

Estimativa de Riscos em Redes Elétricas Considerando Fontes Renováveis e Contingências de Geração e Transmissão via Fluxo de Potência Probabilístico

Tomás R. Belo Pereira

André Milhorance

Armando M. Leite da Silva

*Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, PUC-Rio, Rio de Janeiro, Brasil
(tomasznd@gmail.com, milhorance@ele.puc-rio.br, armando@ele.puc-rio.br)*

Abstract: With the increasing penetration of renewable sources, the performance evaluation of electrical systems has become critical, given the intermittency of these energy resources combined with the failures of network equipment. This work presents the use of probabilistic power flow, based on Monte Carlo simulation and the cross-entropy method, to estimate the risk of inadequacy of electrical quantities, such as transmission equipment overloads and bus under voltages. The purpose is to determine, in a precise and computationally efficient way, the probability of the system not meeting operational criteria, considering load, generation and transmission uncertainties. The method is applied to the IEEE RTS 79 test system and its modified version, with the inclusion of a wind farm, and the results are widely discussed.

Resumo: Com a crescente inserção de fontes renováveis, a avaliação do desempenho dos sistemas elétricos tem se tornado crítica, dada à intermitência desses recursos energéticos combinada às falhas dos equipamentos de rede. Este trabalho apresenta o uso do fluxo de potência probabilístico, baseado na simulação Monte Carlo e no método de entropia cruzada, para estimativa de risco de inadequação de grandezas elétricas, como problemas de sobrecarga em ramos elétricos ou subtensão em barramentos. O objetivo é determinar, de forma precisa e computacionalmente eficiente, a probabilidade do sistema não atender a critérios operativos, considerando as incertezas de carga, geração e transmissão. O método é aplicado ao sistema teste IEEE RTS 79 e também numa versão modificada com a inclusão de uma usina eólica e os resultados são amplamente discutidos.

Keywords: Cross-entropy, intermittent energy resources, Monte Carlo simulation, probabilistic load flow, risk estimate, variance reduction techniques.

Palavras-chaves: Entropia cruzada, estimação de risco, fluxo de potência probabilístico, fonte de energia renovável intermitente, simulação Monte Carlo, técnicas de redução de variância.

1. INTRODUÇÃO

O aumento da utilização de fontes de energia renovável em todo o mundo, como eólica e solar, tornou ainda mais fundamental avaliar o comportamento do sistema elétrico diante da intermitência da geração (Kroposki et al. 2017). A incerteza das condições de demanda, especialmente com tecnologias emergentes como veículos elétricos (Quiros-Tortos et al. 2018), e na disponibilidade da transmissão (i.e., contingências) também afeta diretamente o risco de não atendimento dos consumidores e de inadequação de grandezas elétricas, como problemas de sobrecarga ou subtensão em barramentos.

A avaliação das condições operativas se dá com o uso do algoritmo de fluxo de potência, uma das principais ferramentas para analisar redes elétricas, desde as etapas de planejamento até a operação em tempo real. Borkowska (1974) propôs um método probabilístico para avaliação de fluxo de potência, que leva em consideração as características estatísticas das variáveis de entrada, especialmente as incertezas de carga e geração (Leite da Silva et al. 2019), dando origem ao algoritmo de fluxo de potência probabilístico (FPP).

A ferramenta FPP mapeia as incertezas estatísticas dos valores de entrada em funções de densidade de probabilidade das variáveis de saída, como fluxos nas linhas de transmissão. Para tomar decisões sobre ações de mitigação de riscos, é necessário estimar probabilidades e valores esperados com alta precisão e em menor tempo computacional. Geralmente, os índices de risco são estimados nas “caudas” das distribuições de probabilidade, e métodos que visam fornecer distribuições completas das variáveis de saída nem sempre garantem alta precisão nessas regiões de maior risco.

O FPP é avaliado por métodos analíticos ou baseados na simulação Monte Carlo (SMC). Ao contrário dos primeiros, a SMC é uma ferramenta flexível que não requer simplificações (e.g., pode-se adotar a formulação de fluxo de potência não linear padrão). Além disso, ela garante maior precisão no mapeamento das “caudas” das distribuições de probabilidades, por consequência do evento de risco avaliado.

Uma desvantagem do uso da SMC é sua exigência computacional elevada, particularmente se a probabilidade do evento a ser avaliado é muito baixa. Para mitigar tal inconveniência, as técnicas de redução de variância (TRV), com ênfase na amos-

tragem por importância, foram introduzidas para aumentar a eficiência da simulação em termos de tempo, reduzindo a variância do estimador de eventos (Rubinstein et al. 2004). Para isso, uma nova função de densidade de probabilidade é ajustada para amostrar eventos com maior frequência na região alvo. O método da entropia cruzada (*cross-entropy*, CE) é um tipo de TRV utilizado satisfatoriamente em sistemas de potência (Leite da Silva et al. 2019, González-Fernández et al. 2013).

