

# Confiabilidade de Sistemas Compostos via Simulação Monte Carlo Não Sequencial e Entropia Cruzada: Avaliação por Área e Barramento

Bruno A. S. Manso\* Armando M. Leite da Silva\* André Milhorange\* Fernando A. Assis\*\*

\*Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro – PUC-Rio, Rio de Janeiro, Brasil

\*\*Universidade Federal de São João del-Rei – UFSJ, São João del-Rei, Brasil

(brunomanso95@hotmail.com, armando@ele.puc-rio.br, milhorange@ele.puc-rio.br, fernandoassis@ufsj.edu.br)

---

**Abstract:** Monte Carlo simulation (MCS) is recognized as an efficient tool in the reliability analysis of large composite generation and transmission systems. In practice, however, planners are more interested in evaluating only their operating regions, especially areas and buses where there is a greater concentration of consumers. In this case, failure is often a rare event, which substantially increases the computational cost of the MCS. To deal with this problem, the use of variance reduction techniques has been proposed in numerous works, which present good results, but still find some difficulty in modeling problems involving the physical restrictions of the transmission network. In this work, a new method for non-sequential MCS, aided by importance sampling via the cross-entropy method, is proposed through an adherent approach to the composite reliability problem, mainly focusing on specific areas and buses of the system. The method is evaluated using a modified version of the IEEE Reliability Test System – 1996, which presents similar rarity levels of compound failures as in real systems.

**Resumo:** A simulação Monte Carlo (SMC) é reconhecidamente uma ferramenta eficiente na análise de confiabilidade de grandes sistemas compostos de geração e transmissão. Na prática, porém, os planejadores têm maior interesse em avaliar apenas suas regiões de atuação, especialmente áreas e barras onde há maior concentração de consumidores. Nesse caso, a falha é muitas vezes um evento raro, o que eleva substancialmente o custo computacional da SMC. Para lidar com esse problema, o emprego de técnicas de redução de variância foi proposto em inúmeros trabalhos, os quais apresentam bons resultados, mas ainda encontram alguma dificuldade em modelar problemas que envolvem as restrições físicas da rede de transmissão. Neste trabalho, um novo método para simulação Monte Carlo não sequencial, auxiliada por amostragem por importância via método da entropia cruzada, é proposto através de uma abordagem aderente ao problema de confiabilidade composta, sobretudo com o foco em áreas e barras específicas do sistema. O método é avaliado usando uma versão modificada do IEEE Reliability Test System – 1996, que apresenta níveis de raridade de falhas compostas semelhantes aos de sistemas reais.

**Keywords:** Composite reliability; cross-entropy; generation and transmission systems; importance sampling; Monte Carlo simulation; rare event simulation.

**Palavras-chaves:** Confiabilidade composta; entropia cruzada; sistemas de geração e transmissão; amostragem por importância; simulação Monte Carlo; simulação de evento raro.

---

## 1. INTRODUÇÃO

Seja no planejamento da expansão ou da operação dos sistemas de geração e transmissão (GT), o aspecto de adequação de suprimento é tão importante quanto o econômico. Tais aspectos, além de apresentarem objetivos conflitantes, devem ser observados nos sistemas com escopo e foco distintos. Decisão de investimento e despacho econômico são processos que compreendem grandes porções dos sistemas, enquanto o estudo da confiabilidade deve ser realizado em partes menores. Em sistemas de grande porte, a quase todo momento é possível observar falha no suprimento de carga em algum canto da rede. O sistema interligado brasileiro, por exemplo, apresentava virtualmente, em 2014, probabilidade de falha 1,0 pu (Schilling et al. 2014). Por esse motivo, adotar a adequação de suprimento global como restrição no planejamento da expansão ou da operação não é pertinente. Adicionalmente, os agentes dos

sistemas estão interessados em conhecer a resiliência apenas de sua região de atuação. Logo, o foco da avaliação da confiabilidade de sistemas GT deve ser localizado, e com atenção especial às barras com maior concentração de consumidores. Evidentemente, quanto mais localizado é o foco, maior a raridade da falha que se quer conhecer, e técnicas mais elaboradas são necessárias.

