

Estratégias de Operação para Sistemas de Armazenamento de Energia conectados a Rede Elétrica de Distribuição

Bruna C. Ferreira* Francisco C. R. Coelho* Wesley Peres*
Junior N. N. Costa* Victor F. Carvalho*

* Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica (PPGEL/UFSJ/CEFET-MG), Departamento de Engenharia Elétrica (DEPEL), Universidade Federal de São João del-Rei (UFSJ), São João del-Rei, MG, Brasil (e-mails: bruna.cfpta@hotmail.com; franciscocoelho@ufsj.edu.br; wesley.peres@ufsj.edu.br; juniornatanncosta@gmail.com; victorferreiracarvalho@hotmail.com).

Abstract: The costs of large storage systems have been decreasing consistently over the past decade. Thus, employing this technology to improve the operation and planning of electrical power systems is getting economically viable. In this work, having storage resources available, some possible benefits to the network are investigated considering photovoltaics distributed generation. Two battery storage management systems are presented and compared, aiming to reduce the substation's peak load and improve the voltage profile during 24 hours. The first method is based on defining threshold values of the substation imported power. Thus, those power limits trigger the charge or discharge mode on the battery asset. The second operation strategy relies on a multiobjective optimization formulation, to be solved by the Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II). All simulations are carried out on MATLAB and OpenDSS environments. Applying the methodology on the IEEE 34-bus test system point that benefits to the grid can be obtained by relatively simple management logic, like the charge/discharge trigger, based on substation power. However, improved gains are found when the problem is formulated and solved by an optimization approach.

Resumo: O avanço tecnológico e a redução dos custos dos sistemas de armazenamento tem avançado de modo a permitir o seu emprego em sistemas elétricos de potência. No presente trabalho, investigam-se as possibilidades de uso de sistemas de armazenamento de energia para obtenção de benefícios para a rede elétrica de distribuição, na presença de Geração Distribuída (GD) fotovoltaica. Propõe-se a comparação de duas estratégias de operação para um banco de baterias, visando a redução do pico de demanda na subestação e a melhoria no perfil de tensão da rede ao longo de 24 horas. A primeira estratégia é baseada em gatilhos de demanda na subestação, de forma que valores limite para importação de potência determinam a ativação do modo carga ou descarga do banco de baterias. A segunda estratégia apresentada conta com a formulação de um problema de otimização multiobjetivo a ser resolvido pela metaheurística NSGA-II (*Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II*). As simulações realizadas utilizando o sistema teste IEEE 34 barras e são conduzidas nos ambientes dos *softwares* MATLAB e OpenDSS. Os resultados indicam que é possível a obtenção de ganhos operativos por meio de lógicas de operação relativamente simples, como no caso dos gatilhos de demanda. Porém, ganhos mais significativos para a rede são obtidos quando o problema é abordado do ponto de vista da otimização.

Keywords: Distributed Generation; Photovoltaic Energy; NSGA-II; OpenDSS.

Palavras-chaves: Geração Distribuída; Energia Solar Fotovoltaica; NSGA-II; OpenDSS.

1. INTRODUÇÃO

A diversificação da matriz elétrica é um dos fatores que confere segurança de fornecimento de energia a um sistema elétrico de grande porte, como o brasileiro. A partir de 2004, com a implementação do Programa de Incentivos às Fontes Alternativas de Energia (Proinfa), a matriz elétrica brasileira vem ficando mais diversa (EPE, 2021). Desde então, com o fomento governamental e os avanços tecnológicos, muitas unidades de geração distribuída (GD), como as solares fotovoltaicas, passaram a ser instaladas nas redes de distribuição. A GD pode ocasionar benefícios que vão além da ampliação da oferta de energia elétrica na rede, incluindo melhorias operativas para a rede, adiamento de investimentos de infraestrutura e redução da pegada de carbono do setor elétrico como um todo (Uddin et al., 2018).

Embora forneça energia renovável e seja economicamente viável atualmente, a GD fotovoltaica não permite, isoladamente, o controle de sua geração de energia. Trata-se de uma fonte intermitente, cuja potência produzida depende, em suma, dos níveis de radiação solar e da temperatura ambiente, acarretando desafios técnicos, regulatórios e econômicos para os agentes do setor (Atwa and El-Saadany, 2010). Do ponto de vista técnico-operativo, o aumento da capacidade instalada proveniente de unidades de GD tem produzido estudos e investimentos em sistemas de gestão da energia envolvendo dispositivos de armazenamento (Li et al., 2016), (Lucas and Chondrogiannis, 2016), (Oh and Son, 2020). Atualmente, a Califórnia é líder global no emprego de sistemas de armazenamento de energia para contrabalançar a intermitência das fontes solar fotovoltaica e eólica. Dentre os diversos empreendimentos existentes na região, destaca-se um sistema de 182,5 MW produzidos por 256 unidades de baterias (BBC Future, 2020).

