

Programação Estocástica Aplicada ao Dimensionamento de uma Microrrede de Alimentação de uma Estação de Recarga de Veículos Elétricos Considerando Eventos Extremos

Dayara P. Basso*, John F. Franco*

**Laboratório de Planejamento de Sistemas de Energia Elétrica, Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, Av. Professor José Carlos Rossi, 1370, Câmpus 3, Ilha Solteira, São Paulo, Brasil
(e-mails: dayara.pereira@unesp.br, fredi.franco@unesp.br).*

Abstract: The increasing demand for electric vehicles (EVs) highlights their importance as a sustainable and efficient alternative in the transportation sector, contributing to the reduction of pollutants in the atmosphere. However, challenges such as limited battery autonomy and the need for frequent recharging become even more critical in remote communities (RC), where charging infrastructure is scarce. In this context, the implementation of microgrids can be a viable solution to ensure the continuity of EV operation, bringing economic, environmental and social benefits to these communities, which often face unstable access to electricity. However, the potential of microgrids can be compromised without efficient planning, especially in the face of the uncertainties associated with extreme events. Therefore, this work proposes a stochastic programming model for the dimensioning of a microgrid in remote communities, intended to power a charging station for EVs. The microgrid is based on solar energy and batteries based on extreme scenarios, which are modeled through different solar irradiation profiles under normal conditions and during extreme events, such as heavy rains and storms. The method was tested in RC in the interior of the state of São Paulo, serving 13 customers, with different penalties for unavailable power in the microgrid, to analyze the impact of extreme events on the solution. The results obtained determined the optimal route for the EV and the dimensioning of the microgrid.

Resumo: A crescente demanda por veículos elétricos (VEs) destaca sua importância como uma alternativa sustentável e eficiente no setor de transporte, contribuindo para a redução de poluentes na atmosfera. No entanto, desafios como a autonomia limitada das baterias e a necessidade de recargas frequentes tornam-se ainda mais críticos em comunidades remotas (CR), onde a infraestrutura de recarga é escassa. Nesse sentido, a implementação de microrredes pode ser uma solução viável para garantir a continuidade da operação dos VEs, trazendo benefícios econômicos, ambientais e sociais para essas comunidades, que frequentemente enfrentam acesso instável à eletricidade. Contudo, o potencial das microrredes pode ser comprometido sem um planejamento eficiente, especialmente diante das incertezas associadas a eventos extremos. Com isso, este trabalho propõe um modelo de programação estocástica para o dimensionamento de uma microrrede em CR, destinada a alimentar uma estação de recarga para VEs. A microrrede é baseada em energia solar e baterias dimensionados com base em cenários extremos, que são modelados por meio de diferentes perfis de irradiação solar em condições normais e durante eventos extremos, como chuvas e tempestades intensas. O método foi testado em CR no interior do Estado de São Paulo, atendendo a 13 clientes, com diferentes penalizações para a potência indisponível na microrrede, a fim de analisar o impacto dos eventos extremos na solução. Os resultados obtidos determinaram a rota ótima para o VE e o dimensionamento da microrrede.

Keywords: Electric Vehicles; Extreme Events; Microgrid; Remote Communities; Stochastic Programming.

Palavras-chaves: Comunidades Remotas; Eventos Extremos; Microrrede; Programação Estocástica; Veículos Elétricos.

1. INTRODUÇÃO

A transição para sistemas de energia descarbonizados é essencial para mitigar os impactos das mudanças climáticas e garantir uma matriz energética mais sustentável e resiliente (Charani Shandiz et al., 2020; Lazzari et al., 2023). O setor de transporte, responsável por uma grande parcela das emissões

globais de poluentes, principalmente devido à queima de combustíveis fósseis, é um dos principais alvos dessa transição (Rehman et al., 2022). Veículos elétricos (VEs) surgiram como uma alternativa sustentável para auxiliar na transição energética, mas sua ampla adoção ainda enfrenta desafios, como a limitada autonomia das baterias e a necessidade de recargas frequentes, especialmente em comunidades remotas (CR). Nesse contexto, as microrredes desempenham um papel

crucial na transição energética, oferecendo benefícios econômicos, ambientais e sociais para CR de centros urbanos. No entanto, o potencial das microrredes pode ser comprometido sem um planejamento eficiente, especialmente diante das incertezas associadas a eventos extremos.

