LVI SBPO SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL
DE 04 ATÉ 07 NOVEMBRO 2024
FORTALEZA | CEARÁ

OTIMIZAÇÃO DO PLANEJAMENTO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA COM PENETRAÇÃO DE FONTES DE GERAÇÃO FOTOVOLTAICAS E VEÍCULOS ELÉTRICOS

Luís E. M. Madeira[1], Jonathan A. Marcelo[1,2], Juan M. Home-Ortiz[1,2], José R. S. Mantovani[1]
[1]Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho" – UNESP
Departamento de Engenharia Elétrica
Ilha Solteira SP
[2]Escola Politécnica da Universidade de São Paulo – USP
São Paulo SP
luis.madeira@unesp.br, jp.marcelo@unesp.br, juan.home@usp.br, mant@dee.feis.unesp.br

RESUMO

Neste trabalho apresenta-se uma metodologia para o planejamento da operação de médio prazo de sistemas de distribuição de energia elétrica tendo como objetivos a otimização dos custos e regulação de tensão. As medidas de planejamento consideradas são a alocação de bancos de capacitores *shunt*, painéis fotovoltaicos e sistemas de armazenamento de energia que possibilitam aliviar o fluxo de corrente nos alimentadores da rede, contribuindo para a regulação de tensão e redução das perdas técnicas. O problema é formulado como um problema de programação não linear inteiro misto estocástico, modelando os parâmetros incertos através de cenários e utilizando-se a abordagem de otimização multiobjetivo para encontrar soluções otimizadas a partir do desenvolvimento e implementação da meta-heurística NSGA-II. A metodologia proposta é testada para um sistema de 69 barras. Os resultados são apresentados através de um conjunto de soluções não dominadas, mostrando as diferenças entre essas soluções e discutindo o desempenho do algoritmo.

PALAVRAS CHAVE. Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica, Planejamento, Meta-heurísticas, NSGA-II.

EN&PG – PO na Área de Energia, Petróleo e Gás

ABSTRACT

This work presents a methodology for medium-term operational planning of electric power distribution systems, with the objectives of cost optimization and voltage regulation. The planning measures considered are the allocation of shunt capacitor banks, photovoltaic panels, and energy storage systems, which help alleviate current flow in network feeders, contributing to voltage regulation and reduction of technical losses. The problem is formulated as a stochastic mixed-integer nonlinear programming problem, modeling uncertain parameters through scenarios and using a multi-objective optimization approach to find optimized solutions through the development and implementation of the NSGA-II metaheuristic. The proposed methodology is tested on a 69-bus system. The results are presented through a set of non-dominated solutions, showing the differences among the solutions and discussing the algorithm's performance.

KEYWORDS. Electric Power Distribution Systems, Planning, Metaheuristics, NSGA-II.

EN&PG – OR in Area of Energy, Oil, and Gas

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193433
https://proceedings.science/p/193433?lang=pt-br

1. Introdução

O problema planejamento de médio prazo de sistemas de distribuição de energia elétrica (SDEE) busca encontrar propostas de investimentos que otimizem os custos de operação e melhorem a regulação de tensão do alimentador. Geralmente, utilizam-se as técnicas de solução baseadas em otimização clássica ou as heurísticas e meta-heurísticas [Pereira et al 2011]. Com as novas tecnologias que incluem os geradores distribuídos (GD), sistemas de armazenamento de energia (SAE) e veículos elétricos (VEs), o número de parâmetros de natureza estocástica que compõem o problema de planejamento aumentam devido às incertezas associadas como a irradiação solar e hábitos dos proprietários de VEs, por exemplo. Geralmente, o problema é modelado através de cenários representativos, considerando-se as curvas de carga convencionais de VEs e das fontes primárias relacionadas aos GDs. Ao adotar a instalação de GDs como uma medida de planejamento, aumentam-se as possibilidades de cenários a serem analisados e, consequentemente, a complexidade do problema, sendo necessário determinar a localização e controle ótimo desses equipamentos [Marcelo et al 2024]. Esses avanços, acrescidos ao aumento da demanda, mudam as condições de operação e exigem investimentos em planejamento por parte das empresas de distribuição de energia elétrica (EDEE) que estão direcionados à redução dos custos de operação e à adequada operação dos seus sistemas, visando atender aos critérios de qualidade de energia estabelecidos pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) no módulo 8 dos Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST) [Pereira Júnior 2009].

Dentre as medidas de planejamento de curto e médio prazo possíveis, a alocação de bancos de capacitores (BCs) é amplamente utilizada pelas EDEE devido ao baixo custo e facilidade de instalação e, como as cargas em níveis de média e baixa tensão são predominantemente indutivas, a operação dos BCs chaveados de forma otimizada proporciona a correção do fator de potência, alívio do carregamento do alimentador e elevação no nível de tensão [Pereira Júnior et al. 2011], adiando novos investimentos na infraestrutura da rede. No entanto, a alocação de BCs em alguns nós da rede sem estudos prévios, pode provocar efeitos indesejados ao sistema, incluindo curto-circuito pelo efeito de ressonância, especialmente em redes com cargas não lineares [Nunes 2007].

No trabalho de [Home-Ortiz 2019] faz-se uma comparação entre as técnicas de solução utilizando um modelo cônico e a meta-heurística VNS para determinar a alocação de GDs renováveis e não renováveis. Os autores [Marcelo et al. 2024] abordam o problema de planejamento como um problema de programação quadrática inteiro misto, considerando os hábitos de carregamento dos proprietários de VEs, estabelecendo uma curva de carga típica. Em [Pereira Júnior 2009] é proposto os algoritmos NSGA, NSGA-II e a busca tabu (TS) para solução do problema de alocação de bancos de capacitores utilizando uma abordagem multiobjetivo a partir de fronteiras de não dominância.

