load management, nonlinear model, smart grid, demand response, multi-objective optimization and NSGA-II.

1 INTRODUÇÃO

As redes inteligentes ou *smart grids (SGs)* foram idealizadas com o intuito de fornecer eletricidade de forma inteligente e controlada por meio de um sistema de comunicação bidirecional de fluxos de eletricidade e de informações que permite criar uma rede de distribuição automatizada e amplamente distribuída. Assim, a SG incorpora a rede de eletricidade os benefícios das tecnologias de comunicações e informações (TIC's) a fim de fornecer dados tanto para o consumidor como o preço da energia elétrica em tempo real como para a concessionária de energia por exemplo, o consumo energético de cada residência [1]. Assim, a SG permite inúmeras vantagens como por exemplo, melhorar a confiabilidade e a qualidade do sistema elétrico de potência (SEP) e também, reduzir os custos associados ao consumo energético [2].

Neste sentido, um componente fundamental da SG é a possibilidade da participação ativa dos consumidores no gerenciamento da energia elétrica no SEP [3]. Assim, essa participação é feita por meio da *Demand Response (DR)* que permite estimular os consumidores finais a modificarem seu consumo energético em resposta às mudanças ocorridas no preço da eletricidade ao longo do tempo e, também, durante horários de picos do sistema. Logo, a DR permite que as concessionárias de energia elétrica ofereçam incentivos (descontos ou créditos na conta de energia) destinados a impulsionar a redução do consumo energético em horários que os preços de mercados estão elevados ou quando a confiabilidade da rede é comprometida com a sobrecarga do

sistema. Dessa maneira, o aumento excessivo da demanda de energia elétrica fez o uso da DR tornar-se importante visando equilibrar a oferta e a demanda de eletricidade a fim de evitar sobrecarga no SEP [1, 2, 4].

No entanto, os autores em [5] afirmam que, a DR é um programa que tem tido sucesso com os consumidores comerciais e industriais devido à capacidade de reduzir significativamente o custo associado ao consumo de energia elétrica. Contudo, um dos empecilhos para a inserção da DR no âmbito residencial, é a necessidade de uma intervenção manual por parte do consumidor no processo de determinação do uso dos aparelhos residenciais. Por esse motivo, pela falta de tempo, de conhecimento e do consumidor não querer participar ativamente dos programas ligados ao SEP, a implantação da DR fica afetada no cenário residencial. Diante disso, é proposto neste trabalho um modelo de otimização multi-objetivo de DR para gerenciar o uso dos aparelhos elétricos com o intuito de minimizar o custo associado ao consumo de eletricidade e também, minimizar o nível de inconveniência (insatisfação/desconforto) dos consumidores finais diante da programação de uso otimizado dos aparelhos residenciais. Além disso, o modelo proposto visa com as modificações nos padrões de consumo energético melhorar a confiabilidade e a eficiência do SEP.

Neste sentido, a proposta apresentada neste artigo foi formulada como um problema de programação não-linear que considera as diversas restrições associadas ao consumo energético (limites inferior e superior da carga para cada intervalo de tempo, limites de rampa, consumo mínimo relacionado ao horizonte de tempo) e os aspectos vinculados a satisfação/conforto dos consumidores finais (restrições operacionais das categorias de aparelhos residenciais). Nas simulações computacionais, devido a sua eficiência com problemas de natureza combinatória [6], foi utilizado o *Non-Dominated Sorted Genetic Algorithm* (NSGA-II) para solucionar o problema multi-objetivo descrito neste trabalho.

As contribuições relacionadas ao uso do modelo proposto incluem: a) a determinação de uma programação otimizada para operar diferentes categorias de aparelhos residenciais em horizontes de tempo com tamanho variável a fim de reduzir o custo associado ao consumo energético; b) a representação de diferentes aspectos (localização geográfica, temperatura climática, preferências dos consumidores e o preço por hora da eletricidade) e suas implicações no consumo de energia elétrica das residências; c) a avaliação da inconveniência, de modo a permitir ao consumidor tomar a decisão de aderir ou não ao programa DR.

Este trabalho está disposto na seguinte forma: a Seção 2 mostra os trabalhos relacionados a pesquisa desenvolvida neste trabalho; a Seção 3 apresenta o problema, o modelo de otimização multi-objetivo e o algoritmo NSGA-II; a Seção 4 apresenta um estudo de caso que mostra o cenário de teste e a parametrização usado pelo NSGA-II; a Seção 5 apresenta os resultados numéricos obtidos na simulação que aplica o modelo multi-objetivo; e, por fim, a Seção 6 descreve as principais contribuições deste trabalho e trabalhos futuros.

2 TRABALHOS RELACIONADOS

Na perspectiva apresentada na Seção 1, várias pesquisas científicas estão sendo desenvolvidas em relação a DR envolvendo o gerenciamento de uso dos aparelhos elétricos residenciais. Assim, os autores em [7] propuseram um algoritmo que determina a configuração dos termostatos a fim de minimizar o custo da eletricidade dos consumidores finais. O problema foi formulado matematicamente como de programação dinâmica e os resultados mostram que o algoritmo permite reduzir o custo associado ao consumo de energia elétrica. No entanto, a proposta restringem-se a avaliar apenas a programação dos aparelhos térmicos sem levar consideração as outras categorias de aparelhos residenciais.

