

AGENDAMENTO ÓTIMO DE CARGAS ELÉTRICAS UTILIZANDO EVOLUÇÃO DIFERENCIAL

ÍCARO JONAS BATISTA*, DR. LUIZ HENRIQUE S. C. BARRETO†, MARCUS ANDERSON A. BEZERRA‡

**Departamento de Engenharia Elétrica - DEE
Universidade Federal do Ceará
Campus do Pici S/N
Fortaleza, Ceará, Brasil*

†*Departamento de Engenharia Elétrica - DEE
Universidade Federal do Ceará
Campus do Pici S/N
Fortaleza, Ceará, Brasil*

Emails: icarojonas@gmail.com, lbarreto@dee.com.br, marcus@dee.ufc.br

Abstract— This paper describes an approach to perform load scheduling optimization using evolutionary strategy. The utilized method optimizes the problem by searching the space iteratively using Differential Evolution. The proposal investigates the different types of pricing methods, in particular, the application of Time-Of-Use Pricing and the benefits that it can return to the average user when combined with optimum load scheduling and home automation. The mathematical formulation of the problem make practical use of a multiobjective function which is utilized to minimize the overall electricity cost, to optimize the comfort and to increase the peak-to-average ratio of the electricity system during the day. Simulation results demonstrate the utility of the proposed solution. It is shown that the electricity cost is reduced taking comfort and peak-to-average ratio under consideration.

Keywords— Load Scheduling, Differential Evolution, Energy Management System, Demand Side Management, Optimization.

Resumo— Este artigo descreve uma abordagem para a realização de um agendamento de cargas elétricas ótimo utilizando técnicas de otimização baseada em estratégias computacionais evolucionárias. A realização da busca e da otimização do problema descrito no artigo é realizado através da concepção e implementação do algoritmo Evolução Diferencial. A proposta investiga a aplicação de modalidades tarifárias diferentes, em especial, do tipo *Time-Of-Use* e dos benefícios que o agendamento, quando unido à automação residencial pode trazer ao usuário comum. A solução apresenta a formulação matemática do problema através de uma função multi-objetiva que procura, além da minimização do custo total do consumo de energia elétrica, a otimização do nível de conforto e da relação entre o consumo máximo e médio do sistema (fator de carga) ao longo de um período de um dia. O resultado das simulações mostram que o sistema de agendamento proposto é capaz de prover uma redução nos custo de energia elétrica enquanto é capaz de considerar o nível de inconveniência e do fator de carga do agendamento proposto em níveis satisfatórios.

Palavras-chave— Agendamento de Cargas, Evolução Diferencial, Sistema de Gerenciamento de Energia, Gerenciamento pelo lado da Demanda, Otimização.

1 Introdução

Nos estudos do Gerenciamento pelo Lado da Demanda (comumente referido na literatura como DSM, do inglês *Demand Side Management*) diferentes técnicas e algoritmos tem sido propostos, na qual a ideia principal é a redução do custo total no consumo de energia elétrica. DSM manipula a utilização do consumo de energia elétrica através de dois princípios básicos: 1) resposta à demanda e 2) programas de conservação e eficiência energética. Resposta à demanda (usualmente referido como DR, do inglês *Demand Response*) consiste em transferir o consumo energético em períodos de grande utilização do sistema elétrico para períodos fora de pico através do fornecimento de incentivos financeiros. Esse tipo de programa também pode utilizar geração de energia local para utilização em horários de pico, ajudando a reduzir o estresse sobre o sistema elétrico (Qayyum et al., 2015).

No Brasil, segundo a Agência Nacional de

Energia Elétrica (ANEEL), a partir do dia 1º de Janeiro de 2018, todas as concessionárias do país deverão atender pedidos de adesão da modalidade tarifa branca, inicialmente com consumidores de média mensal de 500 kWh. Em 2019, unidades com consumo de 250 kWh e, em 2020, para consumidores de baixa tensão, qualquer que seja o consumo (ANEEL, 2016). Esse novo tipo de tarifa, pertencente à modalidade tarifária do tipo *Time-of-Use* (ToU), ainda que seja uma estratégia benéfica para o sistema elétrico, pode não representar uma vantagem imediata para usuários comuns. Tarifas do tipo ToU pertencem ao grupo de tarifas que variam o seu valor para diferentes períodos do dia, visando refletir situações típicas da utilização do sistema elétrico. Com a implementação de tarifas variáveis a possibilidade de otimização do consumo de energia elétrica se torna mais relevante, não levando em consideração apenas o uso consciente dos equipamentos, mas, também, do horário em que eles são utilizados.