A modelagem dos SDEE para o planejamento da operação e expansão de sistemas de distribuição é a um problema de programação não linear inteira mista estocástico (PNLIM) devido à sua natureza não linear e não convexa. Dessa forma, devido à complexidade matemática do modelo, quantidade de variáveis de decisão binárias e discretas, e as incertezas associadas aos parâmetros das funções objetivo e restrições, as meta-heurísticas se apresentam como uma técnica adequada para resolver esse tipo de problema, considerando que o ótimo global está sujeito à variação e qualidade da representação dos parâmetros incertos. Adicionalmente, além do objetivo de redução dos custos de operação do sistema, outros aspectos também devem ser otimizados durante o problema de planejamento, como a regulação de tensão do alimentador e o controle do fator de potência na subestação, evidenciando assim a característica multiobjetivo deste problema. Neste trabalho propõe-se uma abordagem multiobjetivo do problema de planejamento, em que as funções otimizadas são a regulação de tensão e os custos de compra de energia do sistema de subtransmissão somados aos investimentos em equipamentos de geração e controle de tensão que devem ser instalados na rede. As restrições consideradas são relativas ao atendimento da demanda e as restrições físicas e operacionais da rede nos diferentes cenários. Para solução do modelo

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193433
https://proceedings.science/p/193433?lang=pt-br

matemático genérico propõe-se a meta-heurística do algoritmo genético de ordenação por não-dominação (NSGA II, do inglês *non-dominated sorting genetic algorithm*). São apresentados resultados das simulações realizadas em uma rede teste da literatura de 69 nós e os resultados obtidos são analisados e discutidos.

Este artigo, adicionalmente a esta introdução, está estruturado da seguinte forma: Na seção 2 apresentam-se as hipóteses consideradas das ações de planejamento adotadas para redes de distribuição para estabelecer o modelo genérico de planejamento desenvolvido e implementado. Na seção 3 encontram-se os detalhes da metodologia proposta para solução do modelo de programação não linear inteiro misto com ênfase para o algoritmo NSGA-II. Na seção 5 apresentam e discutem-se os resultados fornecidos pela implementação computacional da metodologia em testes realizados em um sistema de 69 barras da literatura. Finalmente na seção 6 apresentam-se as conclusões gerais sobre a metodologia desenvolvida.

2. Formulação do Problema

Os sistemas de distribuição são projetados para atender a demanda prevista, considerando ainda um crescimento vegetativo e ligações de novas unidades consumidoras. No entanto, condições inadequadas de operação podem ser observadas após um longo período do seu planejamento em função de fatores sócio e econômicos que não permitem a previsão precisa da demanda, em especial com a penetração de VEs, podendo gerar multas para a EDEE. Uma das penalizações possíveis ocorre quando as magnitudes da tensão nas unidades consumidoras encontram-se em faixas precárias ou críticas, em função das suas durações [PRODIST 2021]. Neste cenário, a EDEE deve tomar alguma medida de planejamento desde a expansão ou construção de subestações, recondutoramento do alimentador até medidas menos robustas, como a alocação de BCs, sistemas de armazenamento, adicionalmente tendo que hospedar a instalação de painéis fotovoltaicos (PVs). Essas medidas de planejamento de curto prazo devem garantir a adequada operação da rede, adiar os investimentos em expansão e reduzir os custos de operação [Menezes 2019].

Os equipamentos considerados para alocação na rede como medidas de planejamento consistem do conjunto de variáveis de decisão de primeiro estágio e estão associadas a alguns critérios de sensibilidade com relação aos nós da rede onde eles devem ser alocados, que são obtidos a partir da determinação do estado da rede (magnitude e ângulo da tensão em cada um dos nós), compondo o conjunto de variáveis de decisão de segundo estágio.

As medidas de planejamento geram impactos técnicos e econômicos ao sistema, em especial nos custos e na regulação de tensão, que representam dois aspectos fundamentais de um SDEE, devendo ser minimizados para uma operação eficiente. Assim, quando se considera a natureza multiobjetivo do problema, a máxima queda de tensão no alimentador e os custos tanto de compra de energia do mercado quanto de investimentos representam os indicadores de qualidade, que são objetivos conflitantes que devem ser minimizadas utilizando a abordagem de otimização multiobjetivo, e o problema deve ser resolvido considerando a mesma prioridade para ambos objetivos. Desse modo, ao final do processo iterativo, a metodologia deve encontrar um conjunto de soluções otimizadas de mesma qualidade, denominado de conjunto eficiente de Pareto.

2.1. Alocação de bancos de capacitores

A formulação do problema de alocação de bancos de capacitores é um modelo de programação não-linear inteiro misto (PNLIM), conforme apresentado em [Baran e Wu 1989]. A instalação de bancos de capacitores nas redes de distribuição busca reduzir a demanda de reativos fornecida pela subestação, considerando-se que as cargas instaladas na rede demandam, principalmente, reativos do tipo indutivo. Dessa forma, determinar a capacidade, local de instalação e operação dos bancos de capacitores consistem nos desafios deste problema. Para determinar a capacidade ótima de cada banco de capacitores instalado, é preciso discretizar as

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193433
https://proceedings.science/p/193433?lang=pt-br

potências dos bancos com valores que sejam capazes de acompanhar a curva de carga do alimentador e, ao mesmo tempo, componha um menor conjunto possível de módulos para evitar um aumento desnecessário do espaço de busca de soluções. A determinação dos nós candidatos à instalação dos BCs representa o maior número de possibilidades para as variáveis de decisão deste problema, por isso, para otimizar o tempo de processamento e fazer com que o algoritmo tenha maior sensibilidade, pode ser necessário reduzir o espaço de busca, selecionando apenas alguns nós da rede que apresentem maior potencial de redução das funções objetivo do modelo. Assim, de acordo com [Pereira Júnior 2009], espera-se que o SDEE com BCs instalados de maneira otimizada apresente:

- Maior fator de potência: com a compensação dos reativos, a demanda de potência ativa da subestação deve ser ainda mais superior à potência reativa, mantendo o fator de potência próximo da unidade, e dentro os limites estabelecidos pelas normas;
- Menores perdas: com a compensação local dos reativos, há uma redução na magnitude da corrente nas linhas, reduzindo as perdas ativas;
- Melhoria do perfil de tensão: como consequência da redução das correntes nas linhas, menores quedas de tensão são observadas ao longo do alimentador;
- Adiamento dos investimentos de expansão: retomando a regulação de tensão para níveis adequados, aumenta-se a capacidade de hospedagem de novas cargas na rede, reduzindo a necessidade de investimentos em expansão.