O uso de sistemas de armazenamento para soluções em larga escala no sistema elétrico de potência depende, principalmente, da redução dos custos de fabricação e da elevação da vida útil, em se tratando de baterias. Ambos os aspectos apresentam boas perspectivas para a próxima década (Zubi et al., 2020). Pesquisas recentes tem investigado o uso de baterias para a maximização do aproveitamento dos recursos energéticos disponíveis, tanto no sentido do equilíbrio entre geração e demanda, quanto para o fornecimento de serviços ancilares, como regulação de tensão e frequência (Joshi et al., 2018), (Nick et al., 2017). A obtenção de ganhos energéticos e operativos, no entanto, não depende simplesmente da existência do sistema de armazenamento conectado à rede. Por este motivo, trabalhos tem formulado abordagens de otimização nos quais a operação dos dispositivos de armazenamento é cuidadosamente planejada (Wang et al., 2015) e (Nottrott et al., 2013). Como exemplo, cita-se a pesquisa realizada em (Shi et al., 2017), na qual o objetivo é a redução do pico de demanda na subestação, para alívio de equipamentos e redução dos custos com compra de energia. A estratégia de operação proposta é a definição de um valor limite para a demanda, cuja extrapolação ativa a descarga de baterias, enquanto o carregamento ocorre nos períodos de demanda abaixo deste valor. Uma das conclusões deste trabalho é que a estratégia proposta

não é eficaz para longos períodos de pico de demanda na subestação.

O objetivo deste trabalho é analisar as possibilidades de obtenção de benefícios para a rede por meio de sistemas de armazenamento (baterias eletroquímicas), considerando a presença de GD fotovoltaica. Visando a redução do pico de demanda na subestação e melhorias no perfil de tensão ao longo de 24 horas, comparam-se duas estratégias de operação para um banco de baterias. A primeira abordagem é baseada em valores limite de demanda (gatilhos) para carga ou descarga do elemento armazenador. A segunda estratégia consiste na programação das curvas de carga e descarga via formulação de um problema de otimização multiobjetivo, a ser resolvido pela metaheurística NSGA-II. A avaliação da metodologia é realizada por meio de sua aplicação ao sistema teste IEEE 34 barras, cuja demanda nominal é aproximadamente 2,02 MW.

2. METODOLOGIA

O *software* OpenDSS é um programa de código aberto para criação de modelos de sistemas de distribuição de energia elétrica. Em 2014 a ANEEL, por meio de sua nota técnica n°0104/2014-SRD, passou a recomendar este *software* para os estudos de fluxo de potência e cálculo de perdas regulatórias por parte das distribuidoras de energia elétrica. Dentre as principais características do OpenDSS, destacam-se sua relativa simplicidade de programação, alta precisão dos resultados numéricos, eficiência computacional e capacidade de cálculos de fluxo de potência sequenciais no tempo (Dugan and McDermott, 2011).

2.1 O Modelo de Geração Fotovoltaica

No OpenDSS, o modelo do sistema fotovoltaico faz parte da classe de elementos de conversão de energia, que engloba cargas e geradores. Todos estes elementos são baseados em equivalentes de Norton. A Figura 1 apresenta o diagrama esquemático do modelo que combina módulo fotovoltaico e conversor de frequência. Em termos numéricos, a potência injetada na rede de distribuição depende da potência nominal do arranjo fotovoltaico, da irradiação, da temperatura e da eficiência do conversor de frequência. Outras informações de entrada são necessárias para que o OpenDSS componha o modelo, como a tensão nominal, número de fases, conexão (delta ou estrela, se trifásico) e fator de potência. Este último pode ser manipulado respeitando-se a capacidade do inversor. A potência ativa fornecida é dada pelas equações abaixo:

$$P_{DC}(t) = P_{mpp}(1kW/m^2) \cdot irradi(t) \cdot irradi_b \cdot P_{mpp}(T(t)) \quad (1)$$

$$P_{AC}(t) = P_{DC}(t) \cdot Eff(P_{DC}(t)) \quad (2)$$

Onde $P_{mpp}(1kW/m^2)$ corresponde à potência nominal do arranjo fotovoltaico no ponto de máxima potência a uma irradiação de $1kW/m^2$ e uma dada temperatura; $irradi(t)$ é a irradiação em pu no tempo t , utilizada como multiplicador para modificar a irradiância de base; $irradi_b$ é a irradiação base; $P_{mpp}(T(t))$ é o fator de correção de potência gerada em função da temperatura em um dado instante t ; e $Eff(P_{DC}(t))$ é a eficiência do inversor em função da potência do arranjo fotovoltaico. Já a potência