A determinação do horário ideal de utilização das cargas elétrica, contudo, pode se tornar uma tarefa exaustiva. A complexidade do problema pode crescer exponencialmente com a adição de novas cargas, o que torna inviável sua realização manualmente. Sistemas de gerenciamento de energia e a automação residencial tornam-se ferramentas essenciais para simplificação da tarefa de otimização de energia (Muhammadm et al., 2017). Através dessas ferramentas, o agendamento e o controle das diferentes cargas podem ser realizados sem interferência humana, utilizando como base as informações em tempo real advindas do usuário e da concessionária de energia. Além disso, essa composição torna-se vital para a utilização de outros tipos de tarifas. Por exemplo, com a utilização de tarifas do tipo *Real-Time Pricing* (RTP), onde o preço pago pela energia elétrica é relacionado ao custo marginal da geração de energia, a tarefa de agendamento de cargas deve ser realizada dinamicamente em tempo real.

Novos métodos para aplicação de técnicas de resposta à demanda utilizando agendamento ótimo de cargas elétricas têm sido propostos utilizando diferentes abordagens.

Em (Siebert et al., 2012) os autores apresentam o desenvolvimento de um sistema de agendamento de cargas utilizando algoritmos genéticos. Nessa abordagem considerou-se a redução do custo final e a suavização da curva de carga ao longo de 24 horas. Não é apresentada, porém, uma representação formal com respeito ao nível de conforto do usuário com o horário de utilização das cargas.

Similarmente, algoritmo genético também é utilizado como estratégia de otimização para o agendamento de cargas em (Veras et al., 2017). Um modelo de resposta à demanda é implementado considerando o nível de satisfação e conforto do usuário. Em sua formulação são considerados limites mínimos e máximos de carga para cada intervalo de tempo. A estratégia utilizada para o deslocamento de cargas consiste em uma matriz contendo valores binários para o estado de cada carga em cada instante de tempo (mapeados como linhas e colunas da matriz). Uma população de matrizes desse tipo é então gerada e submetida à transformações iterativamente, até que uma solução seja alcançada. Os autores assumem uma média de consumo não-variável para cada ciclo de operação do equipamento.

(Bezerra et al., 2015) aborda o problema de otimização em termos de um problema de Programação Linear Inteiro (PLI). No trabalho, os autores consideram uma otimização através do custo, do limite máximo diário da demanda (através de um valor limiar) e do conforto. O problema de PLI é então descrito e inserido no solucionador externo IBM CPLEX, responsável pela resolução do agendamento.

Em (Qayyum et al., 2015) a formulação leva em consideração a suavização da curva de carga e do conforto dos usuários. Ademais, os autores descrevem a utilização dos equipamentos em ciclos que podem ser interrompidos ou contínuos. No trabalho, uma variante da função objetiva relacionada ao custo é descrita para a sua implementação em uma microrrede. Nesse cenário é levado em consideração a produção de energia através de painéis fotovoltaicos. O problema é então expresso na forma de um problema de Programação Linear Inteira Mista (PLIM). O problema descrito em PLIM é então inserido no solucionador comercial Gurobi através de uma interface para o MATLAB, o YALMIP.

Este artigo descreve a formulação matemática para o problema do agendamento ótimo de cargas elétricas, bem como a implementação do algoritmo Evolução Diferencial (ED) utilizado para obtenção da solução. Além do custo total de energia elétrica, o problema é formulado com a descrição de restrições acerca de funções que determinam o conforto e a relação entre consumo máximo e consumo médio de energia ao longo de um período de 24 horas. Considera-se também que cada carga possui diferentes níveis de consumo em cada possível ciclo de sua operação. A abordagem é capaz de realizar uma otimização multi-objetiva utilizando uma combinação linear das funções custos mencionadas anteriormente. Desse modo, pode-se formular diversos tipos de cenários com base em pesos associados à importância de cada função custo, obtendo-se um agendamento otimizado em cada cenário proposto.