A otimização dos algoritmos de confiabilidade composta é uma preocupação histórica, tendo em vista que a análise de adequação de estados apresenta complexidade e custo computacional bem maiores do que o observado no problema de geração. Adicione a raridade do evento falha e a própria ferramenta de Monte Carlo se torna onerosa. Para tratar dessa questão, duas vertentes de pesquisa despontaram: (i) detecção de padrões; e (ii) técnicas de redução de variância (*variance reduction techniques* – VRT). A primeira, busca reduzir diretamente a execução de análises de adequação, seja por redes

neurais polinomiais construtivas GMDH (Leite da Silva et al. 2007), *machine learning* (Urgun et al. 2019), regressão logística (Campos et al. 2022) etc. A segunda, passou também por várias técnicas: variáveis de controle (Oliveira et al. 1989), variáveis antitéticas (Billinton et al. 1997), amostragem estratificada via método do hipercubo latino (Jirutitijaroen et al. 2008) e (Shu et al. 2014), *state space pruning* (Singh et al. 1997), *continuous time Markov chain model* (Hou et al. 2016), *subset simulation* (Hua et al. 2015). Dito isso, a VRT que obteve melhores resultados é a amostragem por importância (*importance sampling* – IS) otimizada pelo método da entropia cruzada (*cross-entropy* – CE), seja na confiabilidade de geração (Leite da Silva et al. 2010a), ou composta (Fernández et al. 2013), (Geng et al. 2019) e (Zhao et al. 2021).

Sobre o emprego do método CE na confiabilidade composta, é importante observar que um sistema GT apresenta dois tipos de falha: (i) insuficiência de geração (falha G); e (ii) insuficiência de transporte de energia (falha T). A falha G é de simples análise, o que facilita a modelagem do método CE. A proposta de uma metodologia para estimação de falha G rara foi bem-sucedida, porém, ao utilizar a mesma abordagem no problema de falha composta, o método ficou contido a tratar de sistemas onde a falha é, em maior parte, devido a déficit de geração. O problema é que em sistemas interligados de rede de transmissão robusta (característica observada nos principais sistemas do mundo) o déficit de geração é um evento tão raro que seu impacto é desprezível, de modo que a análise de confiabilidade se reduz a estimar a falha T, que por sua vez não é representada adequadamente na função performance do método CE, nos trabalhos em confiabilidade composta. Logo, uma nova abordagem para o uso do método CE na avaliação da confiabilidade de sistemas GT se mostra necessária.

Neste trabalho, a simulação Monte Carlo não sequencial (também abreviada por SMC), auxiliada por amostragem por importância via método CE, é proposta para a avaliação da confiabilidade composta de sistemas GT a nível local. Dessa forma, têm-se duas contribuições no artigo: (i) aprimorar o emprego do método CE para a avaliação de falha composta com características de sistemas reais; e (ii) apresentar um método capaz de avaliar, com custo computacional exequível, a confiabilidade composta localmente, próximo ao consumidor.

Este artigo é estruturado da seguinte forma. Na próxima seção, a modelagem da ferramenta de Monte Carlo utilizada é apresentada. Na terceira seção, o método CE é brevemente descrito, apontando em que parte a ferramenta proposta contribui com uma nova abordagem, sendo sua metodologia e algoritmo detalhados. Na seção de resultados, o método é validado e discutido por meio de uma versão modificada do sistema IEEE Reliability Test System – 1996 (RTS-96) (Grigg et al. 1999) que apresenta níveis coerentes de raridade na falha composta. A seção final traz as conclusões, bem como uma proposta para a sequência da pesquisa.

## 2. SIMULAÇÃO MONTE CARLO

Neste trabalho, a simulação não sequencial (Pereira et al. 1992) é empregada. Sua eficiência é notável, enquanto sua flexibilidade é suficiente para o propósito deste artigo, o qual não trabalha com aspectos cronológicos complexos, como fontes

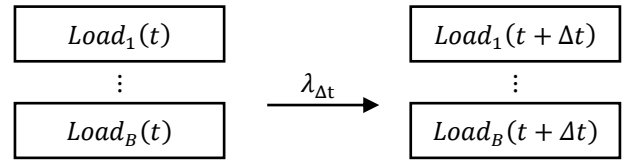


Fig. 1 Modelo da carga: Markov multiestados não agregado.