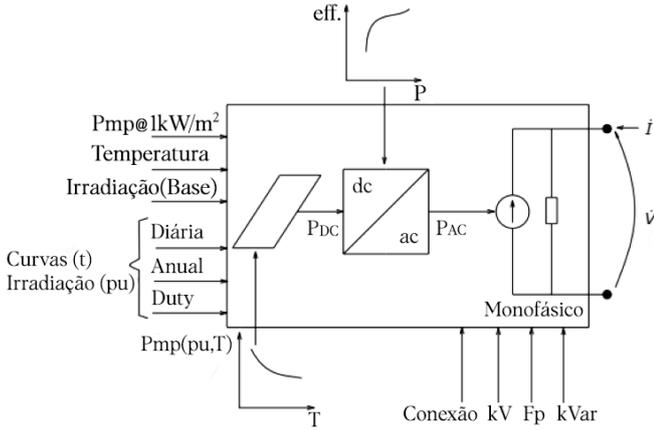


Figura 1. Diagrama esquemático do painel fotovoltaico no OpenDSS (Radatz, 2015)

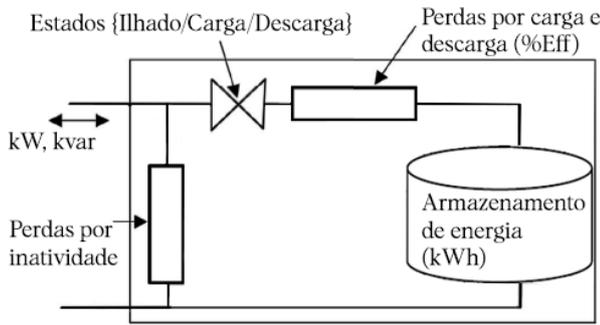


Figura 2. Diagrama esquemático do sistema de armazenamento no OpenDSS (Radatz, 2015)

reativa é definida separadamente por um kvar fixo ou através do fator de potência.

2.2 Modelo do Sistema de Armazenamento

O sistema de armazenamento do OpenDSS, apresentado na Figura 2, não é modelado de forma a representar alguma tecnologia em particular. Mesmo as simulações sequenciais no tempo são em regime permanente, permitindo a representação de diferentes tecnologias via diferentes eficiências de carga, descarga ou inatividade do elemento armazenador. Neste trabalho, o sistema de armazenamento considerado é um banco de baterias que, assim como o sistema fotovoltaico, faz interface com a rede elétrica de distribuição via um Norton equivalente. Ainda, destaca-se a possibilidade de se trabalhar com fator de potência diferente de um, a depender do conversor de frequência. A energia armazenada $E(t)$ na bateria é calculada através da potência extraída ou injetada no armazenador de energia no intervalo de tempo entre a solução do instante de tempo anterior ($t - 1$) e do instante atual (t). A equação (3) corresponde a energia armazenada durante o carregamento, e a equação (4) durante o descarregamento. A potência de entrada $P_{in}(t)$ e de saída $P_{out}(t)$, juntamente com as perdas e eficiência, definem a energia armazenada no sistema.

$$E(t) = E(t - 1) + (P_{in}(t) - Perdas(t)) \cdot \eta \cdot \Delta t \quad (3)$$

$$E(t) = E(t - 1) - \frac{P_{out}(t) + Perdas(t)}{\eta} \cdot \Delta t \quad (4)$$

Existem diferentes modos de operação para o sistema de armazenamento no OpenDSS. Neste trabalho, o modo de gatilhos de demanda na subestação para carga e descarga (ChargeTrigger e DischargeTrigger) será comparado à curvas de carga e descarga pré-programadas (chamado modo Follow). Ressalta-se que o primeiro modo é mais simples, no qual basta a definição de valores limites que ativam a operação do banco de baterias em determinado sentido, enquanto a definição da operação no modo Follow se dá via otimização multiobjetivo, detalhada na próxima seção.

2.3 Formulação do Problema de Otimização Multiobjetivo

Visando o aproveitamento máximo dos benefícios que o sistema de armazenamento pode oferecer em termos de redução do pico de demanda e melhorias no perfil de tensão, propõem-se uma abordagem multiobjetivo para determinação da operação ótima do banco de baterias, ao longo de 24 horas. Para este modo de operação, em específico, assume-se que as curvas de carga do dia seguinte são conhecidas, possibilitando a programação prévia da operação do banco de baterias nos moldes a seguir apresentados. Técnicas de previsão de carga *day-ahead* tem sido aplicadas com sucesso, viabilizando este tipo de formulação para o problema (Shi et al., 2017).