De modo geral, este trabalho apresenta a formulação do problema do agendamento de cargas utilizando como critério de otimização o custo, o conforto e o fator de carga de um dia típico de utilização quando aplicado tarifas variáveis sobre o consumo. Estuda-se, também, a utilização desses critérios em termos combinacionais aplicando entre eles níveis de prioridade, de acordo com a necessidade do usuário.

Nessa abordagem as cargas são definidas por um perfil de carga com vários ciclos de consumo que podem representar diferentes modos de operações dos equipamentos.

Considera-se a implementação de uma estratégia evolucionária computacional que dispensa a necessidade de solucionadores externos, como é o caso recorrente de trabalhos utilizando PL para abordar este problema. O trabalho apresenta a elaboração do otimizador utilizando Evolução Diferencial procurando, dessa forma, tornar o esforço computacional menor, tanto em termos de espaço como em processamento. A ideia é que esse tipo de abordagem possa ser utilizada em sistemas com capacidades de processamento e memória restritos.

2 Modelo do Sistema

2.1 Sistema de Gerenciamento de Energia

A Figura 1 ilustra o modelo do sistema. O módulo de agendamento e otimização encontra-se inserido dentro do sistema de gerenciamento de energia. Esse módulo, ainda que ilustrado separadamente à interface e ao medidor inteligente, pode ser integrado ao medidor inteligente.

Nesse cenário, dados de tarifas são fornecidos pela concessionária de energia. Informações acerca da preferência, do agendamento e dos perfis de cargas são inseridas previamente pelo usuário através de uma interface. Considera-se, nesse caso, que as cargas constituintes do sistema de gerenciamento são passíveis de controle através de automação, ou seja, as cargas devem ser cargas inteligentes ou atuáveis através de tomadas inteligentes.

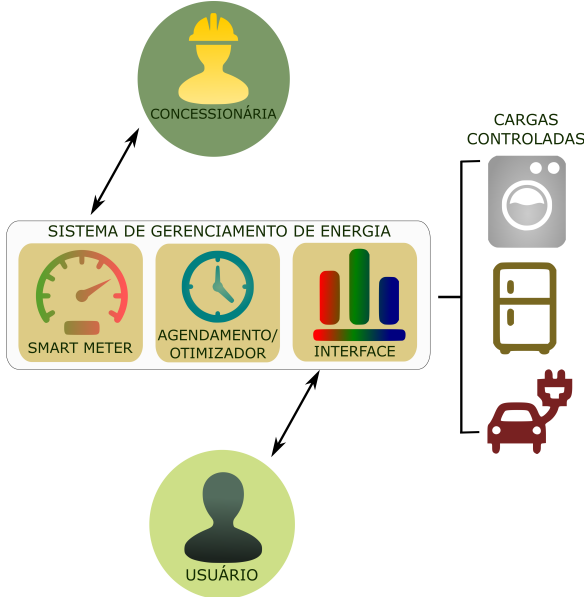


Figura 1: Arquitetura do sistema para o agendamento de cargas.

3 Formulação Matemática

3.1 Definição do Problema

O problema do agendamento de cargas é definido em termos de tempo discreto. Uma quantidade de M blocos de T_s minutos dividem um período de 24 horas em uma nova unidade de tempo discreta. Cada unidade de tempo é indicada pelo índice k .

Informações acerca do preço da tarifa fornecidas pela concessionária são denominadas por C_k , onde C_k representa o valor em termos de valor monetário para cada kWh no instante k .

Um conjunto de N cargas elétricas são definidas com seus correspondentes dados, definidos pelo usuário, acerca do tempo de início preferível

T_p^i , do tempo de início de janela T_{sw}^i e do tempo de término de janela T_{ew}^i para cada carga n_i sendo $i = 1, 2, 3, \dots, N$.

Cada carga n_i contém o seu respectivo coeficiente de conforto w_i . O coeficiente de conforto é utilizado como peso indicando ao agendamento quão importante para o usuário é o fato do horário de início T_s^i da carga n_i esteja próximo do tempo de preferência T_p^i . De maneira oposta, o coeficiente de conforto w_i também pode ser utilizado com valor nulo caso o usuário não se importe com o horário de início específico para a carga n_i .

O perfil de carga P_{ij}^k , definido em kW, representa a potência consumida pela carga i no ciclo de operação j . Cada ciclo de operação j representa o consumo médio da carga em T_{st} minutos após ser realizado o acionamento da carga em T_s .