Diversos trabalhos investigam este planejamento, como Ahmad & Bilal (2024), que propuseram um modelo para posicionar estações de recarga de VEs com geração fotovoltaica utilizando um método de otimização por enxame de partículas adaptativo. Um modelo de otimização para um sistema híbrido solar-eólico aplicado a estações de recarga e centros comerciais foi apresentado no trabalho de Zhu et al. (2024). O estudo de otimização considera incertezas na geração renovável e utiliza um algoritmo baseado na doença Ebola. Nafeh et al. (2024) apresentaram um método para dimensionamento ótimo de um sistema fotovoltaico com baterias para estações de recarga no Cairo; o objetivo é minimizar custos e garantir equilíbrio energético, com a proposta de uma versão modificada do algoritmo de otimização da cobra para resolver o problema. Com um algoritmo genético e agrupamento *k-medoids*, Hu et al. (2024) propuseram um modelo para localização e dimensionamento de estações de recarga rápida, considerando demanda dinâmica e dados de GPS. Uma revisão sobre planejamento, dimensionamento e alocação de estações de recarga para VEs pode ser conferida em Ullah et al. (2024).

Embora exista uma ampla literatura sobre o dimensionamento de sistemas para estações de recarga, poucos estudos investigam o impacto das incertezas no processo de planejamento. Nesse contexto, o trabalho de Saadati et al. (2022) explora os efeitos das incertezas no dimensionamento de fontes de energia renováveis para estas estações, enquanto o artigo de Rehman et al. (2022) foca na modelagem da incerteza relacionada aos preços no mercado de eletricidade e à degradação das baterias. Além disso, a modelagem da incerteza da demanda (Li et al., 2023), o fluxo de potência estocástico (Jin et al., 2024) e as incertezas associadas ao estado de carga dos VEs, ao congestionamento desses veículos e à geração de energia renovável (Pal et al., 2023) também são abordagens presentes na literatura. Contudo, a consideração de eventos extremos frequentes na modelagem de microrredes para estações de recarga de VEs ainda representa uma lacuna significativa. Sendo assim, este trabalho investiga a aplicação de programação estocástica para o dimensionamento de uma microrrede autônoma em CR, destinada a alimentar uma estação de recarga para VEs, considerando o efeito de eventos extremos. O dimensionamento da microrrede busca determinar a quantidade de energia solar e baterias deve ser instalada, de modo que alimente uma estação de recarga. Além disso, o método aborda o roteamento dos VEs, a recarga e a operação do armazenamento em baterias sob influência de cenários extremos. O método foi aplicado em CR com 13 clientes, uma estação de recarga e um depósito, considerando cenários com diferentes valores de incidência solar.

O restante deste artigo é organizado da seguinte forma: a formulação matemática do modelo estocástico é apresentada na Seção 2, enquanto a Seção 3 exibe os resultados e discussões do teste e por fim a Seção 4, que conclui as discussões deste trabalho.

2. FORMULAÇÃO MATEMÁTICA

As expressões matemáticas utilizadas no modelo estocástico proposto são apresentadas e discutidas nesta seção. Um conjunto de nós N , composto por um conjunto de clientes C , a estação de recarga (nó q) e o depósito (nó 1), devem ser visitados pelo VE.

O conjunto H representa as 24 horas de um dia. Um conjunto de cenários S é adotado para modelar a variação da irradiação solar, representando diferentes níveis de irradiação, o que impacta diretamente a geração de energia e, consequentemente, influencia o tempo de recarga do VE.

Foram adotados 6 cenários de irradiação que representam diferentes climas: (1) alta incidência solar; (2) média incidência solar; (3) baixa incidência solar; (4) nublado, com 80% do cenário de baixa incidência solar; (5) chuva intensa, com 40% do cenário de baixa incidência solar e (6) indisponibilidade dos painéis. Os cenários 4, 5 e 6 são classificados como eventos extremos, que afetam significativamente a geração de energia. Assim, se define o subconjunto $SE \subset S$, contendo os cenários que representem eventos extremos (4), (5) e (6). Cada cenário possui um parâmetro de probabilidade de ocorrência π_s . Além disso, uma variável auxiliar P_{hs}^v vai representar a parcela de potência necessária para carregar o VE em condições de cenários extremos e energia insuficiente na microrrede.

A variável x_{ij} representa o estado do arco que conecta os nós i e j , assumindo o valor 1 quando o arco está ativo e 0 caso contrário; a variável SOC_j corresponde ao estado de carga do VE no nó j ; d_{ij} é a distância entre os nós i e j , enquanto a variável t_i representa o tempo de chegada ao nó i . Por fim, associadas ao nó da estação de recarga, as variáveis τ_s^{CH} , β_h e γ_{hs} são utilizadas para modelar conjuntamente o tempo de recarga, a hora de chegada do VE à estação e as horas em que o VE permanece na estação.

2.1 Função Objetivo

O objetivo é minimizar os custos de investimento da microrrede e os custos operacionais do VE. Assim, os clientes devem ser visitados a um custo mínimo considerando a parada na estação de recarga q e o retorno ao depósito.