O objetivo deste trabalho é a avaliação de risco de inadequações de grandezas elétricas (e.g., subtensões em barramentos e sobrecargas em elementos de transmissão) por técnicas de FPP. O estudo apresentado, com a incorporação de uma central eólica ao sistema IEEE RTS 24 barras, ilustra impactos de incertezas de carga, disponibilidade de máquinas de geração, contingências na transmissão e intermitência de geração renovável. A ferramenta de cálculo proposta baseia-se em simulação Monte Carlo combinada com o método CE, chamada SMC-CE, favorecendo resultados com precisão garantida de índices de risco e em tempo reduzido.

2. FLUXO DE POTÊNCIA PROBABILÍSTICO

2.1 Formulação Matemática

O problema de fluxo de potência probabilístico pode ser descrito pelo seguinte conjunto de equações (Allan et al. 1981):

$$\mathbf{Y} = \alpha_Y(\mathbf{X}, \mathbf{B}) \quad (1)$$

$$\mathbf{Z} = \alpha_Z(\mathbf{X}, \mathbf{B}), \quad (2)$$

onde \mathbf{Y} é definido como o vetor aleatório de entrada (injeções nodais de potência ativa e reativa); \mathbf{X} é o vetor aleatório de estado (ângulos e magnitudes de tensão); \mathbf{Z} é o vetor de saída (fluxos de potência ativa e reativa nos ramos, etc.); as funções α_Y e α_Z representam as equações de fluxo de potência não lineares para uma dada configuração de rede; e o vetor aleatório \mathbf{B} representa a disponibilidade de ramos transmissão, impactando diretamente nas funções α_Y e α_Z .

As variáveis aleatórias que representam as incertezas da carga e geração compõem o vetor de entrada \mathbf{Y} , que é regido por um conjunto de funções de probabilidade contínuas ou discretas. Para cargas, essas funções descrevem as incertezas de curto ou longo prazo, representando erros de previsão (Leite da Silva et al. 1990). Para centrais de geração, caracterizam a indisponibilidade (desligamento forçado) de máquinas e a intermitência da fonte de energia (vento e sol, Usaola 2009). Os efeitos de diferentes topologias de rede (falhas na rede de transmissão) e/ou flutuações nos parâmetros elétricos das linhas impactam as funções α_Y e α_Z , que também se tornam aleatórias na análise FPP (Leite da Silva et al. 1985).

A complexidade da solução do problema FPP aumenta com a dimensão do espaço amostral das variáveis de interesse, consequência do número e forma de representação das variáveis aleatórias de entrada consideradas. A formulação não linear das equações de fluxo de potência e o tamanho da rede elétrica também podem ser considerados desafios. O método de FPP deve realizar a estimativa de eventos em vetores aleatórios (\mathbf{X} e \mathbf{Z}) com a maior precisão possível e em um tempo computacional reduzido. A SMC, baseada no método CE, é a ferramenta

adotada neste trabalho, por sua flexibilidade e desempenho (Leite da Silva et al. 2019).

2.2 Simulação Monte Carlo

A SMC é uma técnica numérica amplamente utilizada para avaliação de risco em processos estocásticos (Rubinstein et al. 2007). Sua principal vantagem é a flexibilidade, pois permite representar de maneira precisa as mais diversas e complexas particularidades do sistema (i.e., manobras operativas), sem requerer aproximações.

Na avaliação de confiabilidade de sistemas elétricos, utiliza-se a SMC para a estimativa da probabilidade de perda de carga (*loss of load probability*, LOLP) e da energia esperada não suprida (*expected energy not supplied*, EENS), entre outros (González-Fernández et al. 2013). Em FPP, adota-se a SMC para avaliar o risco de inadequação de grandezas elétricas, que se refere à probabilidade de que uma ou mais grandezas elétricas do sistema, tais como tensões, correntes, fluxos de potência, entre outras, ultrapassem limites operacionais definidos pelos padrões técnicos ou pelos critérios de segurança adotados pelos operadores do sistema (Leite da Silva et al. 2019).

A SMC estima os índices de interesse através da média de N amostras dos valores de entrada do sistema, tais como as injeções nodais \mathbf{Y}_i e contingências \mathbf{B}_i , aplicando uma função de teste $H(\cdot)$ que define a medida de desempenho a ser avaliada. Em outras palavras, para cada amostra i , a função $H(\mathbf{Y}_i, \mathbf{B}_i)$ calcula o valor correspondente da medida de desempenho, e a média desses valores é utilizada para estimar o índice, i.e.,

$$\widetilde{E}_u[H] = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N H(\mathbf{Y}_i, \mathbf{B}_i), \quad (3)$$

onde \mathbf{u} é um vetor de parâmetros das funções de probabilidade que regem as variáveis aleatórias de entrada. Por exemplo, para distribuições normais, contém a média e a variância. Todos os índices podem ser representados por (3) dependendo da definição da função de teste H .