Os autores em [8] apresentaram um sistema de resposta à demanda baseado no preço em tempo real da eletricidade para residências. O objetivo da proposta é modificar o comportamento de consumo energético dos consumidores nas redes inteligentes e maximizar o conforto. A proposta foi formulada matematicamente como um problema de programação linear. Contudo, a proposta não avalia as diferentes categorias de aparelhos residenciais e o nível de satisfação/conforto dos consumidores finais.

Em [9] os autores propuseram um algoritmo para gerenciar o uso da energia elétrica no âmbito residencial com o propósito de reduzir o custo da eletricidade. A proposta apresentada no trabalho usa a programação dinâmica estocástica para agendar a operação dos aparelhos. Contudo, a proposta restringem-se a avaliar somente 07 eletrodomésticos não contemplando todas as diferentes categorias de aparelhos residenciais. Além disso, na formulação matemática não é contemplado o impacto das modificações de uso dos eletrodomésticos em relação ao nível de satisfação/conforto dos consumidores finais.

Os autores em [10] propuseram dois algoritmos interativos baseados na técnica de aproximação estocástica para minimizar a *peak-to-average ratio* (PAR) na demanda agregada de carga. No entanto, os resultados das simulações computacionais mostram que os algoritmos não consideram o uso simultâneo de diferentes categorias de aparelhos residenciais e o nível de satisfação/conforto dos consumidores diante do agendamento otimizado dos aparelhos residenciais.

Em [11] os autores propuseram um modelo de DR em tempo real para ajustar os níveis de carga em resposta às variações do preço da eletricidade a cada hora. O objetivo da proposta é minimizar o custo levando em consideração os níveis de carga mínimo e máximo para cada hora e os limites de rampa. Neste sentido, o gerenciamento dos níveis de carga foi formalizado como um problema de programação linear, sendo que as incertezas do preço são modeladas por meio de técnicas de otimização robusta. No entanto, o trabalho apresentado não contempla na sua formulação as diferentes categorias de aparelhos residenciais. Adicionalmente, o modelo de DR não considera a representação individualizada das cargas, o que implica em uma solução ótima para o problema, mas que não seja possível de ser implementada.

Os autores em [12] apresentaram uma abordagem de gerenciamento de demanda baseada na técnica de deslocamento de carga (*load shifting*) para agendar a operação simultânea de uso dos diferentes aparelhos residenciais. O objetivo da proposta é programar a operação dos aparelhos residenciais a fim de aproximar a curva do consumo de carga final para o mais próximo possível da curva obtida a partir da meta definida pela concessionária de energia, de modo a alcançar a estratégia de gerenciamento

desejado. A proposta foi matematicamente formulada como um problema de programação não linear, contudo, não considera as diferentes categorias dos aparelhos residenciais.

Os autores em [13] propuseram um algoritmo de gerenciamento das cargas residenciais, para reduzir o consumo total de energia elétrica considerando as preferências dos consumidores. Além disso, os autores apresentaram uma ferramenta de simulação que foi desenvolvida para simular eventos de DR, a fim de exemplificar a aplicabilidade do algoritmo proposto. No entanto, a proposta restringe-se a avaliar apenas os aparelhos de ar condicionado, aquecedores de água, secadores de roupas e veículos elétricos sem considerar as diferentes categorias de aparelhos residenciais.

Em [14] os autores mostraram um modelo de gerenciamento de DR em tempo real para auxiliar os consumidores finais na operação automática de seus aparelhos residenciais. O agendamento da operação dos eletrodomésticos foi formalizado como um problema de programação linear inteira. Entretanto, as simulações computacionais restringem-se a avaliar o uso de somente 06 aparelhos residenciais sem contemplar as diferentes particularidades das outras categorias de aparelhos elétricos.

3 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA E MODELO DE OTIMIZAÇÃO

A operação de diferentes categorias de aparelhos residenciais precisa ser administrada para minimizar o custo da eletricidade associado ao consumo em um cenário com preços variáveis de energia elétrica no decorrer de um horizonte de tempo. Assim, há a necessidade de um método de programação de carga que exija pouca atenção dos consumidores em sua configuração e manutenção que permite a comparação dos custos e benefícios dos diferentes agendamentos de uso dos aparelhos residenciais. Neste sentido, o planejamento das cargas pode ser feito de forma automática por exemplo, por meio do uso de técnicas de otimização.