A função objetivo é apresentada em (1). O primeiro termo representa os custos de investimento e depende do número ótimo de baterias y e do número de painéis fotovoltaicos z , com seus custos correspondentes c_b e c_p . O segundo termo da função objetivo refere-se à operação do VE, calculada utilizando um custo c_d por distância percorrida; esse custo é definido pela distância total percorrida nos arcos ativos, o número de dias úteis em um ano N^{dias} e o fator α usado para calcular o valor presente líquido; $\alpha = 1 - (1 + \phi)^{-N^{anos}} / \phi$, sendo N^{anos} a vida útil da bateria do VE e ϕ a taxa de juros. O terceiro termo de (1) penaliza o tempo total de operação do VE, utilizando o fator de penalização λ^t , o tempo de recarga τ_s^{CH} e o tempo total de viagem a uma velocidade constante v . Por fim, o último termo da função objetivo penaliza a parcela de potência que a microrrede não forneceu ao VE na condição de evento extremo s e hora h , P_{hs}^v , com um peso λ^p .

$$\begin{aligned} \min \quad & c_b y + c_p z + N^{dias} c_d \alpha \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} d_{ij} x_{ij} \\ & + \lambda^t \sum_{s \in S} \pi_s \left(\tau_s^{CH} + \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \frac{d_{ij} x_{ij}}{v} \right) \\ & + \lambda^p \sum_{s_e \in SE} \sum_{h \in H} \pi_s P_{hs_e}^v \end{aligned} \quad (1)$$

2.2 Restrições Operacionais do Veículo Elétrico

O veículo deve visitar todos os nós, correspondentes ao conjunto de clientes C , à estação de recarga q e ao depósito. Para garantir que apenas um arco ativo chegue a cada nó, a soma dos arcos que alcançam um determinado nó j é igual a 1, conforme definido em (2). Além disso, (3) garante que o VE saia do depósito por apenas um arco. A restrição (4) modela que o número de arcos que chegam a um nó deve ser o mesmo número de arcos que saem do nó, enquanto (5) garante que cada arco esteja ativo apenas em uma direção. Finalmente, (6) garante que não haja sub-rotas, onde U_i e U_j são variáveis auxiliares. Essas restrições foram baseadas no trabalho de Almouhanna et al. (2020).

$$\sum_{i \in N} x_{ij} = 1, \quad \forall j \in N \quad (2)$$

$$\sum_{j \in N} x_{ij} = 1, \quad \forall i = 1 \quad (3)$$

$$\sum_{j \in N} x_{ij} - \sum_{j \in N} x_{ji} = 0, \quad \forall i \in N \quad (4)$$

$$x_{ij} + x_{ji} \leq 1, \quad \forall i, j \in N \quad (5)$$

$$U_i - U_j + (n-1)x_{ij} \leq |N| - 2, \quad \forall i, j \in N \quad (6)$$

2.3 Restrições do Estado de Carga (SoC)

O estado de carga das baterias de VE deve ser modelado de tal forma que a autonomia disponível para o VE seja suficiente para visitar todos os nós e retornar ao depósito. Assim, o estado de carga do VE no nó j é definido como a variável SoC_j . A restrição (7) define o estado de carga do VE ao sair do depósito como o estado inicial de carga SoC_0 , enquanto (8) garante que SoC_j esteja dentro dos limites máximo e mínimo, \overline{SoC} e \underline{SoC} , respectivamente. O estado de carga da bateria do VE diminuirá à medida que os nós forem visitados. Dessa forma, a representação do SoC_j dependerá do estado de carga do nó anterior SoC_i e da quantidade de energia gasta até chegar ao próximo nó, com base nos parâmetros d_{ij} , no consumo de energia/distância δ e na eficiência de descarga η^D . Isso é aplicado para todos os nós diferentes da estação de recarga, conforme representado em (9). Para o nó correspondente a estação de recarga, o SoC_j vai ser definido pelo estado de carga gasto devido ao deslocamento e a variável da contribuição da soma da recarga fornecida pela estação, P_{hs}^{EV} e a variável auxiliar P_{hs}^v para o intervalo h e o cenário S , considerando a eficiência de recarga η^C , conforme mostrado em (10). A recarga do VE P_{hs}^{EV} é limitada por (11) em termos da potência máxima de recarga \overline{P}^{EV} e da variável binária γ_{hs} , que modela se o VE está na estação de recarga na hora h e no cenário s . A variável auxiliar que representa a parcela de potência indisponível na microrrede em cenários extremos é limitada a \overline{P}^{EV} , conforme (12).