A incerteza da estimativa é uma medida da variação dos valores da medida de desempenho obtidos a partir das amostras. Ela é quantificada pela variância do estimador

$$V(\widetilde{E}_u[H]) = \frac{\widetilde{V}_u(H)}{N}, \quad (4)$$

onde $\widetilde{V}_u(H)$ é a variância da função de teste. O coeficiente de variação

$$\beta = \frac{\sqrt{V(\widetilde{E}_u[H])}}{\widetilde{E}_u[H]}, \quad (5)$$

é uma medida normalizada da incerteza, que indica a proporção da variância em relação à média da medida de desempenho estimada. Quanto menor o valor de β , mais precisa é a estimativa. Para garantir a precisão dos resultados, é necessário especificar uma tolerância (β_{TOL}) como critério de parada da SMC.

Ao formular um problema de FPP para avaliação de risco de inadequação, não se pretende estimar a distribuição completa

das variáveis de saída. O objetivo é estimar apenas a área (probabilidade) da região alvo, em geral na cauda função de probabilidade de interesse. Também se pode avaliar o valor esperado associado aos limites excedidos da variável de interesse.

As seguintes funções de teste podem ser definidas para o evento alvo, onde P_{Exce} representa a probabilidade de exceder (além ou abaixo) do limite operacional e A_{Exce} é a quantidade média que excede o alvo:

$$H_{P_{Exce}}(\mathbf{Y}_i, \mathbf{B}_i) = \begin{cases} 0 & \text{se } (\mathbf{Y}_i, \mathbf{B}_i) \in \Psi_{N\grave{a}o_Alvo} \\ 1 & \text{se } (\mathbf{Y}_i, \mathbf{B}_i) \in \Psi_{Alvo} \end{cases} \quad (6)$$

$$H_{A_{Exce}}(\mathbf{Y}_i, \mathbf{B}_i) = \begin{cases} 0 & \text{se } (\mathbf{Y}_i, \mathbf{B}_i) \in \Psi_{N\grave{a}o_Alvo} \\ \Delta A_i & \text{se } (\mathbf{Y}_i, \mathbf{B}_i) \in \Psi_{Alvo} \end{cases} \quad (7)$$

onde o espaço de estado $\Psi = \Psi_{N\grave{a}o_Alvo} \cup \Psi_{Alvo}$ é o conjunto de todos os possíveis estados de entrada $(\mathbf{Y}_i, \mathbf{B}_i)$, dividido em dois subespaços: $\Psi_{N\grave{a}o_Alvo}$ de estados não alvo e Ψ_{Alvo} de estados alvo; ΔA_i é o valor de desvio da variável de interesse, no estado amostrado, abaixo ou além do limite permitido. Um estado amostrado é definido como alvo se a variável de interesse, ou seja, um fluxo ou magnitude de tensão, estiver fora do limite associado.

Neste trabalho, foi utilizada a metodologia SMC não sequencial (Leite da Silva et al. 2019), com a incorporação de regras operacionais, como o despacho de geração e o corte de carga. Estas regras tornam a representação mais realista. Assim, realiza-se despacho por ordem de mérito e o corte de carga, devido à insuficiência de geração, é aplicado proporcionalmente à participação de cada barra na carga total. No entanto, ações completas de remediação, como o redespacho de geração, não são consideradas nesta análise de FPP.

O tempo de processamento é uma das principais desvantagens na utilização da SMC para estimar índices de risco. A raridade dos eventos de risco, geralmente desconhecida *a priori*, aumenta o número de amostras necessário para a avaliação do estimador, dada uma tolerância especificada (β_{TOL}). Para mitigar tal dificuldade, será empregada uma técnica de redução de variância, com ênfase na amostragem por importância através do método da entropia cruzada, para reduzir o tempo computacional necessário sem perda de precisão.

3. FLUXO DE POTÊNCIA PROBABILÍSTICO VIA MÉTODO DA ENTROPIA CRUZADA

3.1 Amostragem por Importância

As TRVs podem ser consideradas metodologias que utilizam informações conhecidas sobre o modelo em estudo para obter estimativas mais precisas. Quanto maior o conhecimento sobre o sistema, maior será a eficácia na redução da variância do estimador (Rubinstein et al. 2007). A amostragem por importância é a TRV mais utilizada, sendo aplicada com sucesso em sistemas de energia (Leite da Silva et al. 2019, González-Fernández et al. 2013).

