

Um Modelo de Otimização Multi-Objetivo de Demand Response para Programação de Carga Residencial

Igor Rafael S. Silva¹, Jaclason M. Veras², Ricardo A. L. Rabêlo¹, Plácido R. Pinheiro²

¹Departamento de Computação
Universidade Federal do Piauí (UFPI) – Teresina – PI – Brasil

²Programa de Pós-Graduação em Informática Aplicada
Universidade de Fortaleza (UNIFOR) – Fortaleza, CE – Brasil

yggor14rafa@hotmail.com, {jaclason,placidrp}@gmail.com, ricardoalr@ufpi.edu.br

Abstract. *This paper presents a multi-objective optimization model for residential Demand Response (DR) based on real-time electricity price (RTP), in order to minimize the cost of electricity associated with consumption and the discomfort caused in the consumer. The proposed model was formalized as a nonlinear programming problem bound to a set of constraints associated with energy consumption and operational aspects related to residential appliance categories. The results obtained by the non-dominated classification algorithm II (NSGA-II) allow the user 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.*

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 da eletricidade associada ao consumo quanto o desconforto causado no consumidor. O modelo proposto foi formalizado como um problema de programação não-linear sujeito a um conjunto de restrições associadas ao consumo de energia e aspectos operacionais relacionados às categorias de aparelhos residenciais. Os resultados, obtidos pelo Non-Dominated Sorted Genetic Algorithm II (NSGA-II), permitem ao usuário tomar uma decisão sobre a redução do custo exigido, de forma a buscar adequação à quantidade de inconveniência tolerada pelo consumidor.*

1. Introdução

A Demand Response (DR), como parte da Smart Grid (SG), tende a 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. Assim, 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 ser interessante aos consumidores e às concessionárias de energia elétrica [Parvania and Fotuhi-Firuzabad 2010];[Siano 2014].

No entanto, o gerenciamento e o planejamento do consumo energético residencial se torna complexo devido a fatores como a falta de experiência do consumidor para lidar com a programação diária e as particularidades de operações de cada aparelho residencial. Diante disso, um modelo de otimização multi-objetivo é proposto para o gerenciamento do consumo de energia elétrica residencial, minimizando os custos da eletricidade sem modificar o conforto/satisfação dos consumidores finais, com o intuito de melhorar a confiabilidade e a eficiência do sistema elétrico de potência (SEP).

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 ao conforto/satisfação dos consumidores finais (restrições operacionais das categorias de aparelhos residenciais). Nas simulações, devido a sua eficiência com problemas de natureza combinatória [Deb et al. 2002], foi utilizado o *Non-Dominated Sorted Genetic Algorithm* (NSGA-II) para a obtenção dos resultados do problema multi-objetivo.

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; 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) 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 discute o problema, o modelo de otimização e o algoritmo NSGA-II; a Seção 3 apresenta um estudo de caso que mostra o cenário de teste e os resultados numéricos obtidos na simulação que aplica o modelo multi-objetivo; e, por fim, a Seção 4 descreve as principais contribuições deste trabalho e trabalhos futuros.

2. 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 meio do uso de técnicas de otimização, por exemplo.

2.1. 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 que 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. Foram usadas diferentes categorias de aparelhos escolhidos com base nos perfis de consumo de carga residencial criados por meio da ferramenta *Load Profile Generator (LPG)* [Pflugradt 2016]. Tais perfis foram desenvolvidos para compor uma base de dados com os diferentes cenários de consumidores residenciais objetivando uma análise destinada a aplicabilidade e a eficácia da DR. Na equação (1) é apresentada a função fI .

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

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.

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

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

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

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

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

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

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

A restrição (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. As restrições (3) e (4) definem os limites de rampa máximo/mínimo por intervalo de tempo. A restrição (5) estabelece um consumo mínimo (*mdc*) diário de energia elétrica. As restrições (6-8) estão relacionadas aos tipos de aparelhos residenciais especificados por suas particularidades operacionais [Chen et al. 2012], 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 (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. A restrição (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. Por fim, a restrição (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.

A função $f2$ avalia 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 $f2$ 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.