Apresentam-se os dois objetivos considerados nas equações (5) e (6), sendo que o horizonte de simulação T está dividido em intervalos discretos $t \in \{1, 2, \dots, T\}$, enquanto as barras possuem índice $j \in \{1, 2, \dots, N\}$ e as fases $\phi \in \{1, 2, 3\}$.

$$\text{Min } f_1 = \max (P_{SE}^{\phi,t}) \quad (5)$$

$$\text{Min } f_2 = \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^N \sum_{\phi=1}^3 \Delta V_j^{\phi,t} \quad (6)$$

Onde $P_{SE}^{\phi,t}$ a potência ativa importada na subestação de distribuição. Os desvios das tensões nodais com relação aos seus limites mínimo V_{\min} e máximo V_{\max} são definidos como:

$$\Delta V_j^{\phi,t} = \begin{cases} V_j^{\phi,t} - V_{\max}, & \text{se } V_j^{\phi,t} > V_{\max} \\ V_{\min} - V_j^{\phi,t}, & \text{se } V_j^{\phi,t} < V_{\min} \\ 0 & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (7)$$

Sujeito a,

$$SoC_{\min} \leq SoC_t \leq SoC_{\max} \quad (8)$$

$$E_B \cdot |SoC_t - SoC_{t-1}| \leq P_{\max} \cdot \tau \quad (9)$$

$$P_{SE}^{\phi,t} \geq 0 \quad (10)$$

A restrição apresentada na equação (8) trata dos limites que o estado de carga (*State of Charge*) SoC_t pode assumir. A equação (9) visa garantir que o estado de carga entre intervalos subsequentes seja menor que o permitido pela potência máxima P_{\max} , onde E_B é a capacidade de armazenamento de energia nominal do banco de baterias e τ a duração do intervalo de simulação. Por fim, a restrição (10) impede a reversão de fluxo de potência ativa na subestação. Para fins de objetividade na apresentação da metodologia, as restrições de balanço de potência (incluindo perdas) entre subestação, cargas, sistemas fotovoltaicos e

banco de baterias formam omitidas. O atendimento a estas restrições decorre da convergência do algoritmo de cálculo do fluxo de carga implementado no OpenDSS.

2.4 NSGA-II

O algoritmo evolutivo NSGA-II (Deb et al., 2002) é uma das técnicas de otimização mais recorrentes na literatura em se tratando de problemas multiobjetivo. Sua lógica de funcionamento é semelhante à do algoritmo genético tradicional, ou seja, trata-se de um algoritmo populacional baseado na evolução de um conjunto de soluções ao longo de iterações. Dentre as principais diferenças, consta a forma de avaliação da qualidade de cada uma das soluções. Visto que o problema apresenta mais de um objetivo, não é possível atribuir um indicador de qualidade único atrelado a um dos objetivos, apenas. As soluções são comparadas, portanto, (i) em termos do conceito de dominância, que consiste na apresentação de melhor ou igual valor de qualidade para todos os objetivos simultaneamente; e (ii) em relação à diversidade que a solução introduz no conjunto, ou população. Como no trabalho aqui desenvolvido dois objetivos são considerados, as soluções finais podem ser retratadas via curva de Pareto em um plano cartesiano. Verifica-se que as soluções apresentadas são não-dominadas. Isto é, sendo determinada solução de pior qualidade em face a um dos objetivos quando comparada à outra solução, a primeira é necessariamente melhor em relação ao outro objetivo.

3. RESULTADOS

3.1 Parâmetros de Simulação

A avaliação da metodologia é realizada por meio de sua aplicação ao sistema de distribuição real IEEE 34 barras, apresentado na Figura 3. Trata-se de um alimentador composto por linhas trifásicas e monofásicas, que alimentam 2058,6 kVA de cargas concentradas e distribuídas, cuja tensão nominal de operação é 24,9 kV (IEEE PES, 2021). Adicionalmente, o alimentador dispõe de dois reguladores de tensão em linha, um transformador em linha para uma seção curta de 4,16 kV, e dois capacitores em derivação nas barras 844 e 848. Em termos operativos, os limites de magnitude de tensão para este alimentador se situam entre 0,93 e 1,05 pu (ANEEL, 2018).

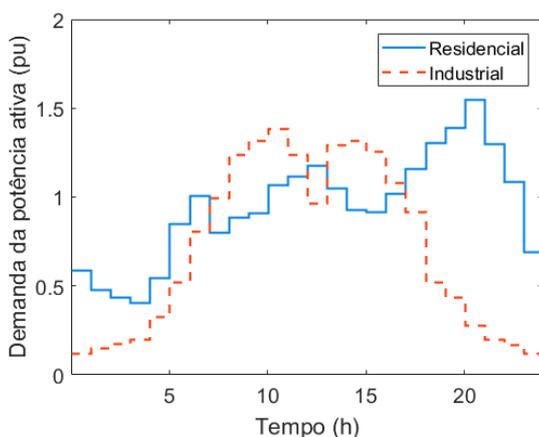


Figura 4. Curva de carga.

O período de simulação considerado para análise da operação do banco de baterias é de 24 horas, discretizadas em intervalos de uma hora. Portanto, é necessária a definição de curvas de demanda para as cargas ao longo do dia. A Figura 4 mostra um perfil de consumo residencial e outro industrial (Coelho et al., 2020), cujos dados estão no Apêndice B. As cargas conectadas aos barramentos 844 e 890 são consideradas industriais, enquanto as demais seguem a curva residencial.