Para estimar índices de risco através da SMC não sequencial, amostras aleatórias para os dados de entrada são coletadas a partir de funções de distribuições de probabilidade regidas pelo vetor \mathbf{u} . Este contém os parâmetros de entrada originais: indisponibilidades (binomiais) para máquinas de geração e elemen-

tos de transmissão, valores médios/variações (gaussianas) para cargas, impulsos de sequência (discretos) para cargas e quantidade de aerogeradores disponíveis na central eólica.

Os índices de risco são estimados usando (3), onde H representa as funções de teste definidas por (6) e (7). No entanto, se os objetivos do sistema forem raros ($P_{Exce} < 10^{-5}$), o processo de estimativa via (3) pode ser computacionalmente exigente.

Uma abordagem mais eficiente é utilizar técnicas de amostragem por importância. Nesse caso, amostras aleatórias são coletadas considerando um novo vetor de parâmetros \mathbf{v} . O estimador não tendencioso de amostragem por importância (8) é definido como:

$$\tilde{E}_{\mathbf{v}}[H] = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N H(\mathbf{Y}_i, \mathbf{B}_i) W(\mathbf{Y}_i, \mathbf{B}_i; \mathbf{u}, \mathbf{v}) \quad (8)$$

$$W(\mathbf{Y}_i, \mathbf{B}_i; \mathbf{u}, \mathbf{v}) = \frac{f(\mathbf{Y}_i, \mathbf{B}_i; \mathbf{u})}{g^*(\mathbf{Y}_i, \mathbf{B}_i; \mathbf{v})} \quad (9)$$

A razão de verossimilhança $W(\cdot)$ é uma correção que deve ser aplicada no processo de amostragem para evitar estimativas tendenciosas. Ao usar \mathbf{v} em vez de \mathbf{u} , ocorre uma “distorção” no espaço de probabilidade das variáveis aleatórias de entrada. Assim, o desafio é encontrar o melhor \mathbf{v} para minimizar o esforço computacional da SMC. Para fins práticos, considera-se que função ótima para amostragem por importância $g^*(\cdot)$ é da mesma família de distribuições originais, logo $g^*(\cdot) = f(\cdot, \mathbf{v})$.

3.2 Método da Entropia Cruzada

O processo de amostragem por importância consiste em encontrar uma distribuição, diferente da original, que facilite a amostragem de elementos relevantes. Dessa forma, deve-se adotar uma nova função de densidade de probabilidade $g^*(\cdot)$ que minimize a variância do estimador do evento em questão. Para determinar a função ótima para amostragem, neste trabalho utiliza-se o método da entropia cruzada.

Proposto para estimar eventos raros, ele visa encontrar os parâmetros que minimizam a “distância” entre a distribuição de amostragem por importância e a distribuição ótima de variância nula, utilizando a função de Kullback-Liebler (também conhecida como função de entropia cruzada). Em outras palavras, através do método CE, encontram-se novos parâmetros para as distribuições das variáveis aleatórias de entrada (que compõem \mathbf{v}) para garantir amostragem mais frequente dos eventos de interesse. Os detalhes e exemplos ilustrativos desse método podem ser encontrados em Leite da Silva et al. (2019) e Rubinstein et al. (2004).

3.3 Solução do FPP pelo CE

A abordagem SMC-CE para FPP é composta por duas fases principais. A primeira é a pré-simulação, que utiliza o método CE para determinar o vetor de parâmetros \mathbf{v} , responsável por definir as funções de densidade “distorcidas” $f(\cdot; \mathbf{v})$ do processo de amostragem por importância. Para a pré-simulação, é preciso especificar alguns parâmetros adicionais (Leite da Silva et al. 2019), como o tamanho da amostra N_{CE} (por exemplo, 10000 amostras), o parâmetro multinível ρ (geralmente entre 0,01 e 0,1) e o parâmetro de suavização α (por exemplo,

0,99; apenas diferente de um para evitar ocorrências de zeros e uns no vetor \mathbf{v}). Para o evento avaliado, define-se γ como o limite da região alvo (e.g., nível máximo admitido de tensão). O processo de otimização é realizado usando um tipo de SMC.

Para isso, define-se $\hat{\mathbf{v}}_0 = \mathbf{u}$ e $k = 1$ (contador de iterações). Gera-se uma amostra de tamanho N_{CE} , usando $\hat{\mathbf{v}}_{k-1}$. Avalia-se, para toda amostra, a medida de desempenho $S(\cdot)$, que são os valores do evento alvo (por exemplo, a tensão no barramento analisado). Ordena-se $S(\mathbf{Y}_i, \mathbf{B}_i)$ de forma crescente, se o alvo é $P[S > \gamma]$ (e.g., sobretensão ou sobrecarga), ou de forma decrescente, se $P[S < \gamma]$ (e.g., subtensão). Calcula-se $\hat{\gamma}_k = S_{[(1-\rho)*N_{CE}]}$. Se $\hat{\gamma}_k \geq \gamma$, então $\hat{\gamma}_k = \gamma$. A amostra é então utilizada para resolver o problema de otimização estocástica e definir o parâmetro atualizado $\hat{\mathbf{v}}_k$ (Leite da Silva et al. 2019).