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

Definidas as funções $f1$ e $f2$, a função objetivo do nosso modelo multi-objetivo se apresenta da seguinte maneira:

$$\begin{aligned} & \text{minimize}(f1) \\ & \text{minimize}(f2) \end{aligned} \quad (10)$$

2.2. Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II)

A ideia central do *Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II)* [Deb et al. 2002], 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 [Srinivas and Deb 1994]. 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 [Coello 2006]. Assim, é feito um *ranking* com base na relação de não-dominância [Srinivas and Deb 1994]; [Kunwar et al. 2013].

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*) [Deb et al. 2002]; [Coello 2006]. 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 [Kung et al. 1975]; [Miettinen 2012]. A Figura 1 a seguir, ilustra o procedimento de seleção do NSGA-II.

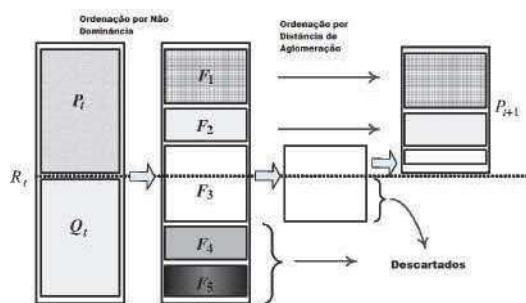


Figura 1. Procedimento de seleção do NSGA-II [Deb et al. 2002].

3. Estudo de Caso

Nesta seção, são apresentados os cenários de testes e os resultados das simulações computacionais considerando a técnica de otimização (NSGA-II) implementada para determinar a operação dos aparelhos residenciais. Foram criados, por meio da ferramenta *Load Profile Generator (LPG)* [Pflugradt 2016], 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 [OMIE 2015], pois o Brasil ainda não utiliza o programa de DR baseado no preço em tempo real.

3.1. 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. O horizonte de tempo T é constituído por um total de 120 dias, com discretização por hora. Assim, cada intervalo do horizonte corresponde a uma hora, o que resulta em um horizonte com tamanho igual a 2880. Ressalta-se que o horizonte 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 energético fornecido pela LPG. Além disso, considerou-se que cada família possui 29 aparelhos na sua residência, totalizando 145 aparelhos 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.

Os parâmetros utilizados no NSGA-II foram obtidos experimentalmente via simulações computacionais com mapa de controle, e, dessa forma, foi verificado que essa configuração é ideal para solucionar o problema de DR deste trabalho. Portanto, foi utilizada uma população de tamanho 500, mesmo valor do número máximo de iterações do NSGA-II. O método de seleção utilizado foi o Torneio de tamanho 3, e os métodos de *crossover* e mutação escolhidos foram o *Single Point* e o *Bit Flip*, com taxas de 85% e 1%, respectivamente. Além disso, foram utilizados alguns parâmetros como Demanda Máxima (d^{max}) e Mínima (d^{min}), Limite de Rampa Superior (r^D) e Inferior (r^U) contendo os valores de 3 kW, 0 kW, 1 kWh e 1 kWh, respectivamente. É importante mencionar que cada cidade possui um valor de parâmetro *mdc* distinto devido ao consumo diferenciado de cada família em consequência das várias posições geográficas e suas implicações nos experimentos.

3.2. Resultados das Simulações e Discussões

A Figura 2 mostra, a Fronteira de Pareto ótima com os resultados obtidos nas simulações computacionais. Para efeito de análise, tais resultados foram divididos em 3 grupos: um com as soluções que obtiveram a maior redução de custo da eletricidade, um com as que atingiram a melhor redução de inconveniência, e um grupo intermediário, composto por aquelas soluções medianas nos dois objetivos. Com base nesses grupos, foi analisado o

quanto cada unidade de inconveniência reflete na redução do custo da eletricidade, o que vai ser chamado de *Trade-off* de inconveniência. O *Trade-off* para cada grupo com as soluções é mostrado na Tabela 2.