3.1 Modelo de Otimização Multi-Objetivo

O modelo multi-objetivo deste trabalho é composto por duas funções de minimização, sendo uma com o objetivo de minimizar o custo associado ao consumo da eletricidade, chamada de $f1$, e uma outra visando minimizar a inconveniência do consumidor final, chamada de $f2$. A função $f1$ (apresentada na Equação 1) visa a minimização do custo associado ao consumo de energia elétrica considera um horizonte de tempo T , que pode ser definido pelo consumidor (por exemplo, 24 horas) com discretização por hora, a potência (em kW) e o consumo energético (em kWh) de cada aparelho residencial por intervalo de tempo.

$$\text{Minimize } \sum_{i=1}^N E_i \sum_{t=1}^T (Pr_t * DSA_{t,i})^2 \quad (1)$$

onde N representa o número de aparelhos residenciais; $E_i (i = 1, \dots, N)$ corresponde ao vetor com o consumo de energia elétrica dos aparelhos residenciais i quando estiver em operação; T indica o horizonte de tempo; Pr_t corresponde ao preço da energia elétrica no intervalo de tempo t ; DSA (Configuração Diária dos Aparelhos) corresponde à matriz de programação das cargas com a seguintes configuração:

$$DSA_{t,i} = \begin{cases} 1, & \text{se aparelho } i \text{ ligado no tempo } t, \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

sujeito as diversas restrições a seguir.

A restrição 1 (Equação 2) estabelece limites (mínimo e máximo) para os níveis de carga em cada intervalo de tempo onde $P_i (i = 1, \dots, N)$ é o vetor com a potência (em kW) de cada aparelho residencial.

$$d_t^{min} \leq \sum_{i=1}^N DSA_{t,i} * P_i \leq d_t^{max}, \forall t=1, \dots, T \quad (2)$$

As restrições 2 e 3 (Equações 3 e 4) definem os limites de rampa máximo/mínimo por intervalo de tempo.

$$\sum_{i=1}^N (DSA_{t,i} - DSA_{t+1,i}) * P_i \leq r^D, \forall t=1, \dots, T-1 \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^N (DSA_{t+1,i} - DSA_{t,i}) * P_i \leq r^U, \forall t=1, \dots, T-1 \quad (4)$$

A restrição 4 (Equação 5) estabelece um consumo mínimo diário (mdc) de energia elétrica.

$$\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T DSA_{t,i} * E_i \geq mdc \quad (5)$$

As restrições 5 a 7 (Equações 6-8) estão relacionadas aos tipos de aparelhos residenciais especificados por suas particularidades operacionais [14], sendo eles: *interruptible* e *deferrable* (A_I); *uninterruptible* e *deferrable* (A_{II}); e, *uninterruptible* e *non-deferrable* (A_{III}). *Uninterruptible* significa que uma tarefa não pode ser interrompida até que seja concluída. *Non-deferrable* significa que uma tarefa deve ser iniciada no primeiro intervalo de tempo do período requerido para seu funcionamento. Com base nessas definições, pode-se especificar as restrições que lidam com as diferentes categorias de aparelhos residenciais A_I , A_{II} e A_{III} .

A restrição 5 (Equação 6) define que o início da operação dos aparelhos residenciais A_I pode variar ao longo do horizonte de tempo T desde que Req_i seja respeitado.

$$\sum_{t=1}^T DSA_{t,i} \geq Req_i, \forall i \in A_I \quad (6)$$

A restrição 6 (Equação 7) estabelece que o início da operação do aparelho residencial do tipo A_{II} pode ser adiado no horizonte de tempo T mas, uma vez que seu funcionamento foi iniciado, não pode ser interrompido.

$$\sum_{q=1}^T \prod_{t=q}^{Req_i+(q-1)} DSA_{t,i} \geq 1, \forall i \in A_{II} \quad (7)$$

A restrição 7 (Equação 8) visa garantir que, entre o tempo definido pelos consumidores para início (ST_i) e fim (ET_i) da operação dos aparelhos residenciais do tipo A_{III} , o seu funcionamento seja ininterrupto durante o tempo requerido Req_i no horizonte de tempo T , onde A_I , A_{II} e A_{III} são os conjuntos de índices de aparelhos das categorias *interruptible* e *deferrable*, *uninterruptible* e *deferrable*, *uninterruptible* e *non-deferrable* respectivamente.

$$\sum_{ST_i}^{ET_i} DSA_{t,i} \geq Req_i, \forall i \in A_{III} \quad (8)$$

A função f_2 (segundo objetivo) do modelo (ilustrado na Equação 9) tem o intuito de avaliar como as modificações de uso dos aparelhos residenciais podem interferir no conforto/satisfação dos consumidores finais, minimizando a inconveniência. Este cálculo compara o consumo de energia elétrica real (*Baseline*) no intervalo de tempo t para o aparelho residencial i da família analisada por meio da ferramenta LPG e o consumo (*OPT*) sugerido pelas técnicas de otimização utilizadas nas simulações computacionais. Portanto, a matriz $Baseline_{t,i}$ pode ser definida da seguinte forma:

$$Baseline_{t,i} = \begin{cases} 1, & \text{se aparelho } i \text{ ligado no tempo } t, \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

O $OPT_{t,i}$ é a programação de carga sugerida pela técnica de otimização para os diversos modelos de DR.

$$OPT_{t,i} = \begin{cases} 1, & \text{se aparelho } i \text{ ligado no tempo } t, \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