Para distribuições discretas, o parâmetro $\hat{\mathbf{v}}_k$ representa uma lista de um número finito de valores $\{a_i\}_{i=1}^j$, cada um com sua probabilidade de ocorrência associada. Para distribuições binomiais $Bin(n, p)$ o parâmetro $\hat{\mathbf{v}}_k$ representa a probabilidade p e, para gaussianas $N(\mu, \sigma)$, ele representa a média da distribuição (μ) e o desvio padrão (σ). Os cálculos de atualização são apresentados em Leite da Silva et al. (2019) e amplamente discutidos em Rubinstein et al. (2004). Após a atualização de $\hat{\mathbf{v}}_k$, se $\hat{\gamma}_k < \gamma$, o processo de amostragem continua com $k = k + 1$; caso contrário, a pré-simulação é finalizada.

Ao final da pré-simulação, o vetor de parâmetros \mathbf{v} é obtido e a função de densidade distorcida $f(\cdot; \mathbf{v})$ é utilizada na segunda fase que também é a SMC. Agora, é necessário definir o número máximo de iterações e o coeficiente β_{TOL} , usualmente entre 1% e 5%. A segunda fase utiliza as funções de densidade previamente distorcidas e compensa o processo de amostragem por meio da função de verossimilhança $W(\cdot; \mathbf{u}, \mathbf{v})$. Ela é finalizada se $\beta \leq \beta_{TOL}$ ou caso seja atingido o número máximo de iterações.

Em ambas as fases, as equações de fluxo de potência são avaliadas em cada amostra e as funções de teste (6) e (7) são usadas para estimar os índices de risco. O algoritmo completo e detalhado é apresentado em Leite da Silva et al. (2019). Ressalta-se que, em problemas multidimensionais, pode ocorrer a degeneração da função de verossimilhança (Rubinstein et al. 2004). Ela é caracterizada pela evolução não monotonicamente decrescente do coeficiente de variação β . Isso pode tornar o estimador não confiável, comprometendo a qualidade do resultado. Esse comportamento não ocorreu neste trabalho.

4. RESULTADOS DAS SIMULAÇÕES

Nessa seção, apresentam-se resultados de simulações para avaliar o desempenho do método SMC-CE proposto para FPP. São também estudados os efeitos da quebra de elementos de transmissão e da geração intermitente, com a inserção de uma central eólica no sistema IEEE RTS.

4.1 Inserção de central eólica no IEEE RTS

Para avaliações de impactos de renovável intermitente no risco de inadequação, foi realizada uma modificação no sistema IEEE RTS 24 barras. Ela consiste na substituição da geração térmica síncrona movida a carvão da barra 15, composta por 5 unidades de 12 MW e 1 unidade de 155 MW, por um parque eólico. O parque inserido é formado por aerogeradores do

Tabela 1. Dados dos aerogeradores

Área Varrida: A (m ²)	18.869
Velocidade de Início: v_{cut-in} (m/s)	3
Velocidade de Corte: $v_{cut-out}$ (m/s)	18
Velocidade Nominal: v_r (m/s)	16
Potência Nominal: P_r (MW)	3,3
Taxa de Falha (falhas/ano)	2,721
Taxa de Reparo (reparo/ano)	31,286

modelo Vestas V155 de 3,3 MW (Vestas 2020), cujas curvas de vento foram obtidas a partir do banco de dados da NREL (2020). Os dados de confiabilidade do aerogerador são de Sulaeman et al. (2017). As especificações do aerogerador estão resumidas na Tabela 1.

A potência entregue pelo aerogerador é determinada em função da velocidade do vento (v , em m/s) por:

$$P(v) = \begin{cases} 0, & \text{se } v < v_{cut-in} \\ \frac{1}{2} \rho A C_p v^3, & \text{se } v_{cut-in} \leq v < v_r \\ P_r, & \text{se } v_r \leq v < v_{cut-out} \\ 0, & \text{se } v_{cut-out} \leq v \end{cases} \quad (10)$$

Neste trabalho, foi considerado apenas o mês de dezembro (pico de carga do sistema RTS) das curvas de vento obtidas hora a hora em um período de 6 anos. A geração média e sua variância, por aerogerador, calculadas a partir dos 4464 valores de geração de (10) foi de 0,9619 MW e de 1,0995 MW, respectivamente. Para simplificação da representação estatística da capacidade de geração, foram considerados apenas 20 estágios de potência diferentes (de 0 a 3,3 MW, cada um com um valor de probabilidade de ocorrência), resultando em uma geração média de 0,9619 MW e variância de 1,1034 MW. Dessa forma, a curva de vento foi simplificada para fins computacionais mantendo suas características originais.