2.1. Alocação de Painéis Fotovoltaicos

A penetração de geração distribuída é uma prática em crescimento nos sistemas de distribuição, estimulada pelo atendimento de parte do crescimento da carga, além de lidar com os problemas técnicos e ambientais, presentes ou futuros, da rede elétrica [Home-Ortiz 2019]. Porém, sua implementação muda as características da rede, necessitando que a instalação e operação dessas tecnologias sejam avaliadas durante o planejamento. Os GDs predominantemente de fontes renováveis, trazem um impacto positivo quando à redução da emissão de gases de efeito estufa, podendo ser valorada em unidades monetárias, contribuindo com a viabilidade técnica e econômica de sua instalação.

A instalação de GD nos nós do alimentador contribui para que parte da demanda seja atendida localmente pelos GDs, reduzindo as perdas de energia nas linhas de distribuição e reduzindo a necessidade de investimentos na expansão do sistema [Montoya-Bueno et al. 2015]. Com a injeção de potência ativa nos nós de cargas, as magnitudes de tensão podem aumentar devido à inversão do sentido do fluxo de potência, além disso, alterações nos níveis de curto-circuito são observados com a penetração desses geradores, fazendo com que haja a necessidade de adequar os sistemas de proteção.

Neste trabalho considera que sejam alocados GD do tipo fotovoltaica e para obtenção da energia gerada pelos painéis fotovoltaicos (PVs), utilizam-se as equações propostas em [Montoya-Bueno et al. 2015], sendo modelado conforme em (1) e (2).

$$P_P = P_N \left\{ \frac{G}{1000} \left[1 + \delta (T_{cel} - 25) \right] \right\} \quad (1)$$

$$T_{cel} = T_{amb} + \left(\frac{NOCT - 20}{80} \right) G \quad (2)$$

em que P_P e P_N representam as potências fornecida e nominal do PV, respectivamente, sujeito às condições G de irradiação solar (W/m^2) e de temperatura da célula, T_{cel} ($°C$). O parâmetro δ é referente ao coeficiente de potência-temperatura ($°C^{-1}$).

2.3. Alocação de Sistemas de Armazenamento

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193433
https://proceedings.science/p/193433?lang=pt-br

Com a penetração de GDs, a alocação de SAE vem ganhando importância, devido ao excedente de energia gerada por GDs não despacháveis em horários fora do pico da demanda e aos custos de energia [Macedo 2015]. Com isso, baseado nos valores horários de energia fornecida pelo sistema de transmissão, pode-se definir a operação dos SAE, carregando-os durante períodos com baixo custo de energia e demanda e descarregando-os em horários de pico onde ocorre a elevação do preço. Dessa forma, a alocação de SAE junto aos PV pode aumentar as influências positivas desses geradores e adiar investimentos em expansão, como a construção de novos alimentadores e subestações.

A modelagem matemática da operação desses equipamentos é dada pelas Equações de 3-6, conforme [Macedo 2015].

$$E_{mín} \leq Ej \leq E_{máx} \tag{3}$$
$$E_j = E_{j-1} + \eta^{+}\Delta t P_j \tag{4}$$
$$E_j = E_{j-1} - \frac{1}{\eta^{-}}\Delta t P_j \tag{5}$$
$$P_{mín} \leq P_j \leq P_{máx} \tag{6}$$

Na Equação 3 limita-se a faixa de operação quanto aos níveis de carga entre 10 a 90% ($E_{mín}$ e $E_{máx}$) do valor máximo, enquanto que as Equações 4 e 5 modelam o nível de carga em cada cenário (E_j), que dependem do nível de carga anterior (E_{j-1}), da potência de operação, P_j, (definida pelas variáveis de decisão) e das eficiências dos processos de carga e descarga η^+ e η^-, respectivamente. Na Equação 6, modelam-se os níveis de potência possíveis para operação dos sistemas de armazenamento, relacionados com as características dos conversores estáticos de potência. A faixa de operação dos inversores é considerada uma faixa discreta, correspondendo aos valores no intervalo de 0 a 100 kW ($P_{mín}$ e $P_{máx}$), com passos de 25 kW.

2.4. Modelo matemático

Em grande parte dos problemas de otimização, é possível identificar mais de uma característica conflitante que pode ser otimizada. A escolha das funções objetivo pode ser realizada de acordo com as necessidades do planejador, considerando as características do SDEE. Normalmente, os custos devem ser reduzidos e, quando alguma restrição de desigualdade do modelo não é atendida, pode-se adicionar uma penalização às funções objetivo, ou então considerar essa restrição como uma função objetivo. Em (7) apresenta-se a função dos custos, dado pela compra de energia da subestação, enquanto que em (8) o máximo desvio de magnitude de queda de tensão, com relação a uma referência na subestação, é apresentada.

$$f_1 = inv + \sum_{y\in\Omega_y}\sum_{t\in\Omega_t}\sum_{s\in\Omega_s} 365 T_{t,s} K^e P_{y,t,s} \tag{7}$$
$$f_2 = \max_{i\in\Omega_n, t\in\Omega_t, s\in\Omega_s}\{V_{ref} - V_{i,t,s}\} \tag{8}$$

sendo Ω_n, Ω_y, Ω_t e Ω_s os conjuntos de nós, anos de operação, períodos e cenários.