A Tabela 1 sumariza os símbolos e suas definições.

Tabela 1: Lista de símbolos.

Símbolo	Definição
M	Quantidade de blocos de tempo
N	Quantidade total de cargas
R	Quantidade total de ciclos
k	Índice do bloco de tempo em M
i	Índice da carga em N
j	Índice do ciclo de operação
T_p^i	Horário confortável de i
T_{sw}^i	Início da janela de i
T_{ew}^i	Fim da janela para i
T_d^i	Duração da carga i
C_k	Valor da tarifa em k
P_{ij}^k	Perfil de carga de i em j
w_i	Coeficiente de conforto de i

3.2 Funções Custo

Pode-se definir o processo de otimização de um sistema como a maximização de características desejadas ou a minimização de características indesejadas. Matematicamente, essas características são definidas por funções. Na definição a seguir, por objetivarem a minimização dos valores das funções, essas funções são chamadas de funções custo.

A primeira função custo f_c é definida na equação (1). Essa função descreve a minimização do custo total de eletricidade para os equipamentos operando durante o período de um dia quando aplicadas sobre eles uma tarifa variável.

$$f_c = \min \left\{ \left(\frac{T_s}{60} \right) \sum_{k=1}^M C_k \left(\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^R P_{ij}^k \right) \right\} \quad (1)$$

A equação (2) retrata o nível de desconforto total. O desconforto é descrito como o somatório das distâncias entre o horário de início confortável

T_p^i e o horário de início atual T_{st}^i balanceados pelo nível de desconforto w_i para cada carga n_i .

$$f_d = \min \left\{ \sum_{i=1}^N w_i \sqrt{(T_p^i - T_{st}^i)^2} \right\} \quad (2)$$

A função custo relacionada ao fator de carga é apresentada na equação (3). Essa função utiliza o complemento da relação entre a razão da média e do pico P_{max}^k do consumo durante o dia. Assim, ao minimizar a função f_p , os picos de consumo tendem a ser deslocados e os vales da curva podem ser preenchidos por cargas deslocadas.

$$f_p = \min \left\{ 1 - \frac{\sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^R P_{ij}^k}{M \times P_{max}^k} \right\} \quad (3)$$

Cada carga especificada para o agendamento deve funcionar dentro de uma janela de tempo especificada pelo horário de início da janela T_{sw}^i e pelo horário final de janela T_{ew}^i . Para garantir o funcionamento dos equipamentos dentro da janela de tempo especificada, a restrição em (4) é definida:

$$T_{sw}^i \leq T_{st}^k + T_d^k \leq T_{ew}^i \quad (4)$$

A equação (4) restringe o horário de início T_{st}^k da carga n_i dentro da janela, de modo que seja possível completar o funcionamento da carga durante a sua duração dentro da janela de tempo especificada.

Mantendo em perspectiva as funções custos definidas anteriormente, a equação (5) define uma nova função custo que corresponde a uma combinação linear das funções custos f_c , f_d e f_p .

$$f_t = \alpha \times f_c + \beta \times f_d + \gamma \times f_p \quad (5)$$

Os coeficientes α , β e γ definem a contribuição de cada característica associada. Por exemplo, pode-se definir β e γ com o valor nulo, caso o conforto e o fator de carga não sejam características relevantes para o usuário. A função custo f_t pode, então, ser submetida a um otimizador para obtenção do agendamento.

A seguir detalha-se a técnica utilizada para o desenvolvimento do solucionador fazendo uso de estratégia computacional evolucionária.

4 Evolução Diferencial

Inicialmente desenvolvido no trabalho de (Storn and Price, 1995), Evolução Diferencial é um método de resolução de problemas de otimização que busca melhorar populações de soluções iterativamente. O algoritmo desenvolvido não requer que a função custo seja diferenciável, o que dispensa a utilização do método do gradiente, utilizado em

várias técnicas de otimização, como, por exemplo, o método quasi-newton e o método do gradiente descendente. Essa característica faz com que Evolução Diferencial possa realizar a otimização de uma enorme variedade de problemas (contínuos e não-contínuos) tornando-o um algoritmo extremamente versátil.