A quantidade de aerogeradores necessária para substituir a geração síncrona da barra 15 foi determinada a partir da geração esperada das unidades síncronas, que equivale a 207,6 MW, calculada a partir de suas informações de disponibilidade. A partir da geração média do aerogerador, foram necessárias 235 unidades para obter uma geração esperada de 207,95 MW na central eólica.

Na SMC, é sorteada a quantidade de aerogeradores disponíveis e o estágio de potência de geração devido a variação do vento (distribuições discretas). O estágio de potência sorteado é considerado igual para todos os aerogeradores, assumindo que eles estão fisicamente próximos.

4.2 Considerações Gerais das Simulações

Há duas abordagens baseadas em SMC que serão empregadas para comparar o desempenho das simulações:

a) Seleção de eventos-alvo e adoção de um critério de parada por número máximo de iterações ou estimativa dentro dos limites de confiança. Esta é a versão padrão da simulação de Monte Carlo (SMC) para estimar probabilidades de eventos;

Tabela 2. Resultados para probabilidade de subtensão na barra 11

(a) Original com indisponibilidade da geração

Tipo	Amostras	Tempo (s)	P (%)	β_{TOL} (%)	$\Delta Volt$ (pu)
SMC	13.960.000	15.886,2	0,0716	1,0000	2,0076E-06
SMC-CE	341.000	439,0	0,0722	0,9986	2,0462E-06

(b) Original com indisponibilidade da geração e transmissão

Tipo	Amostras	Tempo (s)	P (%)	β_{TOL} (%)	$\Delta Volt$ (pu)
SMC	2.850.000	3.231,2	0,3498	0,9998	2,1965E-05
SMC-CE	326.000	419,3	0,3343	0,9986	2,1107E-05

(c) Eólico com indisponibilidade da geração

Tipo	Amostras	Tempo (s)	P (%)	β_{TOL} (%)	$\Delta Volt$ (pu)
SMC	88.000	109,7	10,2170	0,9993	0,0025
SMC-CE	67.000	85,7	10,1041	0,9969	0,0025

(d) Eólico com indisponibilidade da geração e transmissão

Tipo	Amostras	Tempo (s)	P (%)	β_{TOL} (%)	$\Delta Volt$ (pu)
SMC	87.000	104,9	10,3345	0,9986	0,0025
SMC-CE	71.000	90,4	10,0918	0,9957	0,0025

b) Combinação da simulação de Monte Carlo e entropia cruzada (SMC-CE). Esta é a ferramenta proposta que oferece a flexibilidade e precisão da SMC, com desempenho computacional melhorado para avaliar os índices de risco.

Para todos os sistemas estudados, são utilizadas distribuições binomiais para modelar a indisponibilidade dos elementos de transmissão e das unidades geradoras. Distribuições discretas são utilizadas para modelar a disponibilidade das unidades de aerogeradores e seus estágios de potência, enquanto distribuições gaussianas e discretas são empregadas para modelar as incertezas de carga (Leite da Silva et al., 1990). No entanto, outras distribuições poderiam ter sido utilizadas.

Para pontos de carga, é considerado um fator de potência constante. Dessa forma, ao amostrar um valor para a carga de potência ativa, a carga de potência reativa é definida no mesmo barramento, assumindo total correlação. Ressalta-se que a ferramenta SMC permite o uso de distribuições diferentes para cada parte da carga em qualquer barramento.

As ferramentas SMC e SMC-CE são interrompidas quando o coeficiente de variação β_{TOL} atinge 1% para as estimativas de probabilidade. Para a SMC-CE, são utilizados $N_{CE} = 10000$, $\rho = 0,01$ e $\alpha = 0,99$ em todas as simulações. Os testes foram realizados em um Intel Core i9-12900K 3,19 GHz, em uma plataforma Matlab 2020.b. Para cálculos de fluxo de potência, utiliza-se a ferramenta Matpower 7.1 (Zimmerman et al. 2011), com tolerância de 10^{-4} pu para os resíduos e o número máximo de iterações igual a 10. Em todos os testes, os casos não convergentes e divergentes são descartados e representam menos de 0,4% das amostras.