$$SoC_i = SoC_0, \quad \forall i = 1 \quad (7)$$

$$\underline{SoC} \leq SoC_j \leq \overline{SoC}, \quad \forall j \in N \quad (8)$$

$$SoC_j = \sum_{i \in N} \left(SoC_i - \frac{\delta}{\eta^D} d_{ij} \right) x_{ij}, \quad \forall j \in N, j \neq q \quad (9)$$

$$SoC_j = \sum_{i \in N} \left(SoC_i - \frac{\delta}{\eta^D} d_{ij} \right) x_{ij} + \eta^{CH} \sum_{h \in H} (P_{hs}^{EV} + P_{hs}^v), \quad \forall s \in S, s_e \in SE, j = q \quad (10)$$

$$0 \leq P_{hs}^{EV} \leq \overline{P}^{EV} \gamma_{hs}, \quad \forall h \in H, s \in S \quad (11)$$

$$0 \leq P_{hs}^v \leq \overline{P}^{EV}, \quad \forall h \in H, s_e \in SE \quad (12)$$

As restrições (9) e (10) não são lineares devido à multiplicação de uma variável binária (x_{ij}) por uma variável contínua (SoC_i). Por esse motivo, elas são linearizadas por (13)–(16) usando a variável contínua auxiliar Δ_{ij} .

$$SoC_j = \sum_{i \in N} \Delta_{ij}, \quad \forall j \in N, j \neq q \quad (13)$$

$$SoC_j = \sum_{i \in N} \Delta_{ij} + \eta^{CH} \sum_{h \in H} P_{hs}^{EV} + P_{hs}^v, \quad \forall s_e \in SE, s \in S, j = q \quad (14)$$

$$0 \leq \Delta_{ij} \leq \overline{SoC} x_{ij}, \quad \forall i, j \in N \quad (15)$$

$$0 \leq \left(SoC_i - \frac{\delta}{\eta^D} d_{ij} \right) - \Delta_{ij} \leq \overline{SoC} (1 - x_{ij}), \quad \forall i, j \in N \quad (16)$$

2.4 Restrições do Tempo de Viagem do Veículo Elétrico

Esta seção discute as restrições que modelam o tempo de viagem e recarga do VE. A variável t_j modela o tempo de chegada ao nó j . De acordo com a restrição (17), o tempo de saída do depósito é definido como t^{dep} . Para calcular t_j , o tempo de chegada ao nó anterior t_i e o tempo gasto para chegar ao nó j devem ser considerados usando a distância percorrida a uma velocidade constante v , conforme mostrado em (18). Como a restrição (18) é uma relação não linear devido à multiplicação da variável contínua t_i e x_{ij} , representa-se linearmente usando a variável de tempo auxiliar Δ_{ij}^t , como mostrado em (19); as restrições (20) e (21) permitem o cálculo de Δ_{ij}^t .

$$t_i = t^{dep}, \quad \forall i = 1 \quad (17)$$

$$t_j = \sum_{i \in N} \left(t_i + \frac{d_{ij}}{v} \right) x_{ij}, \quad \forall i, j \in N \quad (18)$$

$$t_j = \sum_{i \in N} \Delta_{ij}^t, \quad \forall i, j \in N \quad (19)$$

$$0 \leq \Delta_{ij}^t \leq \bar{\tau} \cdot x_{ij}, \quad \forall i, j \in N \quad (20)$$

$$0 \leq \left(t_i + \frac{d_{ij}}{v} \right) - \Delta_{ij}^t \leq \bar{\tau} (1 - x_{ij}), \quad \forall i, j \in N \quad (21)$$

Para visitar todos os clientes, carregar na estação e retornar ao depósito dentro de um tempo operacional razoável, o tempo total da rota e o tempo de recarga τ_s^{CH} não devem exceder o limite de tempo operacional $\bar{\tau}$, conforme definido em (22).

$$\sum_{j \in N} t_j + \tau_s^{CH} \leq \bar{\tau}, \quad \forall s \in S \quad (22)$$

A hora em que o VE chega à estação de recarga é representada pela variável binária β_h . O VE chega em uma hora única identificada pela hora h em que β_h é 1 (23). Para relacionar o tempo de chegada à estação de recarga t_q e a variável β_h , a restrição (24) limita os intervalos de tempo de chegada na estação. Além disso, a variável binária γ_{hs} indica se o VE permanece na estação de recarga; ou seja, se $\gamma_{hs} = 1$, o VE está

na estação na hora h no cenário s . De acordo com (25), γ_{hs} pode estar ativa somente se o VE já estiver na estação, ou seja, se ele chegou antes ou na hora h do β_h . Da mesma forma, γ_{hs} é limitada pelo tempo que o VE sai da estação, que corresponde a $t_q + \tau_s^{CH}$, conforme representado por (26). Adicionalmente, (27) define que a soma de todos os γ_{hs} (o número de horas em que o VE permanece na estação) é limitado pelo tempo de recarga do VE. Em resumo, γ_{hs} estará ativo na hora h no cenário s somente após a ativação de β_h na hora h , permanecendo ativa até o necessário para a recarga.