O algoritmo baseia-se em três passos principais: a inicialização, a mutação/*crossover* e a seleção. Inicialmente, devido a restrição em (4), a população inicial é gerada aleatoriamente dentro dos valores de janela para cada equipamento. No desenvolvimento, optou-se por utilizar valores gerados com probabilidades uniformemente distribuídas para todos os processos envolvendo aleatoriedade.

A ideia principal em Evolução Diferencial é a geração novas populações, as populações candidatas P_u , baseadas em valores da população atual, representada por P_x . P_x é composta por N_p vetores reais de dimensão D contendo indivíduos $x_{i,g}$, onde $i = 0, 1, \dots, N_p - 1$ representa um indivíduo específico na população e $g = 0, 1, \dots, g_{max}$ representa a geração a qual o vetor pertence. A população candidata P_u , contendo N_p vetores mutantes $u_{i,g}$ é gerada a partir da soma ponderada da diferença entre dois vetores membros da população ($x_{r1,g}$ e $x_{r2,g}$) com um terceiro vetor $x_{r0,g}$, conforme a equação (6).

$$u_{i,g} = x_{r0,g} + F \times (x_{r1,g} - x_{r2,g}) \quad (6)$$

Visando aumentar a diversidade dos parâmetros do novo vetor, aplica-se sobre ele, em uma taxa C_r , uma recombinação discreta dual entre seus valores e os valores da geração atual. Esse passo é descrito na equação (7) e também é comumente referenciado como *crossover*.

$$u_{j,i,g} = \begin{cases} u_{j,i,g} & \text{se } \text{alea}(0, 1) \leq C_r \\ x_{j,i,g} & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (7)$$

A probabilidade de *crossover* $C_r \in [0, 1]$ é definida pelo usuário e delimita a quantidade de parâmetros do indivíduo anterior que será copiado para um indivíduo da nova população. A função *alea*(0, 1) representa uma função que retorna um valor aleatório com probabilidade uniformemente distribuída.

Finalmente, realiza-se a seleção, comparando os valores da função custo para $u_{i,g}$ e $x_{i,g}$, conforme (8).

$$x_{i,g+1} = \begin{cases} u_{i,g} & \text{se } f_t(u_{i,g}) \leq f_t(x_{i,g}) \\ x_{i,g} & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (8)$$

O algoritmo repete-se entre (6), (7) e (8) sucessivamente até que um critério de parada seja alcançado, podendo ser definido como o número máximo de repetições ou um valor de erro.

5 Resultados

Para realização das simulações do agendamento, foram propostos dois cenários com diferentes tipos de agendamento. Na Tabela 2 são listadas as cargas elétricas e seus respectivos parâmetros de duração, perfil de carga, horário de início e término da janela e horário de preferência. A Figura 2 mostra o perfil tarifário adotado. Essa curva foi escolhida pois representa um perfil típico da utilização da tarifa branca e é composta de três períodos distintos: *fora de ponta*, *intermediário* e *de ponta*.

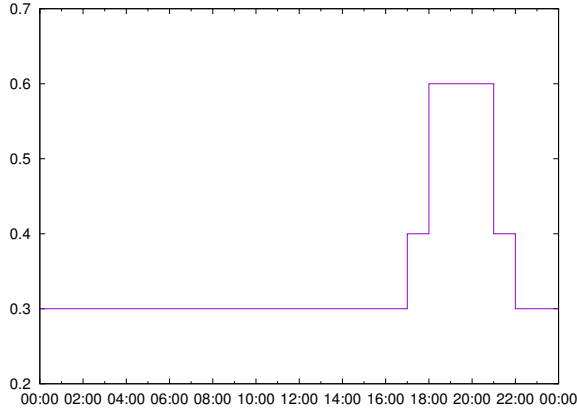


Figura 2: Tarifa branca considerada para as simulações.

Tabela 2: Lista de cargas e parâmetros de horário da simulação.