4.3 Resultados

A rede elétrica estudada é a IEEE RTS 24 barras, cujas informações são apresentadas em Leite da Silva et al. (2019) e P.M. Subcommittee (1979). Foram considerados duas configurações para a rede elétrica: Original e Eólico (inserção da usina eólica, conforme a Seção 4.1). Em cada configuração, são realizados dois estudos de caso: (i) indisponibilidade da geração; e (ii)

Tabela 3. Resultados para probabilidade de sobrecarga na linha 8-9

(a) Original com indisponibilidade da geração

Tipo	Amostras	Tempo (s)	P (%)	β_{TOL} (%)	$\Delta Fluxo$ (MVA)
SMC	7.077.000	7.972,6	0,1411	0,9999	0,0104
SMC-CE	173.000	252,7	0,1416	0,9972	0,0105

(b) Original com indisponibilidade da geração e transmissão

Tipo	Amostras	Tempo (s)	P (%)	β_{TOL} (%)	$\Delta Fluxo$ (MVA)
SMC	7.001.000	8.314,6	0,1426	1,0000	0,0111
SMC-CE	196.000	269,2	0,1410	0,9984	0,0113

(c) Eólico com indisponibilidade da geração

Tipo	Amostras	Tempo (s)	P (%)	β_{TOL} (%)	$\Delta Fluxo$ (MVA)
SMC	6.707.000	7.921,6	0,1489	0,9999	0,0139
SMC-CE	509.000	619,1	0,1506	0,9996	0,0141

(d) Eólico com indisponibilidade da geração e transmissão

Tipo	Amostras	Tempo (s)	P (%)	β_{TOL} (%)	$\Delta Fluxo$ (MVA)
SMC	6.617.000	8.210,1	0,1509	1,0000	0,0146
SMC-CE	504.000	609,6	0,1507	0,9992	0,0147

indisponibilidade da geração e transmissão. Foram realizadas simulações buscando os riscos para os eventos de subtensão na barra 11 (valores abaixo de 0,95 pu) e de sobrecarga na linha 8-9 (fluxos acima de 175 MVA).

As Tabelas 2 e 3 apresentam os resultados para risco de subtensão na barra 11 e sobrecarga na linha 8-9, respectivamente. Os tempos indicados para a SMC-CE já incluem a etapa de pré-simulação. Em ambos os casos analisados, houve uma clara aceleração no processo de convergência do índice de risco sem perda de precisão com a utilização da entropia cruzada. A maior aceleração encontrada foi de 36 vezes para a subtensão na barra 11 na Tabela 2(a). Observa-se que quanto menor for a probabilidade do evento, maior será a influência do método CE. Ressalta-se que, *a priori*, o risco do evento não é conhecido.

A Fig. 1 apresenta o histograma das tensões na barra 11, referente a Tabela 2(a), para a SMC (esquerda) e a SMC-CE (direita). É possível observar como as distorções das probabilidades de entrada afetam a variável de saída, fazendo com que o evento buscado seja amostrado mais frequentemente. Tal tendência, adicionada pela etapa de pré-simulação, é removida durante a etapa de SMC-CE, utilizando-se a razão de verossimilhança no estimador.

Percebe-se que a consideração de contingências na transmissão afetou muito mais a probabilidade de subtensão na barra 11 do que a de sobrecarga na linha 8-9. Incertezas na transmissão aumenta a dimensão estatística do problema, mas foi adequadamente lidada pelo método CE.

A inserção da usina eólica afetou mais a probabilidade da subtensão do que da sobrecarga no elemento analisado. Nota-se na Tab. 2 que a probabilidade de subtensão torna-se menos rara e, conseqüentemente, o desempenho da SMC-CE se aproxima da SMC convencional; ambas com baixo número de amostras e tempos computacionais. Em relação à Tab. 3, nota-se que a SMC-CE requereu mais amostras com a usina eólica presente, mesmo com valores similares de probabilidade. Neste caso, os 235 aerogeradores representados por uma distribuição

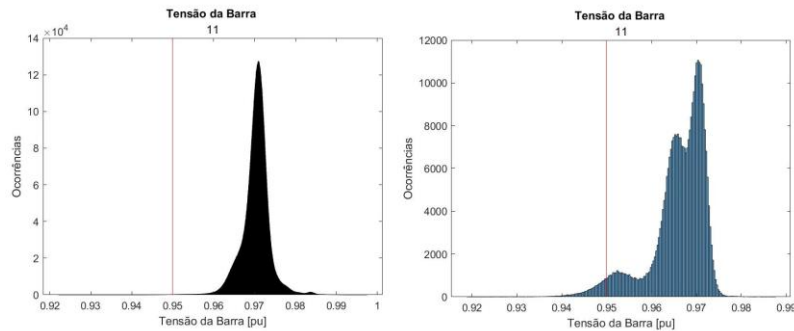


Fig. 1. Histograma da tensão na barra 11 para o sistema original com indisponibilidade da geração: sem o CE (esquerda) e com o CE (direita)

discreta de 34 estágios influenciaram no desempenho da SMC-CE. Ainda assim, o bom desempenho do método CE em relação à SMC é preservado.

5. CONCLUSÕES

Este trabalho utilizou uma abordagem de fluxo de potência probabilístico, que combina a simulação de Monte Carlo com o método da entropia cruzada, para avaliar de forma precisa e computacionalmente eficiente os índices de risco de inadequação de grandezas elétricas, como sobrecarga em elementos de transmissão e subtensões em barramentos.