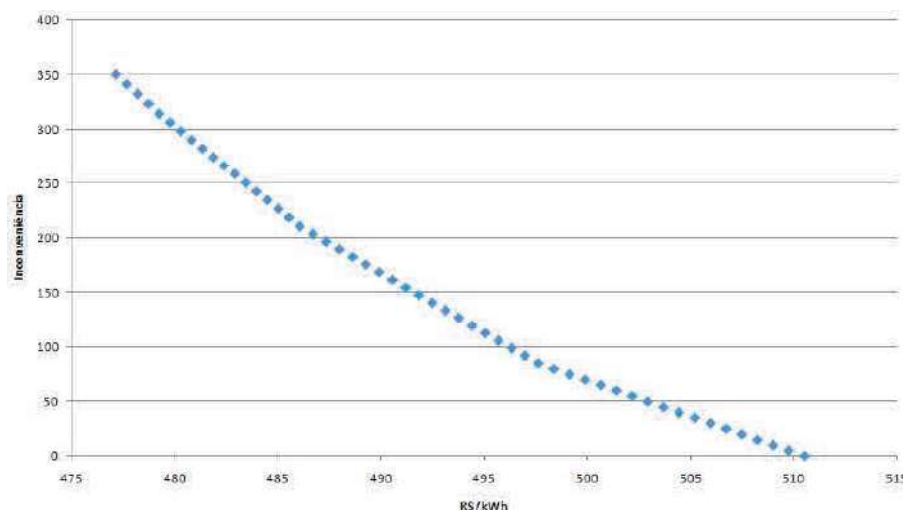


Figura 2. Fronteira de Pareto ótima.

Tabela 2. *Trade-off* de inconveniência das soluções

Grupo	<i>Trade-off</i>
Minimizar Custo	0.151837
Minimizar Inconveniência	0.063502
Grupo Intermediário	0.091648

Pode-se observar que, naquelas soluções que conseguiram uma maior redução no custo da eletricidade, o *Trade-off* de inconveniência é maior, o que resulta numa maior redução por unidade de inconveniência causada ao consumidor final. Já na outra ponta, naquelas soluções que alcançaram a maior redução de inconveniência, o *Trade-off* é o menor visto que essas soluções visam manter a inconveniência a menor possível, permitindo manter o consumo de eletricidade igual ao padrão de consumo original.

Outra análise foi feita com o intuito de verificar quais aparelhos residenciais apresentam maior influência na quantidade de inconveniência causada ao consumidor de modo a aperfeiçoar o agrupamento dos aparelhos apresentados na Tabela 1. Para realizá-la, foi considerada a solução que obteve a menor redução de inconveniência (maior redução de custo). Os aparelhos da Categoria A_I , proporciona 95.34% da inconveniência total da solução, enquanto que a Categoria A_{II} é responsável por 4.66% e a Categoria A_{III} não causa inconveniência. Assim, isso é motivado pela não definição da preferência de um horário de funcionamento para tais aparelhos, o que leva a técnica de otimização a alocar suas operações nos horários onde 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), com base em suas preferências utilizando-se do agrupamento dos aparelhos residenciais.

4. 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.

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

- Chen, Z., Wu, L., and Fu, Y. (2012). Real-time price-based demand response management for residential appliances via stochastic optimization and robust optimization. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 3(4):1822–1831.
- Coello, C. C. (2006). Evolutionary multi-objective optimization: a historical view of the field. *IEEE computational intelligence magazine*, 1(1):28–36.
- Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., and Meyarivan, T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: Nsga-ii. *IEEE transactions on evolutionary computation*, 6(2):182–197.
- Kung, H.-T., Luccio, F., and Preparata, F. P. (1975). On finding the maxima of a set of vectors. *Journal of the ACM (JACM)*, 22(4):469–476.
- Kunwar, N., Yash, K., and Kumar, R. (2013). Area-load based pricing in dsm through ann and heuristic scheduling. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 4(3):1275–1281.
- Miettinen, K. (2012). *Nonlinear multiobjective optimization*, volume 12. Springer Science & Business Media.
- OMIE (2015). Electricity market price. <http://www.omie.es/inicio>.
- Parvania, M. and Fotuhi-Firuzabad, M. (2010). Demand response scheduling by stochastic scuc. *IEEE Transactions on smart grid*, 1(1):89–98.
- Pflugradt, N. D. (2016). Modellierung von wasser und energieverbräuchen in haushalten. Master's thesis, Technische Universität Chemnitz, Chemnitz.
- Siano, P. (2014). Demand response and smart grids - a survey. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 30:461–478.
- Srinivas, N. and Deb, K. (1994). Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms. *Evolutionary computation*, 2(3):221–248.