$$\sum_{h \in H} \beta_h = 1 \quad (23)$$

$$\sum_{h \in H} h \cdot \beta_h - 1 \leq t_q \leq \sum_{h \in H} h \cdot \beta_h \quad (24)$$

$$\gamma_{hs} \leq \sum_{k \in H, k \leq h} \beta_k, \quad \forall h \in H, s \in S \quad (25)$$

$$h \cdot \gamma_{hs} \leq t_q + \tau_s^{CH}, \quad \forall h \in H, s \in S \quad (26)$$

$$\sum_{h \in H} \gamma_{hs} \leq \tau_s^{CH} + 1 \leq \sum_{h \in H} \gamma_{hs} + 1, \quad \forall s \in S \quad (27)$$

2.5 Restrições da Microrrede

Esta seção apresenta a modelagem das variáveis de potência e estado de carga das baterias com base na variável de instalação y ; além do balanço energético considerando a potência fotovoltaica do número de painéis z e o consumo do VE.

Para garantir que o armazenamento da bateria não carregue e descarregue na mesma hora h , a restrição (28) limita as potências de carga e descarga da bateria, $P_{hs}^{BAT,d}$ e $P_{hs}^{BAT,c}$, respectivamente, ao valor nominal $P_{hs}^{BAT,nom}$ e à variável y . A energia das baterias E_{hs}^{BAT} em h é limitada entre sua capacidade nominal, $E_{hs}^{BAT,nom}$, conforme mostrado em (29). A restrição (30) calcula E_{hs}^{BAT} para o primeiro horário do dia considerando $P_{hs}^{BAT,d}$ e $P_{hs}^{BAT,c}$ com eficiências de carga e descarga η^c e η^d , onde o parâmetro ω define a porcentagem da capacidade que a bateria inicia o dia. Para as demais horas, a restrição (31) calcula o estado de carga da bateria da mesma forma, porém, considerando o estado da bateria da hora anterior. Para garantir que o E_{hs}^{BAT} no final do dia seja a mesma do início do dia, a restrição (32) define que para a última hora h , a energia da bateria deve ser igual ou maior que a porcentagem da capacidade da bateria que foi considerada.

$$P_{hs}^{BAT,c} + P_{hs}^{BAT,d} \leq P_{hs}^{BAT,nom} \cdot y, \quad \forall h \in H, s \in S \quad (28)$$

$$0 \leq E_{hs}^{BAT} \leq E_{hs}^{BAT,nom} \cdot y, \quad \forall h \in H, s \in S \quad (29)$$

$$E_{hs}^{BAT} = \omega \cdot E_{h-1,s}^{BAT,nom} \cdot y + \eta^c \cdot P_{hs}^{BAT,c} - \frac{P_{hs}^{BAT,d}}{\eta^d}, \quad \forall h = 1, s \in S \quad (30)$$

$$E_{hs}^{BAT} = E_{h-1,s}^{BAT} + \eta^c \cdot P_{hs}^{BAT,c} - \frac{P_{hs}^{BAT,d}}{\eta^d}, \quad \forall h \in H, s \in S \quad (31)$$

$$E_{hs}^{BAT} \geq \omega \cdot E_{hs}^{BAT,nom} \cdot y, \quad \forall s \in S, s \neq SE, h = 24 \quad (32)$$

O balanço de potência da microrrede é apresentado em (33), onde o lado esquerdo inclui a energia disponível para consumo (geração) e o lado direito representa o consumo de energia (demanda). A geração é definida pela variável do número de painéis a serem instalados z e a potência máxima que cada painel pode produzir na hora h e o cenário s , \bar{P}_{hs}^{PV} e a variável de descarga da bateria $P_{hs}^{BAT,d}$. Além disso, no lado da demanda é adicionado a parcela de potência representada pela variável

auxiliar P_{hs}^v , garantindo o balanço considerando a potência que a microrrede foi insuficiente para carregar o VE durante o evento extremo. A demanda é composta pela estação de recarga P_{hs}^{EV} e a potência necessária para carregar a bateria $P_{hs}^{BAT,c}$. Para obter dados de geração fotovoltaica, a potência elétrica P_{hs}^{PV} que os painéis fotovoltaicos podem fornecer, a corrente e a tensão das células são calculadas a partir de um perfil de irradiação solar horária. Todos os parâmetros e variáveis obtidos por meio da irradiação solar são dependentes dos cenários, para que o modelo seja corretamente dimensionado de acordo com a disponibilidade solar. A formulação matemática para calcular a potência fotovoltaica \bar{P}_{hs}^{PV} é a mesma do trabalho de Tabares et al. (2020).

$$z \cdot P_{hs}^{PV} + P_{hs}^{BAT,d} + P_{hs}^v \geq P_{hs}^{BAT,c} + P_{hs}^{EV}, \quad \forall h \in H, s \in S, s_e \in SE \quad (33)$$

O modelo resultante consiste na minimização dos custos de investimento e operação apresentados na equação (1) sujeito às restrições (2)–(8), (11)–(17), e (19)–(33).