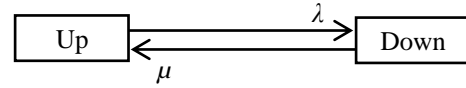


Fig. 2 Modelo de equipamentos: Markov a dois estados.

renováveis intermitentes. Apenas a carga tem cronologia representada. A seguir, os modelos para carga e equipamentos são apresentados, bem como a análise de adequação de estados e os índices de confiabilidade estimados nesse trabalho.

### 2.1 Modelo para Carga e Equipamentos

A carga é representada por modelo de Markov multiestados não agregado. Esse modelo corresponde a uma sequência de estados não balanceada em frequência com taxa de transição unidirecional e constante, tal como mostra a Fig. 1. Nesse caso, a duração de todo e qualquer estado é  $t = 1h$ , a taxa de transição entre dois instantes de tempo é  $\lambda_{\Delta t} = 1 \text{ oc./h}$ , o período considerado é de um ano, ou  $T = 8760h$ , e cada instante de tempo  $t$  é sorteado a partir de distribuição uniforme no intervalo  $[1, T]$ . Assim, cada barra de carga  $b \in [1, B]$  pode seguir uma série histórica própria, representando basicamente qualquer comportamento cronológico desejado.

Para os equipamentos, o modelo de Markov a dois estados é utilizado. Esse modelo é balanceado em frequência, tendo os estados disponível e indisponível se comunicando por meio de taxa de falha  $\lambda$  e reparo  $\mu$ , tal como mostra a Fig. 2.

### 2.2 Análise de Adequação de Estados

A análise de adequação de estados é feita em três partes:

- i) Balanço de Geração-Carga (BGC): Geração e carga são balanceadas em um modelo “barra única”, produzindo um novo despacho para os geradores, obedecendo aos fatores de participação de um despacho base, o qual é fornecido pelo usuário para a condição de carga pico sem contingências. Eventuais cortes de carga por déficit de geração são observados (falha G).
- ii) Fluxo de potência DC com Perdas (FDCP): Um fluxo de potência linearizado com perdas é executado para determinar se o despacho obtido no BGC para o estado amostrado apresenta violação de capacidade de circuitos. Em caso positivo, um fluxo de potência ótimo é executado para tentar resolver os problemas da rede. Não há observação de corte de carga nesta etapa.
- iii) Fluxo de Potência Ótimo (FPO): Um fluxo de potência ótimo linearizado é aplicado com mínimo desvio do ponto de operação encontrado no FDCP. Eventuais cortes de carga por insuficiência de transporte de energia são observados (falha T).

### 2.3 Índices de Confiabilidade

Índices de probabilidade, energia e frequência são estimados:

- LOLP: Loss of Load Probability [p.u.]
- LOLE: Loss of Load Expectation [h/ano]
- EPNS: Expected Power Not Supplied [MW]
- EENS: Expected Energy Not Supplied [MWh/ano]
- LOLF: Loss of Load Frequency [oc./ano]

Os índices LOLE e EENS são calculados, respectivamente, através da multiplicação dos indicadores LOLP e EPNS pelo período escolhido de 1 ano, ou 8760 horas. O índice LOLF é obtido pela técnica de estimação *one-step forward* (OSF) (Leite da Silva et al. 2004) e traz valiosa informação para a confiabilidade composta. Por fim, o índice de duração média da falha, a LOLD [h] (*Loss of Load Duration*), pode ser facilmente obtido como LOLP/LOLF vezes 8760 horas.

## 3. METODOLOGIA

O método proposto é fundamentado nos conceitos de amostragem por importância e entropia cruzada, mas difere-se do método CE estabelecido em (Rubinstein e Kroese 2004) e empregado em confiabilidade composta. Essa diferença, porém, é o que explica a necessidade de uma nova abordagem. Assim, antes de entrar em detalhes da metodologia, um resumo do método CE é apresentado na subseção a seguir.

### 3.1 Método da Entropia Cruzada

O método CE é uma ferramenta simples, eficiente e de grande capacidade de generalização que resolve variados problemas de estimação e otimização. Sua origem, porém, reside mais especificamente na busca por aprimorar algoritmos de simulação de evento raro que são baseados em VRT.