Com o intuito de se levar em conta os efeitos da inserção de GD renovável na rede, unidades geradoras fotovoltaicas foram conectadas de forma aleatória ao IEEE 34 barras original. Além da alocação randômica, a imprevisibilidade da penetração de GD na rede também foi simulada pela variação da potência instalada, que ficou entre 1,8kW e 60kW, totalizando cerca de 50% da demanda nominal da rede. Tendo em vista que o sistema de armazenamento tem a função de prestar serviços ancilares a rede, escolheu-se alocar um único banco de baterias, de 2 MWh de capacidade de armazenamento, e 500 kW de potência nominal, conectado na barra 890. Destaca-se que esta barra fica relativamente distante da subestação e apresenta problemas de tensão abaixo dos limites em vários períodos do dia.

Toda a implementação computacional foi realizada nos softwares MATLAB 2010a e OpenDSS versão 9.2.0.1, em um processador Intel Core i7, 1.80 GHz e 8 GB de memória RAM. É importante mencionar que o NSGA-II, implementado no MATLAB contou com 450 indivíduos (soluções) realizando o processo de busca por 600 iterações. Cada execução do algoritmo dura por volta de 78 minutos, já a simulação cuja operação da bateria é determinada pelos gatilhos de demanda dura 10 segundos, pois produz uma única solução, que é obtida diretamente via OpenDSS.

3.2 Comparação Entre Gatilhos de Demanda e NSGA-II

Por meio de duas formas de planejamento da operação do sistema de armazenamento, pretende-se extrair benefícios para a rede de distribuição. Mais especificamente, deseja-se a redução do pico de demanda ao longo de 24 horas e a atenuação dos desvios de tensão em todas as barras e fases do sistema ao longo do mesmo período.

Para que os resultados destas grandezas sejam devidamente comparados, é preciso realizar a escolha de uma das soluções fornecidas pelo NSGA-II, pois, conforme descrito na seção 2.4, este algoritmo apresenta um conjunto de soluções eficientes vindos da formulação multiobjetivo. A Figura 5 apresenta o conjunto de Pareto ótimo fornecido pela metaheurística. Pico de importação de energia na subestação e média de tensões extrapoladas em todo o sistema podem ser observados nos eixos 'x' e 'y', respectivamente, ambas as grandezas em pu tendo como referência o caso base. Enfatiza-se que o caso base aqui considerado inclui as unidades de GD fotovoltaica. Para fins de comparação, escolheu-se uma solução intermediária, na qual o pico de demanda na subestação é reduzido de 1892,4 kW para 1723,6 kW (0,91pu), e a média das extrapolações de tensão é reduzida de 0,665 pu para 0,105 pu.

Em relação à operação do sistema de armazenamento pela lógica de gatilhos, os únicos parâmetros que precisam ser

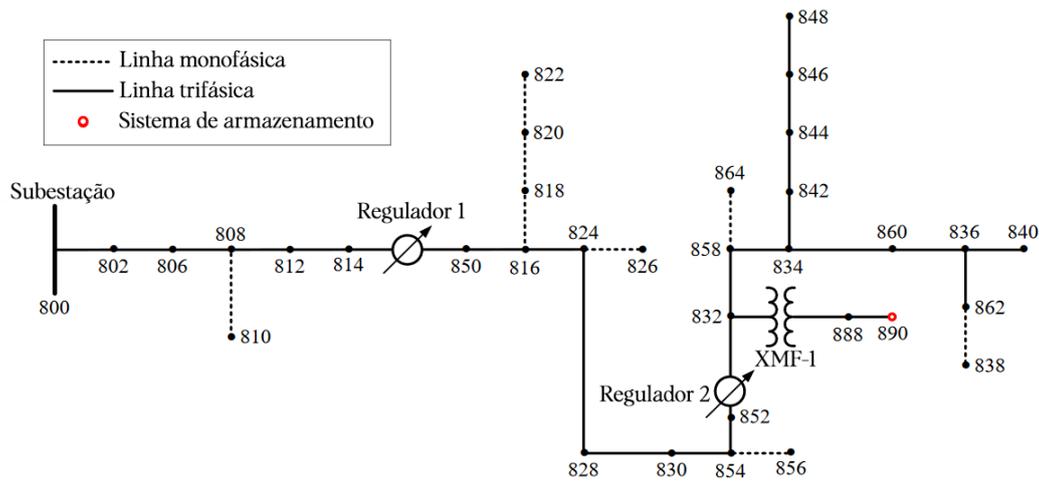


Figura 3. Diagrama unifilar do alimentador teste IEEE 34 barras. Adaptado de (IEEE PES, 2021).

definidos previamente são os limites superior e inferior de demanda, que determinam se o banco de baterias deve entrar em seu modo de carga ou descarga. Neste trabalho, os valores escolhidos são 1723 kW para que a injeção da energia armazenada seja ativada, e 1450kW para que as baterias passem a drenar energia da rede.