Partindo desse pressuposto, o cálculo da inconveniência associado a uma programação de operação dos aparelhos residenciais permite ao consumidor tomar a melhor decisão de utilização dos aparelhos residenciais no programa de DR. Assim, a formulação da função f_2 é mostrada na equação (9) e assume-se que, tanto a $Baseline_{t,i}$ quanto o $OPT_{t,i}$ estejam na forma de uma matriz binária (composta apenas por 1's e 0's) para indicar quais os aparelhos estão em operação em cada intervalo de tempo.

$$\text{Minimize } \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N (Baseline_{t,i} - OPT_{t,i})^2 \quad (9)$$

Definidas as funções f_1 e f_2 , o modelo multi-objetivo se apresenta da seguinte maneira:

$$\begin{aligned} & \text{minimize}(f_1) \\ & \text{minimize}(f_2) \end{aligned} \quad (10)$$

3.2 Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II)

A ideia central do *Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II)* [6], também conhecido como *Elitist NSGA-II*, é encontrar um conjunto de indivíduos não dominados em relação ao restante da população e apontar este conjunto como o de nível de dominância mais alto. Em seguida, repete o mesmo procedimento com o restante da população, separando-a em vários níveis de não-dominância.

O NSGA-II surgiu como uma versão melhorada do NSGA [15]. O algoritmo tradicional do NSGA apresenta algumas diferenças em relação a um algoritmo genético (AG) simples, uma vez que as soluções são classificadas com base nas informações de dominância de cada uma. Desse modo, para cada solução é calculada a sua não-dominância (número de soluções que a dominam) e o conjunto de soluções dominadas pela mesma [16]. Assim, é feito um *ranking* com base na relação de não-dominância [15, 17].

Além da não-dominância, o NSGA-II calcula a distância média entre as soluções ao longo de cada função objetivo para obter a densidade que envolve cada solução presente na população - distância de aglomeração (*crowding distance*) [6, 16]. A técnica de otimização (NSGA-II) termina seu funcionamento quando o critério de parada número máximo de gerações for atingido, e os indivíduos do primeiro nível (Fronteira de Pareto ótima) representam as soluções do problema [18, 19]. O procedimento básico da técnica de otimização (NSGA-II) é ilustrado na Figura 1 e explicado a seguir.

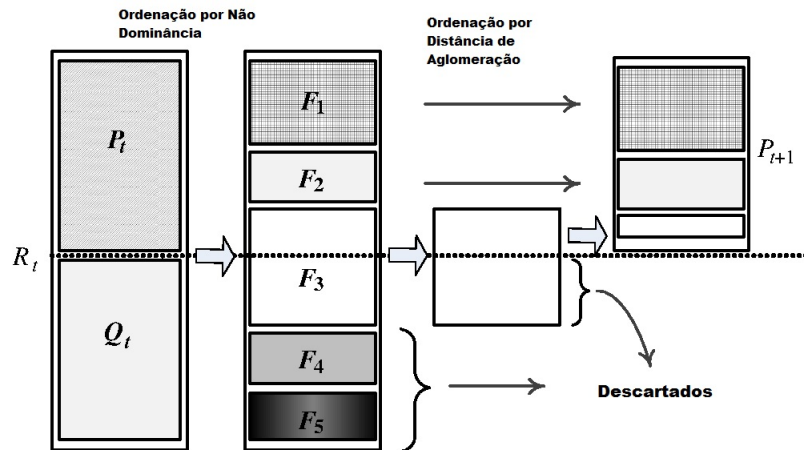


Figura 1: Procedimento de seleção do NSGA-II [6].

O primeiro passo do NSGA-II é a inicialização de uma população inicial ($P_{t=0}$), aleatória com tamanho N_{pop} . Em seguida, aplica-se os operadores de seleção, cruzamento e mutação para gerar uma população filha $Q_{t=0}$, também de tamanho N_{pop} . Uma população auxiliar $R_{t=0}$, com tamanho $2N_{pop}$, é formada com a junção das duas populações. A população auxiliar é então ordenada por níveis de dominância e, em seguida, os indivíduos da fronteira de cada nível são inseridos seguindo uma ordem crescente dos níveis na nova população P_{t+1} até que esteja atinja o tamanho N_{pop} . Caso a fronteira do último nível a ser inserido tenha mais indivíduos que o necessário para completar a nova população de tamanho N_{pop} , realiza-se a ordenação dos indivíduos desse nível por distância de aglomeração. Somente os melhores indivíduos deste último nível, suficientes para completar o tamanho da nova população, serão inseridos [6].

O restante dos indivíduos do último nível será descartado juntamente com o restante dos indivíduos que não foram inseridos na nova população. Sobre a nova população P_{t+1} é feita a seleção, cruzamento e mutação para que esta dê origem a sua prole, Q_{t+1} . O processo continua até que sejam atingidas as condições de parada. Ao final do algoritmo, os indivíduos do primeiro nível de dominância representam as soluções do problema [6].