Em (7), o termo inv refere-se aos investimentos na aquisição dos equipamentos que compõem as medidas de planejamento, detalhado em (9). A energia comprada depende do tempo de duração, $T_{t,s}$, de cada cenário, da potência demanda, $P_{y,i,j}$, e do preço da energia, K^e. Na f_2, calcula-se o máximo desvio da magnitude de tensão entre a subestação (V_{ref}) e a tensão de cada nó i ($V_{i,t,s}$).

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193433
https://proceedings.science/p/193433?lang=pt-br

$$inv = \sum_{i \in \Omega_{\text{bc}}} \left(K^{bcf} C_i^f + K^{bcc} \max_{t \in \Omega_{\text{t}}} C_{i,t}^c \right) + \sum_{i \in \Omega_{\text{sae}}} (K^{sae} B_i) + \sum_{i \in \Omega_{\text{pv}}} (K^{pv} F_i) \quad (9)$$

sendo que C_i^f, $C_{i,t}^c$, B_i e F_i são as variáveis de decisão referentes à alocação de BCs fixos, BCs chaveados, SAEs e PVs, respectivamente, e seus custos são K^{bcf}, K^{bcc}, K^{sae} e K^{pv}. Os conjuntos de nós candidatos para alocação de BCs, SAEs e PVs são Ω_{bc}, Ω_{sae} e Ω_{pv}, respectivamente.

No modelo consideram-se restrições não lineares devido às equações do fluxo de potência que são não convexas, dificultando o uso de métodos clássicos de otimização. O cálculo de fluxo de potência, durante a execução da meta-heurística como ferramenta computacional auxiliar, garante a análise do atendimento de algumas restrições, como a demanda, no entanto, o fator de potência da subestação e a magnitude de tensão estão associadas às restrições de desigualdades, que modelam os limites de operação, não são necessariamente atendidas. A regulação de tensão consiste em uma função objetivo, podendo avaliar a factibilidade da solução a partir desta função. Para os fatores de potência da subestação ($FP_{i,j}^{ss}$) infactíveis, uma penalização nas funções objetivo é acrescentada, permitindo que soluções infactíveis sejam visitadas pelo algoritmo.

$$f_i = f_i(1 + \alpha \mathcal{V}_{t,s}), \qquad l = \{1,2\}, t \in \Omega_{\text{t}}, s \in \Omega_{\text{s}} \quad (10)$$

$$\mathcal{V}_{t,s} = \max_{t \in \Omega_{\text{t}}, s \in \Omega_{\text{s}}} \left(0, FP_{t,s}^{ss}\right)^q, \qquad t \in \Omega_{\text{t}}, s \in \Omega_{\text{s}} \quad (11)$$

A penalização das funções objetivo tem o intuito de conduzir as soluções para a região factível, mudando a direção do gradiente para privilegiar soluções com menor grau de infactibilidade. Quando a solução se encontra na região factível, a penalização é nula e a direção do gradiente é determinado apenas pelas funções objetivo.

O modelo apresentado consiste em um problema de programação não linear inteiro misto (PNLIM) multiobjetivo, onde grande parte dos trabalhos concentra-se em encontrar soluções eficientes para este problema [Pereira Junior 2009].

3. Metodologia

As meta-heurísticas podem ser utilizadas em diferentes condições, especialmente quando o espaço de busca é não convexo e formado por variáveis inteiras e binárias e o problema apresenta incertezas em seus parâmetros. O problema de planejamento de SDEE apresenta essas características e, para resolvê-lo através de alguns tipos de heurísticas, é necessário estabelecer uma proposta de codificação que possibilite encontrar uma solução inicial, avaliar a qualidade da proposta de solução, verificar se a proposta é factível e idealizar estruturas de vizinhanças.

3.1. Propostas de codificação

Para as medidas de planejamento consideradas, as propostas de codificação se dividem em inteiras (para os BCs e SAEs) e binárias (para os PVs). Para os PVs, as variáveis de decisão podem ser binárias, definindo se há ou não PV instalado em cada nó candidato, enquanto que para as demais medidas de planejamento, além de determinar a operação dos equipamentos para todos os períodos da curva de carga, os vários níveis de potência de operação também precisam ser determinados, contribuindo para o aumento do espaço de busca.

3.2. NSGA-II

A meta-heurística implementada é um algoritmo genético (AG) multiobjetivo, mais especificamente o NSGA-II, que se diferencia dos demais algoritmos genéticos pela forma de calcular a função fitness, chamada de *crowding distance*, ou distância de multidão, representando

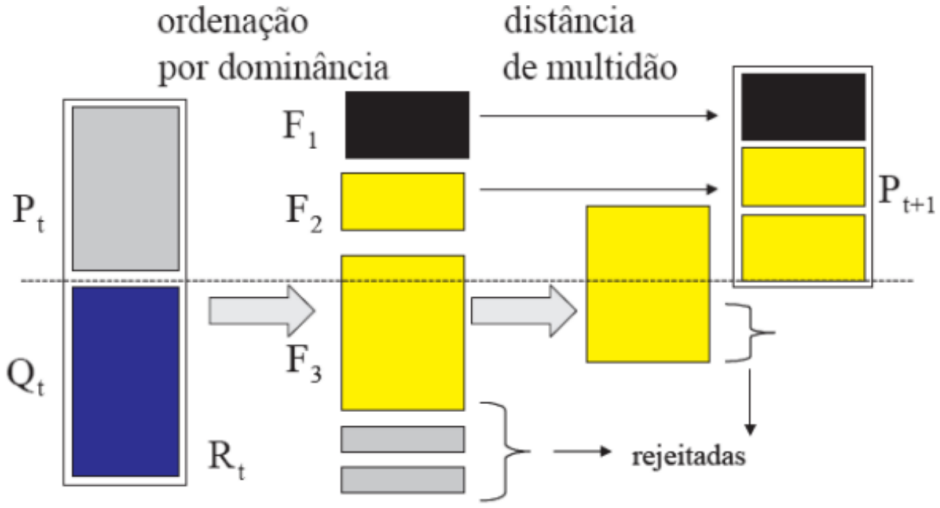
DOI: 10.59254/sbpo-2024-193433
https://proceedings.science/p/193433?lang=pt-br