O método pode ser resumido como um processo de otimização iterativo de dois estágios: (i) SMC auxiliada por IS; e (ii) dimensionamento de nova distribuição de probabilidade. Seu propósito é endereçar o desafio da IS: encontrar uma distribuição de probabilidade, diferente da original, capaz de levar uma simulação a amostrar um determinado evento com maior frequência, reduzindo a variância da estimativa de parâmetros em estudo. O método assume que existe uma distribuição de probabilidade ótima que levaria uma simulação a representar o evento de interesse com variância zero, a partir de qualquer amostra simples (i.e., amostra de apenas um estado). Desse ponto, é destacado que se não é possível determinar tal distribuição ótima analiticamente, é possível estimá-la por meio da minimização da entropia cruzada que existe entre a distribuição que será utilizada na amostragem por importância e a ótima. Por fim, não sendo ainda exequível estimar a distribuição em apenas uma simulação, propõe-se caminhar iterativamente em direção a ela.

A seguir, apresenta-se uma breve descrição matemática do método CE.

Seja  $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$  um vetor aleatório que assume valores no espaço  $\mathcal{X}$  e  $\{f(\cdot; \boldsymbol{\sigma})\}$  uma família paramétrica de funções densidade de probabilidade (*probability density functions* –

pdfs) no mesmo espaço  $\mathcal{X}$ , onde  $\boldsymbol{\sigma}$  é o vetor real de parâmetros. Então, a probabilidade  $\ell$  de um certo evento  $\{S(\mathbf{X}) \geq \gamma\}$  em  $f(\mathbf{X}; \mathbf{u})$  pode ser obtida pelo estimador não tendencioso  $\hat{\ell}$ , dado por (1).  $S(\mathbf{X})$  é uma função real no espaço  $\mathcal{X}$ ,  $\gamma$  um número real e  $I_{\{\cdot\}}$  um avaliador de expressão lógica.

$$\hat{\ell} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{\{S(\mathbf{X}_i) \geq \gamma\}} \quad (1)$$

O estimador  $\hat{\ell}$  é bastante eficiente, exceto no caso em que  $\ell$  é muito pequeno, i.e., o evento  $\{S(\mathbf{X}) \geq \gamma\}$  é raro. Nesse caso, a estimativa de  $\ell$  pode ser obtida a partir de uma nova pdf  $g(\mathbf{X}; \mathbf{v})$ , da mesma família da pdf  $f(\mathbf{X}; \mathbf{u})$  mas com vetor de parâmetros  $\boldsymbol{\sigma} = \mathbf{v}$ , tal como em (2). O estimador  $\hat{\ell}$  permanece não tendencioso, pois a razão de verossimilhança  $W(\mathbf{X}; \mathbf{u}, \mathbf{v}) = \frac{f(\mathbf{X}; \mathbf{u})}{g(\mathbf{X}; \mathbf{v})}$  corrige a probabilidade de cada amostra  $\mathbf{X}_i$  para o âmbito da distribuição original.

$$\hat{\ell} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{\{S(\mathbf{X}_i) \geq \gamma\}} \frac{f(\mathbf{X}_i; \mathbf{u})}{g(\mathbf{X}_i; \mathbf{v})} \quad (2)$$

O grande desafio é, então, encontrar/determinar a distribuição amostragem por importância  $g(\mathbf{X}; \mathbf{v})$  (ou pdf-IS), aquela que levará a variância do evento  $\{S(\mathbf{X}) \geq \gamma\}$  a reduzir de modo que um montante menor de amostras seja necessário para estimar  $\ell$  dado um nível de incerteza. Idealmente, a pdf-IS ótima (vide (3)) é aquela que renderá à expressão de (2) o valor exato de  $\ell$  para qualquer  $\mathbf{X} \in \mathcal{X}$ , seja  $\{S(\mathbf{X}) \geq \gamma\}$  verdadeiro ou falso. Evidentemente, tal distribuição é difícil de ser descoberta, tendo em vista que  $\ell$  é justamente o parâmetro que se quer estimar. É nesse ponto que a minimização da entropia cruzada entra, como uma alternativa para obter  $g^*(\mathbf{x})$ , por meio de um processo que não depende do conhecimento do valor de  $\ell$ .