4 ESTUDO DE CASO

Nesta seção, são apresentados os cenários de testes e a parametrização usada pela técnica de otimização (NSGA-II) implementada para determinar a operação dos aparelhos residenciais. Foram criados, por meio da ferramenta *Load Profile Generator (LPG)* [20], vários perfis de consumo de carga residencial levando em consideração as preferências dos consumidores em relação ao uso dos aparelhos, as diferentes localizações geográficas, e as temperaturas climáticas e suas respectivas implicações em cada região do Brasil. Além disso, foram adotados para o cálculo do preço dinâmico da energia elétrica os valores fornecidos pelo Mercado Ibérico de Eletricidade (OMIE) de Portugal [21], pois o Brasil ainda não utiliza o programa de DR baseado no preço em tempo real. A Figura 2 mostra o preço da energia elétrica em tempo real para cada hora do horizonte de planejamento baseado nos valores diários do OMIE para um dos dias de maior consumo energético (24 de dezembro de 2015) na cidade de Rio de Janeiro (RJ).

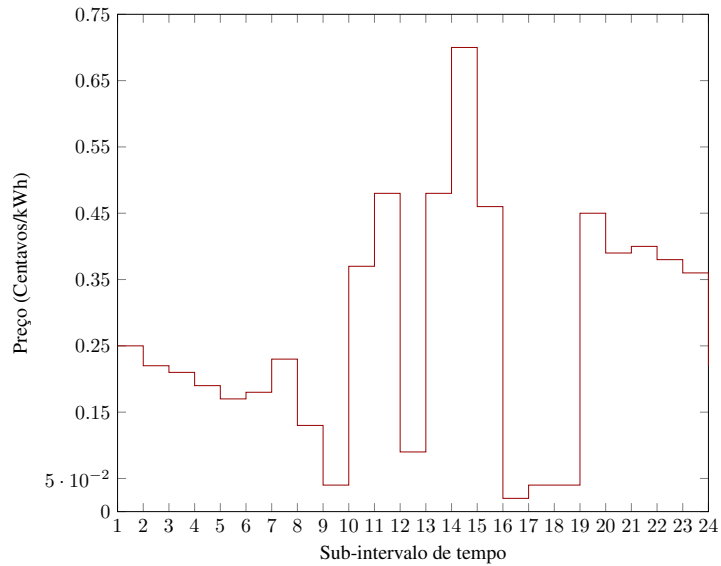


Figura 2: Preço da energia elétrica para cada sub-intervalo de tempo.

4.1 Cenário de Teste

Foram utilizadas nas simulações computacionais famílias que possuíam diferentes perfis de consumo de carga e a mesma quantidade de integrantes: 02 adultos que trabalham e 02 adolescentes. Elas residem em 05 cidades brasileiras (Belém, Brasília, Teresina, Rio de Janeiro e Florianópolis) situadas nas 05 regiões do País respectivamente: Norte, Centro-Oeste, Nordeste, Sudeste e Sul. A Figura 3 mostra a temperatura média e a localização geográfica de cada cidade.

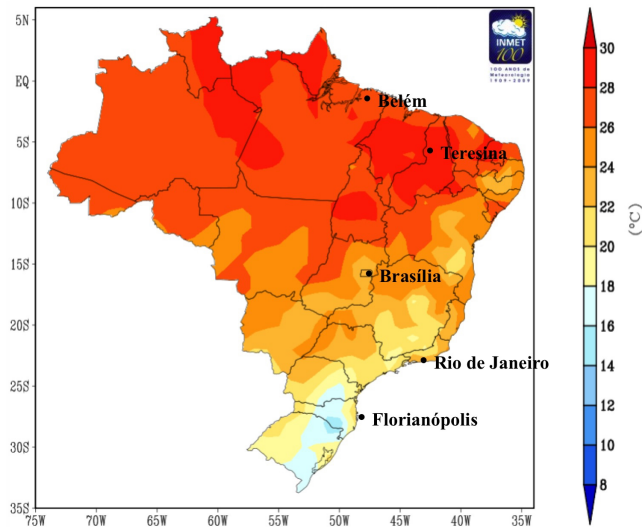


Figura 3: Temperatura média e localização geográfica das cidades [22].

O horizonte de planejamento contempla os dias de maior e menor consumo de energia elétrica por mês para cada família entre o período de 01 de janeiro de 2015 a 31 de dezembro de 2015, segundo o perfil de consumo fornecido pela LPG, totalizando 120 dias. Além disso, considerou-se que cada família possui 29 aparelhos na sua residência perfazendo um total de 145 aparelhos elétricos analisados. Na Tabela 1 são apresentados os aparelhos residenciais utilizados nas simulações computacionais deste trabalho com suas respectivas categorias.

Tabela 1: Categorias dos aparelhos residenciais.

Categorias	Aparelhos Residenciais
A_I	Lâmpadas 100W, 20W e 60W, receptor de sinal de satélite, TV, carregador de celular, <i>Microsoft Xbox 360</i> , receptor de sinal digital, lâmpada de emergência, notebook, CD/DVD Player, computador, Roteador, monitor de computador, rádio de cozinha.
A_{II}	Adega, ferro a vapor, secador de cabelo, fogão elétrico, microondas, forno elétrico, espremedor, máquina de lavar roupa, sanduicheira elétrica, máquina de café.
A_{III}	Geladeira, ar condicionado, freezer, secadora de roupa.