A Figura 6 mostra como fica a curva de potência importada na subestação ao longo de um dia no caso base, isto é, sem o sistema de armazenamento, em comparação com as duas estratégias de operação para o banco de baterias. Nota-se que ambas as técnicas foram capazes de reduzir o pico de demanda em aproximadamente 0,1 pu, o que pode representar o alívio de equipamentos operando em seus limites e a postergação de investimentos em expansão da capacidade de fornecimento da rede. A solução do NSGA-II é ligeiramente mais efetiva na redução do pico. Ressalta-se que outras características poderiam ser obtidas pela troca da solução escolhida da curva de Pareto exibida na Figura 5. Porém, qualquer ganho em relação a este objetivo implicaria em degradação do outro (melhoria da tensão).

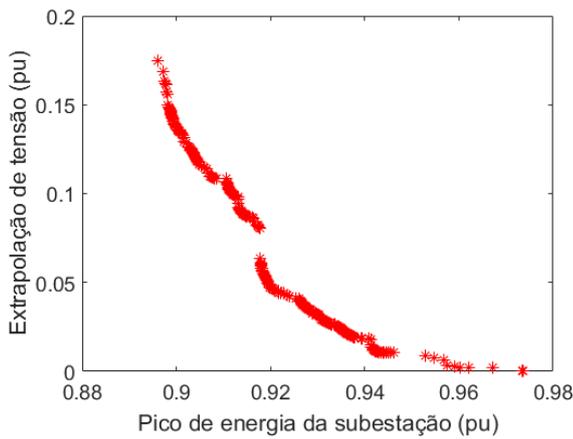


Figura 5. Curva de Pareto.

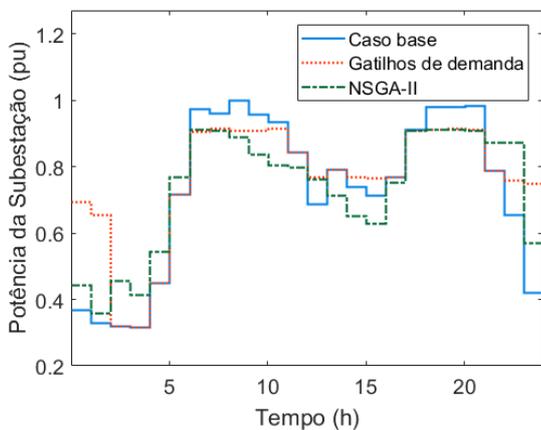


Figura 6. Potência importada da subestação.

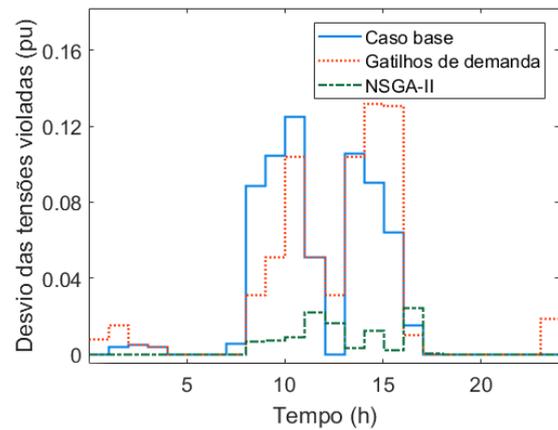


Figura 7. Módulo do desvio das tensões violadas (pu).

O efeito do sistema de armazenamento em comparação com o caso base está apresentado na Figura 7. Em relação a esta melhoria para a rede, pode-se concluir que o planejamento da operação via NSGA-II é significativamente mais efetivo em relação à lógica de gatilhos de demanda. Em relação a este objetivo, fica claro o potencial de contribuição para a rede que uma formulação matemática multiobjetivo pode oferecer. De certa forma, era esperado que a lógica de gatilhos para carga e descarga fosse mais efetiva quanto à redução do pico de demanda da rede, já que a operação do

Caso base	Gatilhos de Demanda	NSGA-II	
		Média	Desvio Padrão
3729,341 kWh	3979,493972 kWh	3343,00 kWh	31.582 kWh

Tabela 1. Perdas do sistema em kWh.

sistema de armazenamento, neste caso, está diretamente vinculada à grandeza importação de potência.

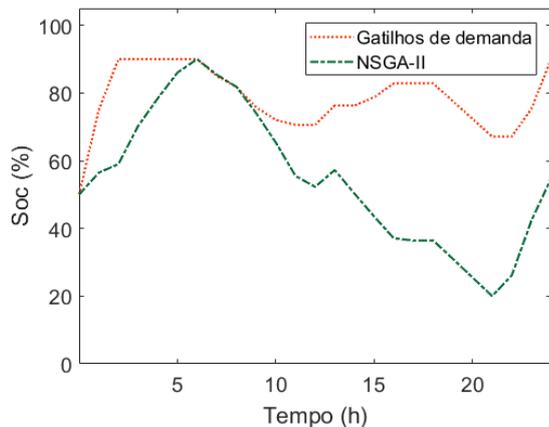


Figura 8. SoC (%).