$$g^*(\mathbf{x}) = \frac{I_{\{S(\mathbf{x}) \geq \gamma\}} f(\mathbf{x}; \mathbf{u})}{\ell} \quad (3)$$

Utilizando os conceitos de entropia cruzada, bem como de otimização e de estatística e probabilidade, é possível provar, vide (Rubinstein e Kroese 2004), que cada parâmetro  $v_j^*$  do vetor de parâmetros ótimo  $\mathbf{v}^*$  (que caracteriza  $g^*(\mathbf{x})$ ) pode ser estimado tomando amostras a partir de  $f(\mathbf{X}; \mathbf{u})$ , tal como:

$$\widehat{v}_j^* = \frac{\sum_{i=1}^N I_{\{S(\mathbf{X}_i) \geq \gamma\}} X_{ij}}{\sum_{i=1}^N I_{\{S(\mathbf{X}_i) \geq \gamma\}}} \quad (4)$$

Apesar de ter-se um mecanismo direto e prático para estimar os parâmetros da pdf-IS ótima, este procedimento permanece vulnerável à raridade do evento  $\{S(\mathbf{X}) \geq \gamma\}$ . Veja que para a ampla maioria das amostras, a função  $I_{\{S(\mathbf{X}_i) \geq \gamma\}}$  será nula, o que leva a estimativa de  $\mathbf{v}^*$  a ser insuficiente até mesmo para elevados montantes de sorteios. A solução proposta em (Rubinstein e Kroese 2004) passa pelo emprego da IS na forma de um procedimento iterativo de níveis múltiplos. Tal adereço do método CE foi bem aplicado na confiabilidade da geração, pois a função performance  $S(\mathbf{X})$ , a qual qualifica o estado  $\mathbf{X} \in \mathcal{X}$  quanto à ocorrência do evento de interesse, especialmente para aqueles estados que não pertencem ao evento, é de fácil modelagem para a falha G. Nesse caso, em geral, o evento de inte-

resse é dado por  $\{S(\mathbf{X}) < \gamma\}$ ,  $S(\mathbf{X})$  pela geração disponível para estados de sucesso e pela carga atendida para estados de falha, e  $\gamma$  por um nível de carga pesada. Para que essa modelagem seja coerente, as simulações para estimação da pdf-IS são realizadas com a carga pesada que foi atribuída a  $\gamma$ .

Na confiabilidade composta, por outro lado, a modelagem de  $S(\mathbf{X})$  não funciona bem para os estados de sucesso (essenciais para o processo de níveis múltiplos). A complexidade da análise de estados via FPO dificulta a caracterização da performance, principalmente pelo fato de que toda amostra de sucesso apresenta a mesma saída no FPO: não há corte de carga. Por esse motivo, no emprego do método para sistemas GT foi optado por utilizar a mesma função  $S(\mathbf{X})$  utilizada na análise de geração. Tal função possui alguma capacidade de caracterizar o estado de sucesso para com a falha T, especialmente em sistemas em que os índices de geração são dominantes. Contudo, sistemas grandes e de forte interconexão apresentam falha G praticamente inexistente e rede malhada que, aliada a restrições de capacidade de transmissão e às leis de Kirchhoff de circuitos, fazem da observação do montante de geração disponível, um fator pouco explicativo da falha T, e, conseqüentemente, da falha composta.

### 3.2 Proposta

Em vista da dificuldade de se definir uma função  $S(\mathbf{X})$  afeita ao problema da falha T e consistente para os estados de sucesso, o processo de níveis múltiplos foi preterido por uma lógica mais simples. A nova lógica vem da observação prática de que em qualquer simulação é possível monitorar a incerteza da estimativa de cada parâmetro em estudo via coeficiente  $\beta$  (Pereira et al. 1992). Isso significa que  $\beta$  pode funcionar como um elemento qualificante para a estimativa do vetor de parâmetros ótimo da pdf-IS. Portanto, a entropia cruzada entre a pdf-IS e a ótima pode ser minimizada por meio de uma única simulação convencional (i.e., feita com a pdf real) tomando o próprio  $\beta$  como critério de parada. Evidentemente, a tolerância adotada para a incerteza nesta fase de distorção de parâmetros deve ser maior que a desejada para a convergência das estimativas dos índices de confiabilidade. Uma forma interessante de determinar essa tolerância é por meio de (5), mas antes de explicitar tal sugestão, é necessário destacar que o método proposto é composto por duas fases:

*Fase 1:* Simulação Monte Carlo convencional para estimação de pdf-IS, com parada em  $\beta^{F1}$ .