4.2 Parametrização

Os parâmetros utilizados no NSGA-II foram obtidos experimentalmente via simulações computacionais com mapa de controle, que é uma sequência de testes com configurações variadas aplicadas ao NSGA-II que indica a melhor configuração para solucionar o problema multi-objetivo apresentado neste trabalho. Um resumo da parametrização do NSGA-II é exibido na Tabela 2.

Tabela 2: Parâmetros do NSGA-II.

Parâmetro	Valor
Tamanho da população	500
Número máximo de iterações	500
Método de seleção	Torneio de 3
Método de <i>crossover</i>	<i>Single Point</i>
Taxa de <i>crossover</i>	85%
Método de mutação	<i>Bit Flip</i>
Taxa de mutação	1%

Além disso, foram utilizados outros parâmetros para solucionar o problema de DR multi-objetivo apresentado neste trabalho como Demanda Máxima (d^{max}) e Mínima (d^{min}), Limite de Rampa Máximo (r^D) e Mínimo (r^U) conforme descritos na Tabela 3. Vale ressaltar que cada cidade possui um valor de parâmetro *mdc* distinto pois as diferentes localizações geográficas e temperaturas climáticas interferem no padrão de consumo energético de cada família. Logo, algumas regiões do País como por exemplo, o nordeste apresenta em determinados períodos do ano como no Verão, altas temperaturas climáticas e em consequência disso, faz-se necessário o uso mais frequentes de aparelhos que consomem mais energia elétrica como os ar condicionados. Assim, o perfil de consumo energético sofre um aumento considerável devido a influência das diferentes localizações geográficas e temperaturas climáticas.

Tabela 3: Parâmetros.

Parâmetro	Valor
Demanda Máxima (d^{max})	3 kW
Demanda Mínima (d^{min})	0 kW
Limite de Rampa Superior (r^D)	1 kWh
Limite de Rampa Inferior (r^U)	1 kWh

5 RESULTADOS

Nesta seção, apresentamos os resultados das simulações computacionais para avaliar o desempenho do modelo de otimização multi-objetivo de DR proposto usando a técnica de otimização NSGA-II. A proposta apresentada neste trabalho, visa solucionar o problema de agendamento de uso dos aparelhos residenciais para diferentes cenários de consumo energético levando em consideração um conjunto variado de restrições. Nas análises, foi considerado a solução com melhor desempenho em relação ao objetivo minimizar custo (f_1 , definido pela Equação 2), indicada com a letra A na Figura 4, que apresenta a fronteira de pareto ótima alcançada por meio das simulações computacionais. Assumimos que todo o intervalo de tempo de agendamento consiste em 24 sub-intervalos, isto é, $t = \{1, 2, \dots, 24\}$. O preço do consumo unitário de energia em cada sub-intervalo tem como base os valores obtidos no OMIE.

Nos diferentes cenários utilizados, foram considerados famílias constituídas por 02 adultos e 02 filhos adolescentes. Os resultados das simulações computacionais mostram que a família residente na cidade de Teresina-PI, em comparação com as

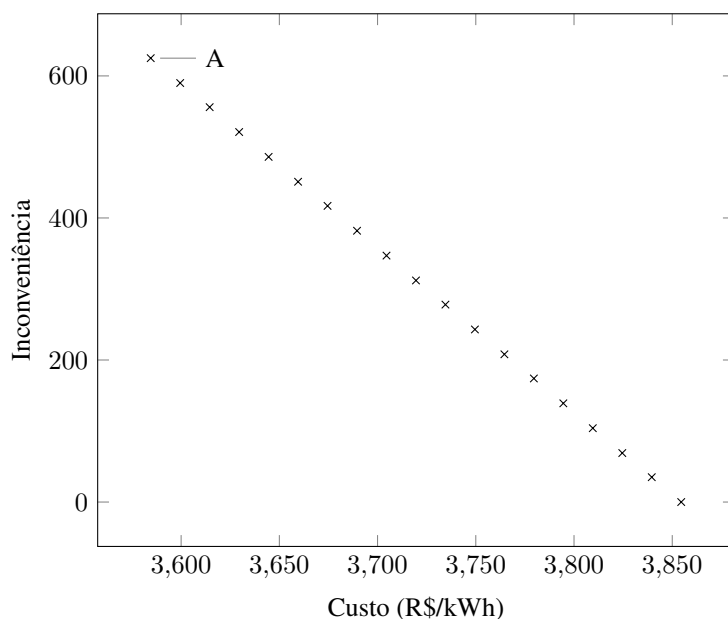


Figura 4: Fronteira de pareto ótima.

outras famílias das cidades de Belém-PA, Brasília-DF, Florianópolis-SC e Rio de Janeiro-RJ, reduziu o custo total da eletricidade de R\$ 874.43 para R\$ 799.14 perfazendo um total de 8.61%. Assim, a família que reside em Teresina-PI obteve a maior redução de custo associado ao consumo de energia elétrica. A Tabela 4 mostra um resumo dos resultados das simulações computacionais para os diferentes cenários analisados.