3. RESULTADOS

Nesta seção são apresentados os resultados do teste em uma região do interior do estado de São Paulo que possui CR, em que devem ser visitados 13 clientes; um depósito e uma estação de recarga, conforme ilustra a Fig. 1. O modelo foi implementado em AMPL e resolvido usando CPLEX em um processador AMD Ryzen 7 5700 G. Os parâmetros do teste estão disponíveis em:

https://docs.google.com/spreadsheets/d/1SwpbmVq_t1TF8nT9W_7PHqsBGFbf1U/edit?usp=sharing&ouid=116413262589434417164&rtpof=true&sd=true. Os dados de irradiação foram obtidos do trabalho de Martinez et al. (2021) e as probabilidades dos cenários 1 a 6 foram definidas arbitrariamente como: 30%, 40%, 15%, 15%, 3% e 2% respectivamente.



Fig. 1 Distribuição geográfica da região utilizada no caso de estudo. Fonte: Adaptado de Google Maps.

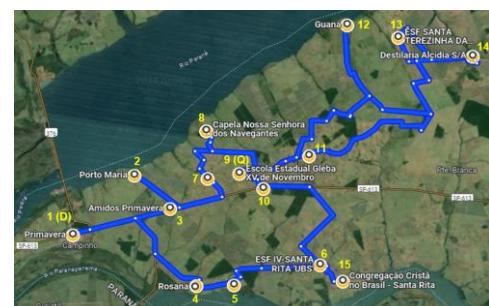


Fig. 2. Rota do VE. Fonte: Adaptado de Google Maps.

Penalização para a potência indisponível	Nº de painéis	Nº de baterias	Valor da função objetivo (\$)
$\lambda^p = \$1.000$	0	0	75.879
$\lambda^p = \$10.000$	29	8	90.317
$\lambda^p = \$100.000$	31	9	91.418
$\lambda^p = \$1.000.000$	31	9	91.418

Tabela 1. Conjunto de soluções para diferentes penalizações.

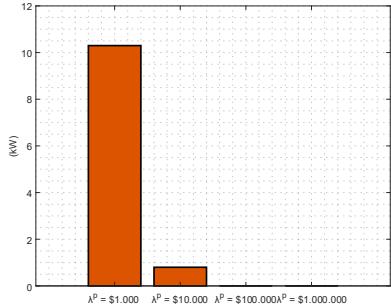


Fig. 3. Potência indisponível na microrrede.

A Fig. 2 apresenta a ordem da rota que o veículo percorre para atender todos os clientes, com um percurso de 220 km. Para observar como os cenários extremos influenciam na solução, diferentes penalizações para potência insuficiente na microrrede foram considerados. Os resultados para estes testes são apresentados na Tabela 1. Assim, uma penalização maior demonstrou uma solução mais conservadora e uma penalização menor demonstrou uma penalização menos conservadora. Dessa forma, para casos em que os eventos extremos sejam considerados e fortemente penalizados, o número de painéis e baterias fotovoltaicos tende a subir, e consequentemente, o valor da solução. A Fig. 3 representa a potência indisponível na microrrede nos diferentes testes de penalizações, em que a menor penalização ($\lambda^p = \$1.000$) indica maior potência indisponível na microrrede, assim, a solução em que $\lambda^p = \$1.000$, atribui toda a carga do VE a essa potência indisponível, logo, é uma solução não viável, pois não considera o dimensionamento da microrrede.

A título de ilustração dos resultados obtidos e devido ao espaço limitado, o teste com $\lambda^p = \$10.000$ foi escolhido para análise de alguns resultados. Nesse caso, o dimensionamento da microrrede foi de 29 unidades de painéis fotovoltaicos e 8 baterias, com um custo total (função objetivo) de \$ 90.317. A solução ótima do modelo apresentado na seção 2 foi encontrada em 2 min.

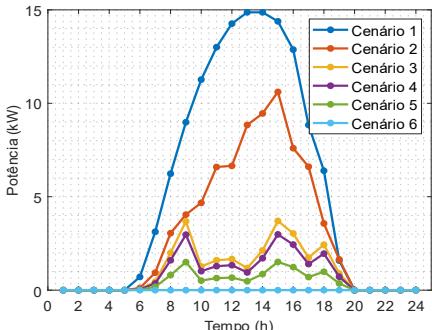


Fig. 4 Potência fotovoltaica disponível.