Os métodos tradicionais de SMC são flexíveis para acomodar diferentes aspectos do modelo estudado (por exemplo, estratégias de despacho, correlação de carga, intermitência de capacidade de geração etc.) e tornam as avaliações de FPP mais realistas e aceitáveis para o processo de tomada de decisão. Porém, podem requerer elevado desempenho computacional, caso o risco avaliado seja raro. O método utilizado, SMC-CE, oferece mesma precisão e eficiência elevada, quando comparado a SMC convencional.

O algoritmo de FPP aplicado foi capaz de integrar as possíveis indisponibilidades de elementos de transmissão e de avaliar também os impactos de gerações intermitentes no sistema, com desempenho satisfatório. Portanto, torna-se um algoritmo bastante eficaz no planejamento da expansão e operação dos atuais sistemas de potência (Leite da Silva et al., 1990, 2012). Por último, outras técnicas de redução de variância poderão ser utilizadas pelo algoritmo de FPP.

AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi realizado com apoio do CNPq e da CAPES - Código de Financiamento 001.

REFERÊNCIAS

- Allan, R.N., Leite da Silva, A.M. (1981). Probabilistic load flow using multilinearisation. *IEE Proc. C—Gener., Transmiss., Distrib.*, vol. 128, no. 5, pp. 280–287.
- Borkowska, B. (1974). Probabilistic load flow. *IEEE Trans. Power App. Syst.*, vol. PAS-93, no. 3, pp. 752–759.
- González-Fernández, R.A., Leite da Silva, A.M., Resende, L.C., Schilling, M.T. (2013). Composite systems reliability evaluation based on Monte Carlo simulation and cross-entropy methods. *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 28, no. 4, pp. 4598–4606.
- Kroposki, B., et al. (2017). Achieving a 100% Renewable Grid: Operating Electric Power Systems with Extremely High Levels of Variable Renewable Energy. *IEEE Power and Energy Magazine*, vol. 15, no. 2, pp. 61–73.
- Leite da Silva, A.M., Allan, R.N., Soares, S.M., Arienti, V.L. (1985). Probabilistic load flow considering network outages. *IEE Proc. C—Gener., Transmiss., Distrib.*, vol. 132, no. 3, pp. 139–145.
- Leite da Silva, A.M., Ribeiro, S.M.P., Arienti, V.L., Allan, R.N., Do Coutto Filho, M.B. (1990). Probabilistic load techniques applied to power system expansion planning. *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 5, no. 4, pp. 1047–1053.
- Leite da Silva, A.M., Manso, L.A.F., Sales, W.S., Flávio, S.A. (2012). Chronological power flow for planning transmission systems considering intermittent sources. *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 27, no. 4, pp. 2314–2322.
- Leite da Silva, A.M., de Castro, A.M. (2019). Risk Assessment in Probabilistic Load Flow via Monte Carlo Simulation and Cross-Entropy Method. *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 34, no. 2, pp. 1193–1202.
- NREL. (2020). *Wind prospector*. Disponível: <https://maps.nrel.gov/?da=wind-prospector>. Acesso: Out./2020.
- P. M. Subcommittee. (1979). IEEE reliability test system. *IEEE Trans. Power App. Syst.*, vol. PAS-98, no. 6, pp. 2047–2054.
- Quiros-Tortos, J., Ochoa, L., Butler, T. (2018). How Electric Vehicles and the Grid Work Together: Lessons Learned from One of the Largest Electric Vehicle Trials in the World. *IEEE Power and Energy Magazine*, vol. 16, no. 6, pp. 64–76.
- Rubinstein, R.Y., Kroese, D.P. (2004). *The Cross-Entropy Method. A Unified Approach to Combinatorial Optimization, Monte-Carlo Simulation, and Machine Learning*. Springer, EUA.
- Rubinstein, R.Y., Kroese, D.P. (2007). *Simulation and the Monte Carlo Method*. Wiley, EUA.
- Sulaeman, S., Benidris, M., Mitra, J., Singh, C. (2017). A Wind Farm Reliability Model Considering Both Wind Variability and Turbine Forced Outages. *IEEE Trans. Sustain. Energy* vol. 8, no. 2, pp. 629–637.
- Usaola, J. (2009). Probabilistic load flow in systems with wind generation. *IET Gener., Transmiss., Distrib.*, vol. 3, no. 12, pp. 1031–1041.
- Vestas. (2020). *Especificações técnicas v155-3.3 MW*. Disponível: https://www.vestas.com/en/products/4-mw-platform/v155-3_3-mw. Acesso: Out./2020.
- Zimmerman, R.D., Murillo-Sanchez, C.E., Thomas, R.J. (2011). Matpower: Steady-state operations, planning, and analysis tools for power system research and education. *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 26, no. 1, pp. 12–19.