*Fase 2:* Simulação Monte Carlo com IS (SMC-IS) para estimação de índices, com parada em  $\beta^{F2}$ .

$$N = \frac{\hat{V}(I_{\{S(\mathbf{X}) \geq \gamma\}})}{(\beta \times \hat{\ell})^2} \quad (5)$$

Observe que associado à escolha de  $\beta^{F1}$  existe um ganho máximo que o método proposto pode fornecer dado pela razão entre o número de amostras necessário a estimar índices via uma SMC, com parada em  $\beta^{F2}$ , e aquele necessário a estimar a pdf-IS na Fase 1, também via SMC, mas com parada em  $\beta^{F1}$ . Claramente, este ganho máximo ocorre sob o pressuposto de que a Fase 2 tem custo desprezível. Desse modo, é possível obter conhecimento prévio sobre o ganho máximo dividindo a equação em (5) tomada para  $\beta^{F2}$  pela tomada para  $\beta^{F1}$ , veja:

$$MAXGAIN = \left[ \frac{\hat{V}(I_{\{S(\mathbf{X}) \geq \gamma\}})}{(\beta \times \hat{\ell})^2} \right]_{\beta=\beta^{F2}} / \left[ \frac{\hat{V}(I_{\{S(\mathbf{X}) \geq \gamma\}})}{(\beta \times \hat{\ell})^2} \right]_{\beta=\beta^{F1}} \quad (6)$$

Como ambas as amostras são simuladas via SMC convencional, sob o mesmo espaço probabilístico da pdf real, a variância amostral e média amostral da função  $I_{\{S(\mathbf{X}) \geq \gamma\}}$  não são as mesmas, mas tendem para os mesmos valores (variância e valor esperado). Logo, é possível aproximar o ganho máximo por:

$$MAXGAIN \cong \frac{(\beta^{F1})^2}{(\beta^{F2})^2} \quad (7)$$

Neste artigo, índices de confiabilidade composta são estimados a  $\beta^{F2} = 5\%$ . Como exemplo, se  $\beta^{F1}$  for dimensionado em 50%, o ganho máximo seria próximo de 100 vezes. Contudo, para uma incerteza tão elevada, os tamanhos de variância e média amostrais de  $I_{\{S(\mathbf{X}) \geq \gamma\}}$  tomadas para  $\beta^{F1}$  devem ser bem diferentes dos daquelas tomadas para  $\beta^{F2}$ , invalidando a relação em (7). Desse modo, a estimativa de  $\mathbf{v}^*$  será pobre, o que deve levar a Fase 2 a ser mais onerosa ao invés de menos. Sendo mais conservador e aplicando um  $\beta^{F1}$  de 10%, mais próximo de  $\beta^{F2}$ , já é possível obter um ganho máximo razoável ( $\cong 4$  vezes) com elevado grau de certeza. Em confiabilidade composta,  $\beta^{F1}$  e  $\beta^{F2}$  caracterizam a probabilidade da falha T, sendo  $\beta^{F1} = 10\%$  um valor bem seguro, que invariavelmente levará a Fase 1 a produzir uma estimativa consistente para  $\mathbf{v}^*$  e, assim, uma Fase 2 rápida. Contudo, a estimação do índice de frequência via OSF é o que define a convergência da simulação, de modo que sua incerteza ainda é bem elevada quando a da probabilidade atinge o nível de 10%. Assim, foi estipulado que a incerteza do índice que converge por último deve ser no máximo de 20%, dado que a da LOLP atingiu 10%.