Tabela 4: Redução por família em cada cidade.

Família	Cidade	Custo Sem DR (R\$)	Custo Com DR (R\$)	Redução (%)	Redução (R\$)
I	Belém-PA	756.85	718.40	5.08	38.45
II	Brasília-DF	799.98	740.14	7.48	59.84
III	Florianópolis-SC	697.30	647.09	7.20	50.20
IV	Rio de Janeiro-RJ	726.01	679.76	6.37	46.25
V	Teresina-PI	874.43	799.14	8.61	75.29

Logo, tendo como base os resultados alcançados, foi calculado o *tradeoff* da solução, ou seja, a relação entre cada unidade de inconveniência causada ao consumidor final e a redução do custo associado ao consumo energético atribuída a respectiva família. Assim, a relação do *tradeoff* indica a redução total do custo da eletricidade (em R\$) obtido com cada unidade de inconveniência causada. Portanto, o maior valor de *tradeoff* alcançado considerando os cenários formados por famílias com 02 adultos e 02 adolescentes foi de 0.60. Neste sentido, para cada unidade de inconveniência causada ao consumidor, há uma redução total de R\$ 0.60 no custo associado ao consumo de energia elétrica. Assim, a família situada na cidade de Teresina-PI obteve o maior valor de *tradeoff*. A Tabela 5 mostra os valores de inconveniência e de *tradeoff* obtidos por cada família nas cidades de Belém-PA, Brasília-DF, Florianópolis-SC, Rio de Janeiro-RJ e Teresina-PI.

Tabela 5: Análise de inconveniência e *tradeoff*.

Família	Cidade	Inconveniência Causada	<i>Tradeoff</i>
I	Belém-PA	125	0.31
I	Brasília-DF	127	0.47
III	Florianópolis-SC	123	0.41
IV	Rio de Janeiro-RJ	124	0.37
V	Teresina-PI	126	0.60

Adicionalmente, outra análise realizada foi a fim de verificar quais as categorias de aparelhos residenciais apresentam maior influência na quantidade de inconveniência causada ao consumidor. Assim, essa análise tem como objetivo aperfeiçoar o agrupamento dos aparelhos apresentados na Tabela 1. Neste sentido, foi considerado a solução que apresenta a menor redução de inconveniência (maior redução de custo associado ao consumo energético). Logo, os aparelhos pertencentes a Categoria A_I proporcionam 95.34% da inconveniência total encontrada na solução, enquanto que os aparelhos da Categoria A_{II} é responsável por 4.66% e os aparelhos da Categoria A_{III} não causam inconveniência. Assim, isso é motivado pela não definição da preferência de horário de funcionamento para tais aparelhos, o que leva a técnica de otimização (NSGA-II) a alocar suas operações nos horários

cujo o custo da eletricidade é mais baixo. Conhecendo tal fato, dá-se ao consumidor a liberdade de definir quais aparelhos não irão causar-lhe inconveniência (terão seu funcionamento bem definido previamente), tendo como base as suas preferências utilizando-se do agrupamento dos aparelhos residenciais. A Tabela 6 mostra um resumo dos valores obtidos por cada categoria de aparelho.

Tabela 6: Inconveniência (%) causada por cada categoria de aparelhos residenciais.

Categoria	Inconveniência Causada (%)
I (<i>Interruptible and Deferrable</i>)	95.34
II (<i>Non-interruptible and Deferrable</i>)	4.66
III (<i>Non-interruptible and Non-deferrable</i>)	0.0

6 CONCLUSÃO

Neste trabalho foi apresentado um modelo de otimização multi-objetivo de DR para consumidores residenciais que visa minimizar tanto o custo associado ao consumo da eletricidade quanto a inconveniência causada aos consumidores finais. Para tanto, por meio do NSGA-II, a programação do uso dos aparelhos foi baseada no preço da energia elétrica em tempo real e nas particularidades operacionais das diferentes categorias de aparelhos residenciais.

Os resultados das simulações computacionais apresentam

que há uma redução significativa no custo total associado ao consumo de energia elétrica para as diferentes famílias analisadas neste trabalho. Assim, a família que obteve os melhores valores foi a residente na cidade de Teresina-PI onde os resultados alcançados relacionados ao custo total da eletricidade foram de R\$ 874.43 para R\$ 799.14, perfazendo um total de R\$ 75.29 (8.61%). Além disso, ao analisar o nível de inconveniência e o *tradeoff* após a otimização do uso dos aparelhos residenciais, pode-se observar que a família moradora na cidade de Teresina-PI atingiu o melhor valor (0.60) em relação ao *tradeoff*. É importante mencionar, que todos os conjuntos de restrições do modelo de DR proposto estão sendo respeitadas e também, foi levante em consideração as particularidades referentes à localização geográfica, temperaturas climáticas e suas respectivas implicações de cada cidade analisada e as preferências do consumidor em relação ao uso das diferentes categorias de aparelhos residenciais.