uma medida do perímetro do cuboide formado pelas soluções adjacentes à solução analisada. Este procedimento visa valorizar os indivíduos mais dispersos ao longo de cada fronteira de dominação, atribuindo para os indivíduos dos extremos de cada fronteira um valor muito maior de *fitness* que as demais soluções. O cálculo dessa função para uma fronteira de dominação com $NIPF$ indivíduos é mostrado em (12), considerando duas funções objetivo, assumindo que os indivíduos estejam ordenados em relação a um dos objetivos e classificados em fronteiras de dominação.

$$\begin{cases} fitness(\mathrm{k}) = \sum_{s=1}^{2} \dfrac{\mathrm{fo}_s^{\mathrm{k}-1} - \mathrm{fo}_s^{\mathrm{k}+1}}{\max(\mathrm{f}_s) - \min(\mathrm{f}_s)}, & 1 < k < NIPF \\ \mathrm{fitness}(\mathrm{k}) = 10^6, \quad \mathrm{k} = \{1, \mathrm{NIPF}\} \end{cases} \tag{12}$$

No processo de atualização da população, o tamanho da população é mantido constante, ou seja, sendo N o número de indivíduos da população incumbente, o algoritmo gera, para cada iteração, N novos indivíduos a partir dos operadores genéticos, assim, a atualização da população ocorre a partir da união dos conjuntos dos novos indivíduos gerados (Q_t) com a população incumbente (P_t), identificando os melhores indivíduos deste conjunto, classificando-os através de fronteiras de dominação a partir dos valores das funções objetivo. Com isso, identificam-se os indivíduos da fronteira de Pareto e é atribuído a eles o valor de *rank* igual a zero. Após este procedimento, os demais indivíduos do conjunto união são classificados, obtendo a segunda fronteira de dominação. Para esta fronteira, o valor de *rank* é 1 e a função *fitness* é calculada da mesma forma. Este procedimento é repetido até que todos os indivíduos sejam classificados em diferentes fronteiras. Portanto, os indivíduos da nova população são aqueles que possuem menor valor de *rank*. Se não for possível acrescentar todos os indivíduos de uma mesma fronteira de dominação, os indivíduos com maior valor de fitness são escolhidos [Deb et al. 2002]. O diagrama da Figura 1 ilustra o processo de atualização da população.

Figura 1 – Atualização da população.



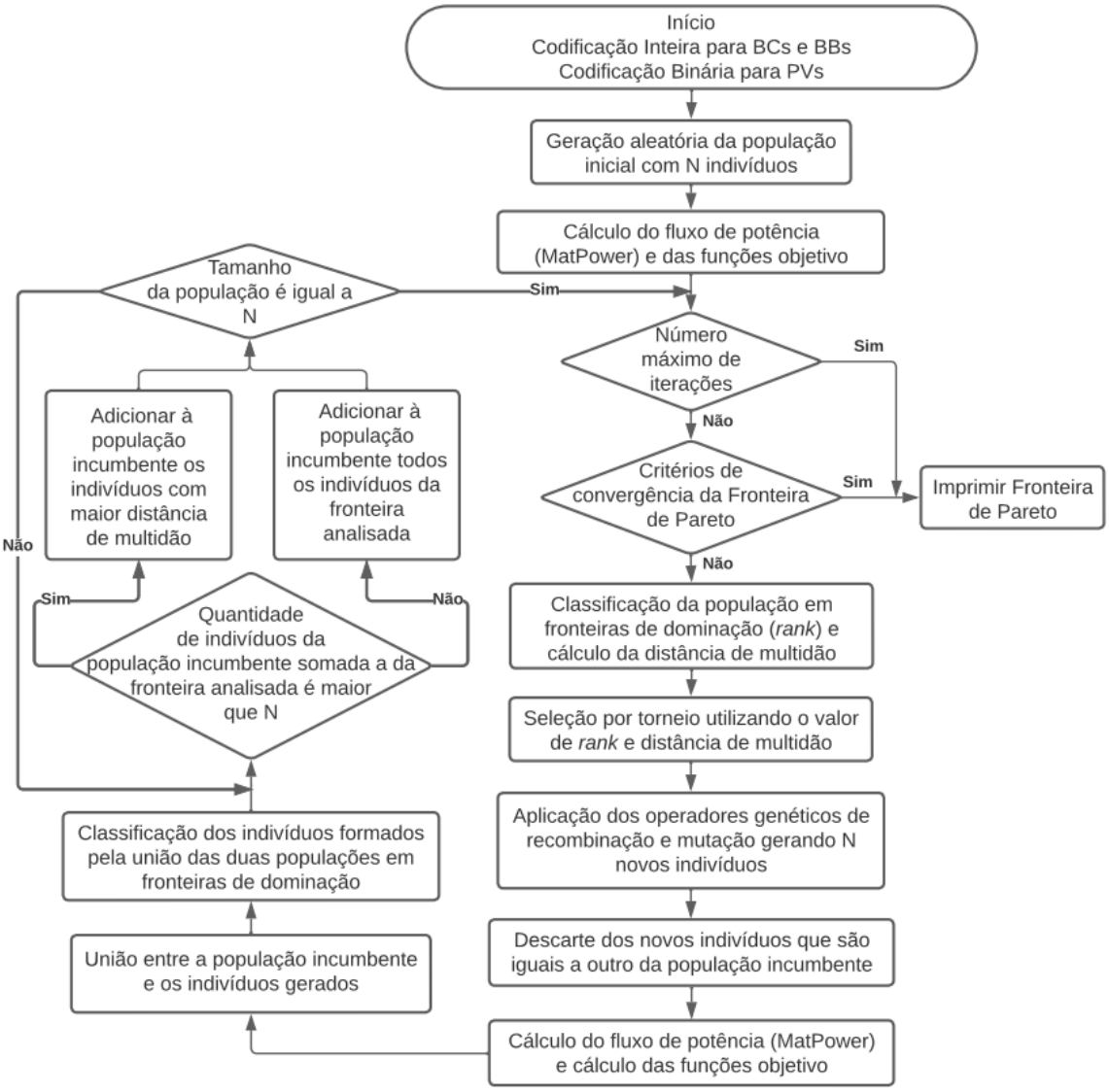
Fonte: Deb et al. 2002.