A Figura 8 apresenta o estado de carga SoC_t ao longo do período simulado para as duas estratégias de operação. Trata-se de uma questão importante já que é esperado que o sistema de armazenamento seja utilizado nos dias subsequentes com a mesma finalidade. Este aspecto do problema pode ser explorado via simulações sequenciais no tempo considerando períodos mais longos, como semanas, por exemplo, ou por meio da inserção restrições para o SoC_T na formulação do problema de otimização. Ambas as estratégias contaram com o mesmo recurso em termos de SoC_0 , carregamento inicial restrito a 50 %.

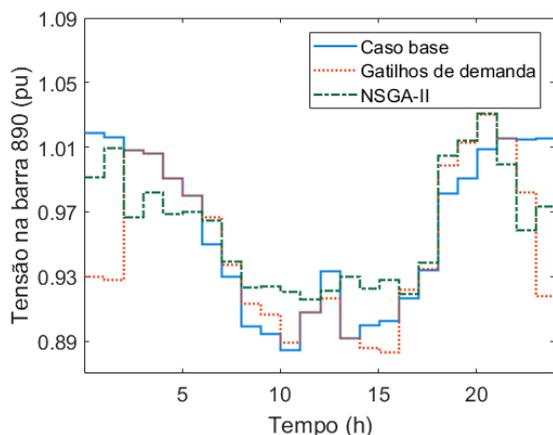


Figura 9. Tensão na barra 890 (fase A) ao longo do dia em pu.

Visando a verificação dos efeitos locais que o sistema de armazenamento produz na tensão, a Figura 9 mostra a tensão na fase A, em pu, na barra 890, ao longo das 24 horas consideradas. É possível observar neste caso que a tensão cai abaixo de 0,9 pu nos momentos críticos de

carga tanto no caso base quanto pela lógica de gatilhos de demanda. Apenas a solução proveniente do NSGA-II foi capaz de manter a tensão acima de 0.91 pu durante a simulação.

Por fim, investigam-se os efeitos que as metodologias em comparação produzem nas perdas de energia nesta rede de distribuição. Apesar de não ser um dos benefícios explicitamente procurados neste trabalho, a Tabela 1 mostra que a estratégia de operação de um sistema de armazenamento pode ter efeitos consideráveis nas perdas de energia. Enquanto a operação baseada nos gatilhos de demanda elevam as perdas em relação ao caso base, as soluções oferecidas pelo NSGA-II apresentam uma alta economia de energia ao longo de um dia, em média. O baixo desvio padrão atesta que existe uma tendência de redução nas perdas de energia independente da solução de Pareto escolhida.

4. CONCLUSÃO

O aumento da penetração de geração distribuída renovável e a perspectiva de viabilidade econômica dos sistemas de armazenamento tem incentivado o desenvolvimento de trabalhos de pesquisa no tema. Neste trabalho, propôs-se uma comparação entre duas estratégias operativas para um sistema de armazenamento cuja função é auxiliar a rede em termos da redução do pico de demanda na subestação e prover melhorias no perfil de tensão. Observa-se que Ambas as estratégias reduzem o pico de potência importada. Contudo, o NSGA-II consegue melhorar a tensão de forma mais evidente em relação à estratégia de gatilhos que, por outro lado, finaliza o período de simulação com maior quantidade de energia armazenada. No cenário considerado, as estratégias afetam as perdas de energia de forma distinta. Enquanto o NSGA-II reduz as perdas de energia em praticamente todas as soluções fornecidas, a estratégia de gatilhos aumenta estas perdas. Como possibilidades para trabalhos futuros, considera-se a inclusão de outros objetivos na formulação do problema e a avaliação do desempenho de outros algoritmos de otimização.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem à FAPEMIG, CAPES, CNPq e PPGEL/UFSJ pelo auxílio financeiro.

REFERÊNCIAS

- ANEEL (2018). Procedimentos de distribuição de energia elétrica no sistema elétrico nacional, módulo 8: Qualidade de energia. 8, p. 88.
- Atwa, Y.M. and El-Saadany, E.F. (2010). Optimal Allocation of ESS in Distribution Systems With a High Penetration of Wind Energy. *IEEE Transactions on Power Systems*, 25(4), 1815–1822. doi:10.1109/TPWRS.2010.2045663. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/5438853/>.

BBC Future (2020). As baterias que podem tornar o petróleo coisa do passado. Disponível em: <https://www.bbc.com/portuguese/vert-fut-55843450>. Acesso em: 06-Junho-2021.

Coelho, F.C., Peres, W., Júnior, I.C.S., and Dias, B.H. (2020). Empirical continuous metaheuristic for multiple distributed generation scheduling considering energy loss minimisation, voltage and unbalance regulatory limits. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 14(16), 3301–3309.