A Fig. 4 representa a potência fotovoltaica nos diferentes cenários, sendo a mesma para todos os testes. Como esperado, os cenários 3, 4 e 5 apresentam uma curva de potência menor, enquanto o cenário 6 aponta geração de potência nula. A Fig. 5 representa o sistema de armazenamento de energia, ou ainda, a energia das baterias. É evidente que no cenário 1, as baterias não foram utilizadas para carregar o VE, mantendo seu estado de carga constante. No cenário 2, as baterias descarregaram quando o VE chegou na estação, por volta das 12h, descarrega e após o VE sair da estação as baterias restauraram seu estado de carga. Nos cenários de baixa irradiação (3, 4 e 5) a bateria inicia o dia aumentando sua capacidade para carregar o VE, descarrega para fornecer energia ao veículo e após isso inicia novamente o carregamento para finalizar o dia com carga. Por fim, no cenário de evento extremo (6), as baterias iniciam o dia carregadas, carregam o VE e não restauram seu estado de carga, já que não há geração fotovoltaica neste cenário dada a indisponibilidade dos painéis. Na Fig. 6 é ilustrada a quantidade de horas em que o VE permanece na estação de recarga. Nos cenários de alta e média irradiação (1 e 2) o VE necessita de cerca de 1h para carregar. Já nos cenários de baixa irradiação solar (3, 4 e 5), o VE carrega por cerca de 3 horas. Por fim, o cenário 7 que caracteriza o evento extremo, o VE quase não registra carregamento, uma vez que não há energia suficiente na microrrede para alimentar o veículo.

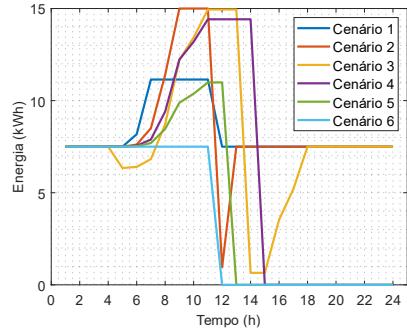


Fig. 5 Energia das baterias.

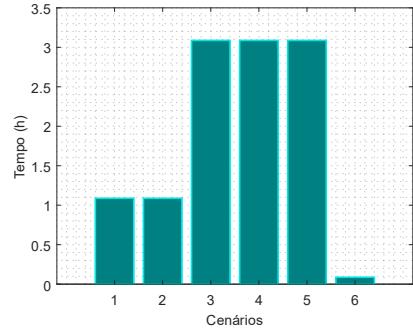


Fig. 6. Tempo de recarga do VE.

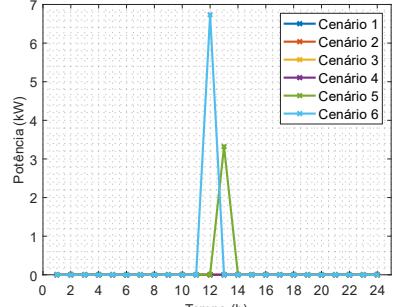


Fig. 7. Potência indisponível na microrrede.

Os resultados do impacto da penalização na potência indisponível podem ser comparados com o trabalho de Basso & Baquero (2024), que realiza o planejamento, mas não considera cenários extremos. Uma observação a ser mencionada é que o dimensionamento do trabalho de Basso & Baquero (2024) em comparação com este apresentou maior número de painéis fotovoltaicos e menos baterias, enquanto este trabalho apresenta uma solução mais conservadora com maior quantidade de baterias.

4. CONCLUSÕES

Este trabalho apresentou um modelo estocástico de programação linear inteira mista para o dimensionamento de uma microrrede em comunidades remotas destinada a alimentar uma estação de recarga para VEs. A microrrede dimensionada é composta por painéis solares e baterias, e a solução proposta aborda inclui o dimensionamento da microrrede, o roteamento do VE, a recarga e a operação do armazenamento em baterias sob influência de cenários extremos. O método foi aplicado em uma comunidade remota com 13 clientes, uma estação de recarga e um depósito, considerando seis cenários, obtendo a solução ótima em 2 min. Os resultados obtidos definiram a rota ótima dos VEs e o dimensionamento da microrrede, com 29 unidades de painéis fotovoltaicos e 8 baterias, sendo um custo total de \$ 90.317. Foram considerados diferentes penalizações para a potência insuficiente na microrrede a fim de verificar o comportamento da solução em casos de eventos extremos, em que uma penalização maior demonstrou uma solução mais conservadora e uma penalização menor demonstrou uma penalização menos conservadora. Nos cenários de alta/média irradiação (1 e 2), o VE carrega em 1h. Na baixa irradiação (3-5), leva 3h. No cenário extremo (6), quase não há carregamento por falta de potência na microrrede. Trabalhos futuros podem abranger o estudo de diferentes abordagens de caracterização de eventos extremos, como o CVaR, um maior número de cenários e implementação de outras fontes de geração de energia.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem à CAPES, à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP), processos nº2024/20610-2 e 2021/14389-3, também ao CNPq, processo nº 409359/2021-1.