Assim, observa-se a característica elitista do algoritmo, mantendo na população incumbente os indivíduos mais qualificados. Na Figura 2 apresenta-se o diagrama de blocos da metodologia desenvolvida e implementada.

4. Testes e Resultados

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193433
https://proceedings.science/p/193433?lang=pt-br

Figura 2 – Diagrama de blocos do NSGA II implementado.



Fonte: do próprio autor.

Para validação da metodologia desenvolvida, utilizou-se o alimentador de 69 barras de média tensão (12,66 *kV*) [Baran e Wu 1989], considerando o horizonte de planejamento de 5 anos, com crescimento anual da demanda de 5% e, para representar os custos de operação dos anos posteriores ao ano de planejamento, corrigiu-se estes valores aos preços do ano de planejamento, considerando uma taxa de desconto de 8%, que representa uma projeção da inflação anual. [Home-Ortiz 2019]. A curva de carga bem como os valores de irradiação solar e custo de energia foram discretizadas em 24 períodos de 1 hora, considerando dois cenários [Romero et al. 2023]. Para reduzir o espaço de busca, apenas alguns nós da rede são considerados como candidatos para alocação dos equipamentos. As soluções consideradas factíveis são as que possuem, para todos os cenários de operação, tensão entre 0,93 e 1,05 pu e fator de potência maior ou igual a 0,92 na subestação, podendo ser capacitivo ou indutivo [PRODIST 2021].

O modelo de otimização foi implementado em MatLab e o fluxo de potência foi resolvido usando o software MatPower [Zimmerman e Sánches 2020]. As simulações foram realizadas em um computador com processador Intel® Core™ i5 – 12450H com 8 GB de memória RAM.

Na Tabela 1 apresentam-se os valores nominais e os custos considerados para os equipamentos que podem ser instalados na rede como medidas de planejamento.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193433
https://proceedings.science/p/193433?lang=pt-br

Tabela 1 – Custos e dados operacionais dos equipamentos.

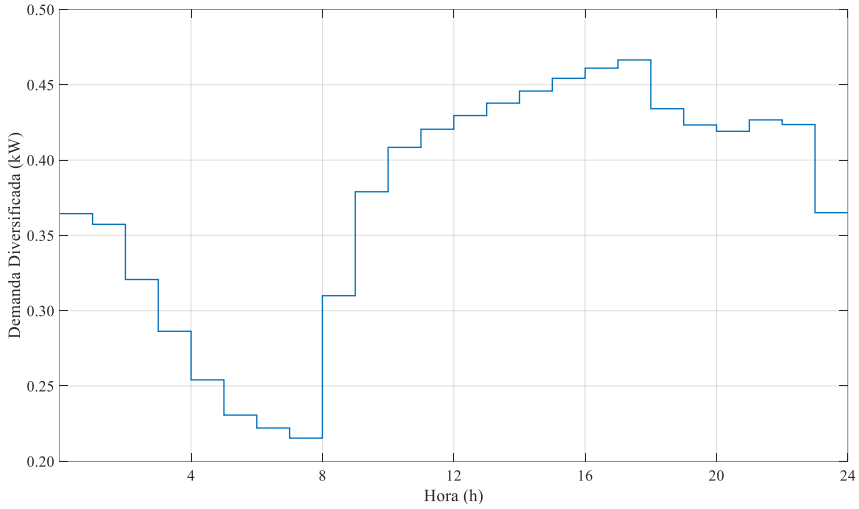
	Banco de Capacitor	**Chave para BC**	**Sistema de Armazenamento de Energia**	**Painel Fotovoltaico**
Valor Nominal	300 $kVAr$	-	400 kWh	400 kW
Custos ($)	1.563,99	517,01	63.100,00	200.000,00

Fonte: do próprio autor.

Com a introdução do uso de VEs na sociedade, a sua demanda pode ser especificada a partir da demanda diversificada, que considera os hábitos dos proprietários de VEs, que é obtida usando as funções de distribuição de probabilidade do status inicial de carga da bateria dos VEs e da hora de início do carregamento, considerando que 80% dos carregamentos ocorrem em níveis residenciais e 20% em pequenas estações de recarga. Realizando-se simulações de Monte Carlo, obtém-se a demanda diversificada dos VEs, mostrada na Figura 3 [Marcelo et al 2024]. O número total de VEs pode ser calculado conhecendo o número total de veículos para uma determinada área e tempo. Para isso, assume-se um aumento linear da demanda, e o aumento da penetração de VEs seguindo uma curva S, que modela a difusão dessas novas tecnologias de mobilidade urbana [Marcelo et al 2024]. A demanda diversificada é mostrada na Figura 3 considerando um trajeto diário de 35 km e VEs com 24 kWh de capacidade de bateria.

Para determinar a demanda diversificada, é necessário conhecer os hábitos de carregamento dos proprietários dos VEs, podendo associar as variáveis aleatórias de horário inicial de carregamento, status inicial de carga da bateria e seus limites de operação [Marcelo et al. 2024].