Desse modo, foram obtidos resultados que permitem ao consumidor tomar a decisão de como modificar seu consumo de energia elétrica, tendo como preferência a redução do custo ou a manutenção do seu conforto/satisfação. Vale ressaltar que os níveis de inconveniência normalmente não é contemplado na formulação de modelos de DR, pois o objetivo central comum é a minimização dos custos da eletricidade.

Como trabalho futuro propõe-se a implementação de modelos de DR visando a otimização de *microgrids*. Esses ambientes que possuem algumas características especiais, como a similaridade de padrões de consumo de energia, o que é propício para o surgimento de diferentes horários de pico na aplicação de modelos comuns de DR. Tal estudo aumentaria a robustez do modelo proposto neste trabalho.

REFERÊNCIAS

- [1] Y. Yan, Y. Qian, H. Sharif and D. Tipper. "A survey on smart grid communication infrastructures: Motivations, requirements and challenges". *IEEE communications surveys & tutorials*, vol. 15, no. 1, pp. 5–20, 2013.
- [2] P. Siano. "Demand response and smart grids - A survey". *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 30, pp. 461–478, 2014.
- [3] A. Bari, J. Jiang, W. Saad and A. Jaekel. "Challenges in the smart grid applications: an overview". *International Journal of Distributed Sensor Networks*, vol. 10, no. 2, pp. 974682, 2014.
- [4] M. Parvania and M. Fotuhi-Firuzabad. "Demand response scheduling by stochastic SCUC". *IEEE Transactions on smart grid*, vol. 1, no. 1, pp. 89–98, 2010.
- [5] D. Setlhaolo, X. Xia and J. Zhang. "Optimal scheduling of household appliances for demand response". *Electric Power Systems Research*, vol. 116, pp. 24–28, 2014.
- [6] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal and T. Meyarivan. "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II". *IEEE transactions on evolutionary computation*, vol. 6, no. 2, pp. 182–197, 2002.
- [7] R. Kamyar and M. M. Peet. "Optimal Thermostat Programming for Time-of-Use and Demand Charges With Thermal Energy Storage and Optimal Pricing for Regulated Utilities". *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 32, no. 4, pp. 2714–2723, 2017.

- [8] X. Yan, D. Wright, S. Kumar, G. Lee and Y. Ozturk. “Enabling consumer behavior modification through real time energy pricing”. In *Pervasive Computing and Communication Workshops (PerCom Workshops), 2015 IEEE International Conference on*, pp. 311–316. IEEE, 2015.
- [9] C. Vivekananthan, Y. Mishra and F. Li. “Real-time price based home energy management scheduler”. *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 30, no. 4, pp. 2149–2159, 2015.
- [10] P. Samadi, H. Mohsenian-Rad, V. W. Wong and R. Schober. “Real-time pricing for demand response based on stochastic approximation”. *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 5, no. 2, pp. 789–798, 2014.
- [11] A. J. Conejo, J. M. Morales and L. Baringo. “Real-time demand response model”. *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 1, no. 3, pp. 236–242, 2010.
- [12] T. Logenthiran, D. Srinivasan and T. Z. Shun. “Demand side management in smart grid using heuristic optimization”. *IEEE transactions on smart grid*, vol. 3, no. 3, pp. 1244–1252, 2012.
- [13] M. Pipattanasomporn, M. Kuzlu and S. Rahman. “An algorithm for intelligent home energy management and demand response analysis”. *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 3, no. 4, pp. 2166–2173, 2012.
- [14] Z. Chen, L. Wu and Y. Fu. “Real-time price-based demand response management for residential appliances via stochastic optimization and robust optimization”. *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 3, no. 4, pp. 1822–1831, 2012.
- [15] N. Srinivas and K. Deb. “Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms”. *Evolutionary computation*, vol. 2, no. 3, pp. 221–248, 1994.
- [16] C. C. Coello. “Evolutionary multi-objective optimization: a historical view of the field”. *IEEE computational intelligence magazine*, vol. 1, no. 1, pp. 28–36, 2006.
- [17] N. Kunwar, K. Yash and R. Kumar. “Area-load based pricing in DSM through ANN and heuristic scheduling”. *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 4, no. 3, pp. 1275–1281, 2013.
- [18] H.-T. Kung, F. Luccio and F. P. Preparata. “On finding the maxima of a set of vectors”. *Journal of the ACM (JACM)*, vol. 22, no. 4, pp. 469–476, 1975.
- [19] K. Miettinen. *Nonlinear multiobjective optimization*, volume 12. Springer Science & Business Media, 2012.
- [20] N. D. Pflugradt. “Modellierung von Wasser und Energieverbräuchen in Haushalten”. Master’s thesis, Technische Universität Chemnitz, Chemnitz, July 2016.
- [21] OMIE. “Electricity Market Price”. Dec. 2015. <http://www.omie.es/inicio>.
- [22] INMET. “Temperatura Média Anual”. Dec. 2016. <http://www.inmet.gov.br/portal/index.php?r=clima/page&page=anomaliaTempMediaAnual>.