REFERÊNCIAS

- Ahmad, F., & Bilal, M. (2024). Allocation of plug-in electric vehicle charging station with integrated solar powered distributed generation using an adaptive particle swarm optimization. *Electrical Engineering*, 106(3), 2595–2608. <https://doi.org/10.1007/s00202-023-02087-9>
- Almouhanna, A., Quintero-Araujo, C. L., Panadero, J., Juan, A. A., Khosravi, B., & Ouelhadj, D. (2020). The location routing problem using electric vehicles with constrained distance. *Computers & Operations Research*, 115, 104864. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2019.104864>
- Basso, D. P., & Baquero, J. F. F. (2024, November). Modelo de programação linear para o dimensionamento de uma estação de recarga de veículos elétricos de comunidades remotas. *LVI Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional - SBPO 2024*.
- Charani Shandiz, S., Foliente, G., Rismanchi, B., Wachtel, A., & Jeffers, R. F. (2020). Resilience framework and metrics for energy master planning of communities. *Energy*, 203, 117856. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.117856>
- Hu, D., Huang, L., Liu, C., & Liu, Z.-W. (2024). Locating and sizing charging station in multi-period to promote electric vehicles adoption in urban areas. *Energy Reports*, 11, 3581–3598. <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2024.03.029>
- Jin, Y., Acquah, M. A., Seo, M., & Han, S. (2024). Optimal siting and sizing of EV charging station using stochastic power flow analysis for voltage stability. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 10(1), 777–794. <https://doi.org/10.1109/TTE.2023.3275080>
- Lazzari, F., Mor, G., Cipriano, J., Solsona, F., Chemisana, D., & Guericke, D. (2023). Optimizing planning and operation of renewable energy communities with genetic algorithms. *Applied Energy*, 338, 120906. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.120906>
- Li, J., He, S., Yang, Q., Ma, T., & Wei, Z. (2023). Optimal design of the EV charging station with retired battery systems against charging demand uncertainties. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 19(3), 3262–3273. <https://doi.org/10.1109/TII.2022.3175718>
- Martinez, N., Tabares, A., & Franco, J. F. (2021). Generation of alternative battery allocation proposals in distribution systems by the optimization of different economic metrics within a mathematical model. *Energies*, 14(6), 1726. <https://doi.org/10.3390/en14061726>
- Nafeh, A. E.-S. A., Omran, A. E.-F. A., Elkholly, A., & Yousef, HosamK. M. (2024). Optimal economical sizing of a PV-battery grid-connected system for fast charging station of electric vehicles using modified snake optimization algorithm. *Results in Engineering*, 21, 101965. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.101965>
- Pal, A., Bhattacharya, A., & Chakraborty, A. K. (2023). Planning of EV charging station with distribution network expansion considering traffic congestion and uncertainties. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 59(3), 3810–3825. <https://doi.org/10.1109/TIA.2023.3237650>
- Rehman, W. ur, Bo, R., Mehdipourpicha, H., & Kimball, J. W. (2022). Sizing battery energy storage and PV system in an extreme fast charging station considering uncertainties and battery degradation. *Applied Energy*, 313, 118745. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.118745>
- Saadati, R., Saebi, J., & Jafari-Nokandi, M. (2022). Effect of uncertainties on siting and sizing of charging stations and renewable energy resources: A modified capacitated flow-refueling location model. *Sustainable Energy, Grids and Networks*, 31, 100759. <https://doi.org/10.1016/j.segan.2022.100759>
- Tabares, A., Martinez, N., Ginez, L., Resende, J. F., Brito, N., & Franco, J. F. (2020). Optimal capacity sizing for the integration of a battery and photovoltaic microgrid to supply auxiliary services in substations under a contingency. *Energies*, 13(22), 6037. <https://doi.org/10.3390/en13226037>
- Ullah, I., Zheng, J., Jamal, A., Zahid, M., Almoshageh, M., & Safdar, M. (2024). Electric vehicles charging infrastructure planning: a review. *International Journal of Green Energy*, 21(7), 1710–1728. <https://doi.org/10.1080/15435075.2023.2259975>
- Zhu, G., Yan, G., & Garmroudi, D. (2024). Optimizing solar-wind hybrid energy systems for sustainable charging stations and commercial applications: A two-stage framework with ebola-inspired optimization. *Expert Systems with Applications*, 246, 123180. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.123180>