Figura 3 – Demanda diversificada de VEs.



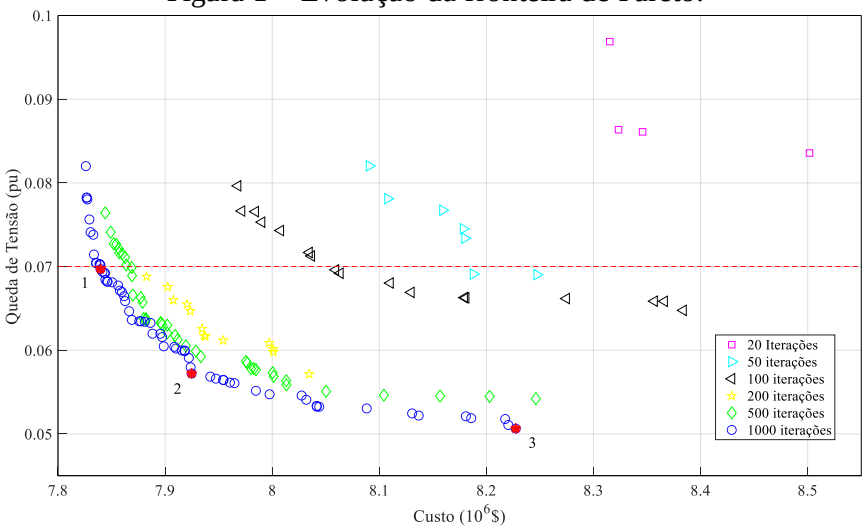
Fonte: Marcelo et al. 2024.

Consideram-se 12 barras candidatas para a instalação de BCs e 8 para a instalação de PVs e SAEs. Para a quantidade de períodos analisados, totalizam-se 500 variáveis de decisões e aproximadamente 60×10^6 soluções distintas. A população inicial é gerada aleatoriamente, totalizando um conjunto com 100 indivíduos. A quantidade de indivíduos que participam do operador de seleção por torneio é estipulada em 5, e as taxas de recombinação e mutação são de 95% e 1%, respectivamente. Estes parâmetros foram determinados através de tentativas e erros.

Devido a quantidade de cenários considerados para representar adequadamente a curva de irradiação solar e as demandas convencional e de VEs, são necessários 172 ms de tempo de CPU para avaliar uma única proposta de solução da população. Após 1000 iterações, a fronteira de Pareto fornecida pela implementação computacional da metodologia é apresentada na Figura 4, juntamente com as fronteiras obtidas com outros números de iterações considerando as mesmas condições de testes.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193433
https://proceedings.science/p/193433?lang=pt-br

Figura 1 – Evolução da fronteira de Pareto.



Fonte: do próprio autor.

Observa-se que o algoritmo necessita de cerca de 50 iterações para encontrar as primeiras soluções factíveis que garante que a função objetivo referente à queda da magnitude de tensão nos ramos não seja penalizada. À medida que o número de iterações aumenta, os indivíduos ficam melhores distribuídos ao longo da frente de Pareto, indicando a diversidade da população. Para as duas últimas fronteiras de Pareto, o número de soluções em cada fronteira é muito próximo, indicando a convergência do algoritmo, enquanto que, no início do processo iterativo, esse número é crescente.

Na Figura 4 observa-se que o algoritmo encontra soluções de boa qualidade a partir da centésima iteração, mostrando a sua eficiência. No entanto, é relativamente custoso avaliar uma proposta de solução e cada iteração consome um tempo computacional de cerca de 15 segundos).

As soluções apresentadas e discutidas, destacadas em vermelho na Figura 4, são escolhidas entre as soluções da melhor frente de Pareto encontrada. Na Tabela 2 apresentam-se as diferenças entre as soluções destacadas em vermelho, sendo que a proposta 1 possui menor custo, enquanto que a proposta 3 possui melhor regulação de tensão e a proposta 2 corresponde a uma solução de posição intermediária na frente de Pareto.

Tabela 2 – Componentes das funções objetivos das soluções analisadas.

	Proposta 1	**Proposta2**	**Proposta3**
Capacitores ($)	35.919,93	45.303,87	48.431,85
PV ($)	1.200.000	1.200.000	1.200.000
SAE ($)	126.200	126.200	504.800
Perdas (MWh)	7,88	10,59	11,69
fo_2 (pu)	0,0697	0,0572	0,0506
fo_1 ($)	7.839.769,04	7.924.800,32	8.227.393,20

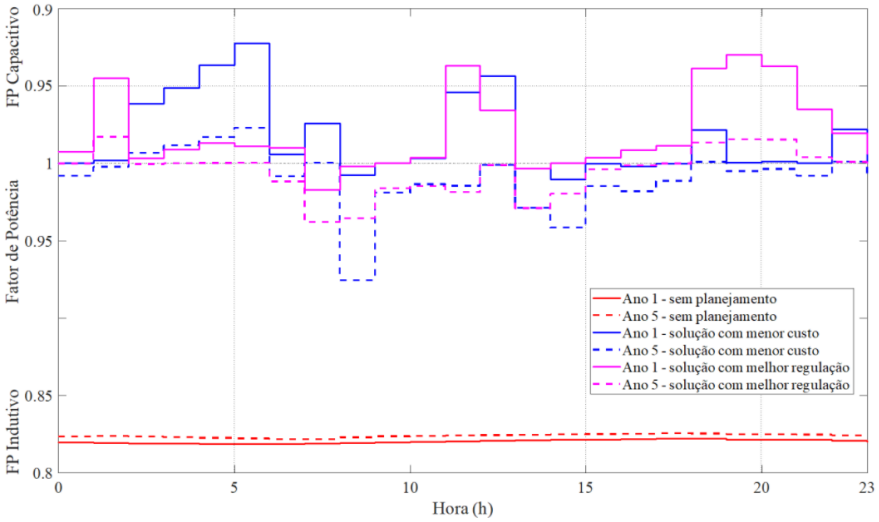
Fonte: do próprio autor.