Carga	T_d^i	T_{ij}^k	T_{sw}^i	T_{ew}^i	T_p^i
01	10	[4.4, 4.4]	00:00	23:59	05:00
02	120	[1,...,1]	00:00	23:59	10:00
03	75	[1.3,...,1.3]	00:00	23:59	10:00
04	55	[0.13,...,0.51]	00:00	23:59	15:00
05	75	[2,...,2,2]	00:00	23:59	15:00
06	325	[1.1,...,1.1]	00:00	23:59	19:00
07	45	[0.9,...,0.9]	00:00	23:59	19:00
08	40	[0.368,...,0.368]	00:00	23:59	22:00
09	120	[0.736,...,0.736]	00:00	23:59	22:00

Para a simulação do primeiro cenário, o período de um dia foi discretizado com $M = 288$, assim, cada momento representa um intervalo de tempo de 5 minutos. Os parâmetros relacionados com o otimizador foram adotados como $C_r = 0.6$ e $F = 0.1$ com o critério de parada considerando um máximo de 3000 iterações. Os valores dos pesos das funções custos foram adotados com $\alpha = \beta = \gamma = 1$, sendo, portanto, realizada a otimização levando em consideração os três fatores: custo total do consumo, nível de conforto e fator de carga. Além disso, todas as cargas foram igualmente consideradas com relação ao nível de conforto adotando o coeficiente de conforto $w_i = 1$. A Figura 3 mostra a curva de carga antes e depois do agendamento. A Tabela 3 sumariza os valores finais obtidos.

Tabela 3: Resultados do cenário 1.

Critério	Inicial	Agendado
Custo Total	63.8114	56.6714
Conforto	0.305556	0.913208
Fator de Carga	0.119109	0.146179

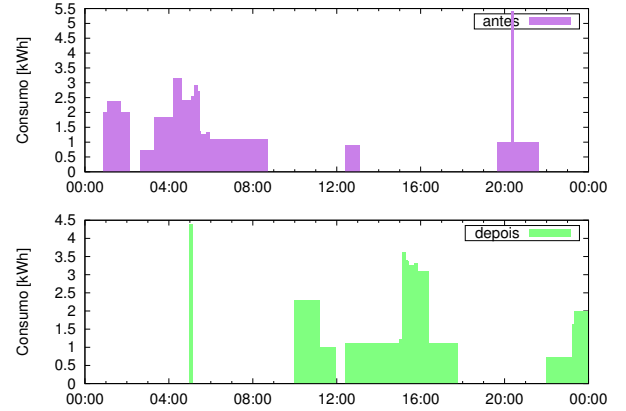


Figura 3: Consumo no cenário 1 antes e após o agendamento.

A Tabela 4 e a Figura 4 mostram os resultados da realização do agendamento em um novo cenário. O cenário 2 é similar ao cenário 1, porém, com a diferença em que a otimização do conforto é desligada. Ou seja, na simulação do cenário 2, considerou-se $\beta = 0$. Esse ajuste faz com que o otimizador não realize buscas em estados os quais os horário de início das cargas são direcionados ao horário de preferência. Na maioria dos casos esse tipo de arranjo trará maiores economias, pois permite ao otimizador uma maior liberdade na busca de novas soluções para o agendamento.

Tabela 4: Resultados do cenário 2.

Critério	Inicial	Agendado
Custo Total	63.8114	55.5714
Conforto	0.305556	0.482482
Fator de Carga	0.119109	0.146179

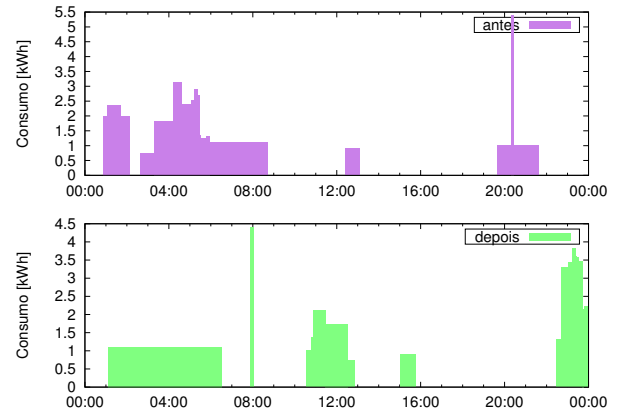


Figura 4: Consumo no cenário 2 antes e após o agendamento.

Observa-se através dos resultados das Tabelas 3 e 4 que o otimizador proposto responde apropriadamente ao cenário inicialmente desejado através da utilização do algoritmo Evolução Diferencial. No primeiro cenário, onde buscou-se uma otimização dos três critérios: custo total, conforto e fator de carga, o otimizador foi capaz de realizar uma economia de aproximadamente 11,2% elevando ainda o conforto para 91,3%. O cenário 2, permitindo ainda mais flexibilidade ao solucionador ao permitir a busca de estados onde as cargas podem estar distantes dos horários T_p^i , alcançou uma economia ainda maior, de aproximadamente 12,9%.