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.

Dugan, R.C. and McDermott, T.E. (2011). An open source platform for collaborating on smart grid research. In *2011 IEEE Power and Energy Society General Meeting*, 1–7. doi:10.1109/PES.2011.6039829.

EPE (2021). Empresa de pesquisa energética. BEN - séries históricas completas. Disponível em: <https://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/BEN-Series-Historicas-Completas>. Acesso em: 05-Junho-2021.

IEEE PES (2021). Distribution test feeders. Disponível em: <https://site.ieee.org/pes-testfeeders/>. Acesso em: 06-Junho-2021.

Joshi, K.A., Pindoriya, N.M., and Srivastava, A.K. (2018). A two-stage fuzzy multiobjective optimization for phase-sensitive day-ahead dispatch of battery energy storage system. *IEEE Systems Journal*, 12(4), 3649–3660.

Li, Q., Ayyanar, R., and Vittal, V. (2016). Convex optimization for des planning and operation in radial distribution systems with high penetration of photovoltaic resources. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 7(3), 985–995.

Lucas, A. and Chondrogiannis, S. (2016). Smart grid energy storage controller for frequency regulation and peak shaving, using a vanadium redox flow battery. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 80, 26–36.

Nick, M., Cherkaoui, R., and Paolone, M. (2017). Optimal planning of distributed energy storage systems in active distribution networks embedding grid reconfiguration. *IEEE Transactions on Power Systems*, 33(2), 1577–1590.

Nottrott, A., Kleissl, J., and Washom, B. (2013). Energy dispatch schedule optimization and cost benefit analysis for grid-connected, photovoltaic-battery storage systems. *Renewable Energy*, 55, 230–240.

Oh, E. and Son, S.Y. (2020). Theoretical energy storage system sizing method and performance analysis for wind power forecast uncertainty management. *Renewable Energy*, 155, 1060–1069.

Radatz, P. (2015). Modelos avançados de análise de redes elétricas inteligentes utilizando o software opendss. *São Paulo*.

Shi, Y., Xu, B., Wang, D., and Zhang, B. (2017). Using battery storage for peak shaving and frequency regulation: Joint optimization for superlinear gains. *IEEE Transactions on Power Systems*, 33(3), 2882–2894.

Uddin, M., Romlie, M.F., Abdullah, M.F., Abd Halim, S., Abu Bakar, A.H., and Chia Kwang, T. (2018). A review on peak load shaving strategies.

Renewable and Sustainable Energy Reviews, 82(August 2017), 3323–3332. doi:10.1016/j.rser.2017.10.056. URL <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.10.056><https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1364032117314272>.

Wang, Y., Tan, K., Peng, X.Y., and So, P.L. (2015). Co-ordinated control of distributed energy-storage systems for voltage regulation in distribution networks. *IEEE transactions on power delivery*, 31(3), 1132–1141.

Zubi, G., Adhikari, R.S., Sánchez, N.E., and Acuña-Bravo, W. (2020). Lithium-ion battery-packs for solar home systems: Layout, cost and implementation perspectives. *Journal of Energy Storage*, 32, 101985.

Apêndice A. PARÂMETROS DO ELEMENTO PVSYSYSTEM

Hora	Irrad	Temp	Hora	Irrad	Temp
1	0	25	13	1	60
2	0	25	14	1	60
3	0	25	15	0,99	55
4	0	25	16	0,9	40
5	0	25	17	0,7	35
6	0	25	18	0,4	30
7	0,1	25	19	0,1	25
8	0,2	25	20	0	25
9	0,3	35	21	0	25
10	0,5	40	21	0	25
11	0,8	45	22	0	25
12	0,9	50	23	0	25

Tabela A.1. Curva de irradiação e temperatura do painel PVSystem.

Fator de correção		Eficiência do inversor	
X	Y	X	Y
0	1,2	0,1	0,86
25	1,0	0,2	0,9
75	0,8	0,4	0,93
100	0,6	1,0	0,97

Tabela A.2. Fator de correção da potência para diferentes temperaturas e curva de eficiência do inversor

Apêndice B. PARÂMETROS DAS CARGAS

Hora	Residencial	Industrial	Hora	Residencial	Industrial
1	0,59	0,12	13	1,18	0,96
2	0,48	0,15	14	1,05	1,29
3	0,44	0,17	15	0,93	1,32
4	0,41	0,20	16	0,92	1,25
5	0,55	0,32	17	1,02	1,08
6	0,85	0,52	18	1,16	0,92
7	1,01	0,80	19	1,31	0,52
8	0,80	1,0	20	1,39	0,44
9	0,89	1,24	21	1,55	0,28
10	0,91	1,32	21	1,3	0,2
11	1,07	1,38	22	1,09	0,16
12	1,12	1,24	23	0,69	0,12

Tabela B.1. Curvas de carga industrial e residencial.