Na Tabela 2, as ações de planejamento das soluções destacadas estão apresentadas. As medidas de planejamento que estão contribuindo com a melhor regulação de tensão são os SAEs e os BCs. Além disso, a proposta com menores custos possui menores perdas, sendo esta componente a principal responsável pela redução da função objetivo dos custos.

Na Figura 5 apresentam-se os patamares do fator de potência para as propostas 1 e 3 para o primeiro e último ano do horizonte de planejamento, além do patamar para o sistema no caso base, sem planejamento.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193433
https://proceedings.science/p/193433?lang=pt-br

Figura 2 - Perfis de fator de potência para as melhores soluções encontradas.



Fonte: do próprio autor.

Verifica-se que o sistema sem planejamento opera de forma infactível, não atendendo aos critérios de qualidade de energia. Além disso, a solução com menor custo explora amplamente a faixa de fatores de potência possíveis, já que prioriza os custos, enquanto que a solução com melhor regulação de tensão proporciona um fator de potência majoritariamente capacitivo.

4. Conclusões

A minimização das funções objetivo, máximo desvio de tensão e de compra de energia da subestação somada aos investimentos, sujeitas à penetração das cargas de VEs, alocando-se equipamentos de compensação de reativos, armazenadores de energia e painéis fotovoltaicos, apresentou-se como um modelo de otimização adequado para o problema de planejamento. Esse modelo genérico de otimização é resolvido através da meta-heurística NSGA II dedicado. A implementação computacional deste modelo mostrou-se eficiente, fornecendo soluções factíveis para as condições operacionais do sistema para diversos indivíduos da população, em poucas gerações. Essas soluções atendem aos critérios de qualidade de energia e redução de custos de operação e investimentos. Além disso, para as iterações finais, a fronteira de Pareto apresenta soluções diversificadas, proporcionando flexibilidade na escolha da melhor solução que atende às necessidades da EDEE. Tratando-se de uma meta-heurística não é possível garantir que as soluções sejam ótimas globais, mas se trata de um conjunto diversificado de soluções otimizadas de boa qualidade ao longo da fronteira de Pareto, percorrendo de forma eficiente o espaço de busca de soluções.

Agradecimentos

Este trabalho teve apoio da Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP), proc. 2023/13601-4.

Referências

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA – ANEEL: Procedimentos De Distribuição De Energia Elétrica No Sistema Elétrico Nacional – PRODIST Módulo 8 – Qualidade Do Fornecimento De Energia Elétrica. 2021.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193433
https://proceedings.science/p/193433?lang=pt-br

Baran, M. E., Wu, F. F. (1989). *Optimal capacitor placement on radial distribution systems*. IEEE Transactions on Power Delivery, v. 4, n. 1, p. 725-734, 1989. DOI: 10.1109/61.19265.

Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S. e Meyarivan, T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, v. 6, n. 2, p. 182-197, 2002. DOI: 10.1109/4235.99601.

Macedo, L.H., Franco, J.F., Rider, M.J. e Romero, R. (2015) Optimal operation of distribution networks considering energy storage devices. IEEE Trans. Smart Grid, v. 6, n. 6, p. 2825–2836, 2015.

Marcelo J. A., Muñoz-Delgado G., Rupolo D., Contreras J. e Mantovani J. R. S. (2024). Multistage planning for active power distribution systems with increasing penetration of prosumers and electric vehicles. *Sustainable Energy, Grids and Networks*. Volume 38, 2024, 101280, ISSN 2352-4677

Menezes, L. S., Pereira, L. D., Encarnação, L. F., Fardin, J. F., Honorato, Í. H., Rocha, H. R. e Rodrigo, F. (2019). Alocação Ótima de Geração Distribuída e Banco de Baterias para Restrição de Tensão e Redução de Perdas. In: 14º Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente. p. 3043-3048, 2019. DOI: 10.17648/sbai-2019-111605.

Montoya-Bueno, S., Muñoz, J. I. e Contreras, J. (2015). *A Stochastic Investment Model for Renewable Generation in Distribution Systems*. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, v. 6, n. 4, p. 1466-1474, 2015. DOI 10.1109/TSTE.2015.2444438.

Nunes, R. V. (2007). Análise da penetração harmônica em redes de distribuição desequilibradas devido às cargas residenciais e comerciais com a utilização do ATP. 2007. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal de Minas Gerais.

Home-Ortiz, J. M. (2019). Análise Comparativa de um Modelo de Programação Convexa e Meta-Heurística para o Planejamento de Redes de Distribuição de Energia Elétrica com Fontes de Geração Distribuída Renováveis e não Renováveis. 2019. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2019.

Pereira Júnior., B. R. (2009). Alocação Otimizada de Bancos de Capacitores em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica Através de Metaheurísticas Multiobjetivo. 2009. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2009.

Pereira Júnior, B. R., Cossi, A. M. e Mantovani, J. R. S. (2011). Planejamento de sistemas de distribuição de energia elétrica através de um modelo de programação não-linear inteiro misto e busca tabu In: XLIII SBPO - Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, 2011, Ubatuba. Anais do XLIII SBPO - Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, 2011.

Romero J. G. Y., Home-Ortiz J. M., Pinto T. e Mantovani J. R. S. (2023). Maximizing PV Hosting Capacity in Unbalanced Distribution Systems with High EVs Penetration. *2023 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2023 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe* (EEEIC / I&CPS Europe), 2023, p. 1-6, DOI: 10.1109/EEEIC/ICPSEurope57605.2023.10194747.

Zimmerman, R. D.; Sánches, C.E. Matpower (versão 7.1) [Software]. Disponível em: https://matpower.org. 2020.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193433
https://proceedings.science/p/193433?lang=pt-br