O fator de carga experimentou um acréscimo de 22% após o agendamento com relação a sua situação anterior para ambos os cenários. Isso se deve ao fato de ambas as simulações conseguirem evitar a sobreposição de diferentes cargas no mesmo instante de tempo, assim, mantendo o valor de pico o mesmo para ambas os cenários após o agendamento. Isso indica que, em cenários com vários picos, o otimizador, quando considerando o fator γ , é capaz de realizar o deslocamento desses picos para vales da curva do consumo. Essa característica, ainda que não seja uma característica tributável ao usuário residencial comum, torna-se um diferencial por diminuir o estresse sobre a infraestrutura do sistema elétrico.

6 Conclusões

Neste artigo uma estratégia utilizando Evolução Diferencial foi descrita e testada a fim de um agendamento de cargas ótimo utilizando como critério uma função de custo multi-objetiva capaz de realizar a melhoria de três fatores principais: o custo total do consumo de energia elétrica, o nível de conforto e o fator de carga. O agendamento é descrito para situações onde uma tarifa variável é aplicado e provê a possibilidade da redução do custo e de benefícios para o sistema elétrico.

A formulação do problema inicialmente proposta como uma combinação linear de três outras funções custos garante a flexibilidade do controle sobre o tipo de agendamento efetuado pelo usuário. Os coeficientes da combinação linear podem ser definidos como diferentes graus de importância sobre as características desejadas. Além disso, algumas restrições sobre o horário de início e um horário de preferência (horário alvo) são utilizados como indicações para o sistema de preferências do usuário, o que retorna em um agendamento mais funcional e complacente com as intenções do usuário.

Observa-se que o otimizador desenvolvido utilizando estratégias computacional evolucionárias é extremamente versátil e não restringe a sua aplicação a problemas quadráticos e/ou diferenciáveis. Além disso, o teste realizado nas simulações mos-

tra que o agendamento final é capaz de reduzir consideravelmente os custos mantendo o nível de conforto e o fator de carga em níveis superiores.

Em trabalhos futuros deseja-se introduzir como parte do agendamento a geração local de energia elétrica por parte do consumidor. Assim, além da realização do agendamento com base nas informações advindas da concessionária, a predição, o armazenamento e o uso da geração local influenciariam diretamente no custo total a ser otimizado.

Agradecimentos

Os autores agradecem aos membros do grupo de pesquisa GPEC, as agências de apoio CAPES e CNPq (310732/2015-8 e 480512/2013-2) e a Energia Pecém pelo apoio para realização deste trabalho.

Referências

- ANEEL (2016). Tarifa branca, <http://www.aneel.gov.br/sala-de-imprensa-exibicao/-/asset_publisher/XGPXSqdMFHrE/content/aneel-aprova-tarifa-branca-nova-opcao-para-os-consumidores-a-partir-de-2018/656877>. Acessado em: 29 de Janeiro de 2018.
- Bezerra, P., Alburquerque, P., Athayde, B. and Barroso, G. (2015). A smart home controller using an integer programming approach for the optimization of consumer economic saving and comfort, *XII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente*.
- Muhammad, Q., Alan, G., Mickael, M. and Santiago, G. (2017). Implementation of home energy management system with optimal load scheduling based on real-time electricity pricing models, *2017 IEEE 7th International Conference on Consumer Electronics*.
- Qayyum, F. A., Naeem, M., Khwaja, A. S., Anpalagan, A., Guan, L. and Venkatesh, B. (2015). Appliance scheduling optimization in smart home networks, *IEEE Access (Volume: 3)*.
- Siebert, L. C., Aoki, A. R., Yamakawa, E. K. and Toledo, F. O. (2012). Gerenciamento pelo lado da demanda em redes inteligentes utilizando algoritmos genéticos, *Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos 2012*.
- Storn, R. and Price, K. (1995). Differential evolution - a simple and efficient adaptive scheme for optimization over continuous spaces, *Technical Report TR - 95-012, ICSI*.

Veras, J., Pinheiro, P., Silva, I. and Rabelo, R. (2017). A demand response optimization model for home appliances load scheduling, *2017 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)* .