O ganho máximo deve, então, ser aproximado em função do índice LOLF, que invariavelmente converge por último. Logo, a depender dos valores de variância e média amostrais tomadas para  $\beta^{F1}$  e  $\beta^{F2}$ , o ganho máximo estará em torno de  $20^2/5^2 = 16$  vezes. Vale destacar que a LOLF é estimada por meio da técnica OSF, a qual possui processo amostral próprio, tornando o valor de ganho máximo um pouco menos preciso.

Antes de apresentar o algoritmo, é necessário detalhar mais dois importantes aspectos do método. Primeiro, o evento raro  $\{S(\mathbf{X}) > \gamma\}$  na confiabilidade composta corresponde à falha T, e, portanto, a função  $S(\mathbf{X})$  é tratada como tamanho do corte de carga no estado  $\mathbf{X} \in \mathcal{X}$  e o nível que qualifica a falha é  $\gamma = 0$ . Em segundo, tem-se o conceito de condicionamento da pdf-IS. Ainda que  $\beta^{F1}$  de 10% para a LOLP e 20% para a LOLF sejam considerados adequados, deve-se ter em mente que a pdf-IS levará a SMC-IS a atuar adentro do espaço de estados da falha T. Isso significa que uma quantidade demasiada de FPO será executada sem necessidade, pois muitos estados serão de falha profunda. Como a região da falha de maior probabilidade é a localizada na fronteira sucesso-falha, uma pdf-IS menos agressiva produzirá uma SMC-IS mais eficiente, com número reduzido de execuções de FPO (lembrando que um FPO só é acionado caso um FDCP apresente violação de capacidade em circuitos). Portanto, um amortecimento  $\alpha$  é aplicado ao vetor  $\hat{\mathbf{v}}^*$ , vide (8). A ideia é compor o novo vetor com uma parcela da estimativa  $\hat{\mathbf{v}}^*$  e uma de  $\mathbf{u}$ , que é o vetor de parâmetros da pdf real do problema.

$$\widehat{\mathbf{v}}^* = \mathbf{u} \times (1 - \alpha) + \widehat{\mathbf{v}}^* \times \alpha \quad (8)$$

Para dimensionar  $\alpha$  de maneira mais genérica possível, foi determinado que o amortecimento deverá ser muito forte para falhas que não apresentam raridade ( $LOLP \geq 1\%$ ), forte para as de baixo nível de raridade ( $LOLP < 1\%$ ) e fraco para as de elevado nível de raridade ( $LOLP < 0.01\%$ ). Isso é coerente, pois o amortecimento reduz (i.e.,  $\alpha$  cresce) ao passo que a raridade, e, portanto, a distância para a falha, aumenta. A raridade, por sua vez, pode ser facilmente averiguada pelo valor da estimativa da LOLP a  $\beta^{F1}$ , ao final da Fase 1.

### 3.3 Algoritmo

O método pode ser resumido pelo seguinte passo a passo:

- Passo 1) Carregar dados do problema; definir os parâmetros: (i)  $\beta_{LOLP}^{F1} = 10\%$  e (ii)  $\beta_{LOLF}^{F1} = 20\%$ ; e fazer  $N = 1$ .
- Passo 2) Gerar  $\mathbf{X}_N$  a partir da pdf real  $f(\mathbf{X}; \mathbf{u})$  e calcular sua performance  $S(\mathbf{X}_N)$ . Estimar índices para a amostra  $\mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_N$  e calcular as incertezas das estimativas.
- Passo 3) Se  $\beta_{LOLP} > \beta_{LOLP}^{F1}$  ou  $\beta_{LOLF} > \beta_{LOLF}^{F1}$ , faça  $N = N + 1$  e retorne ao Passo 2); senão, prossiga.
- Passo 4) Estimar o novo vetor de parâmetros  $\mathbf{v} = \begin{bmatrix} \mathbf{v}^G \\ \mathbf{v}^C \end{bmatrix}$ .

- Para estações geradoras (G):

$$v_j^G = \frac{1}{n_j^{uni}} \left[ \frac{\sum_{i=1}^N I_{\{S(\mathbf{X}_i) > \gamma\}} X_{ij}^G}{\sum_{i=1}^N I_{\{S(\mathbf{X}_i) > \gamma\}}} \right], \quad j \in \Omega^G \quad (9)$$

onde  $\Omega^G$  é o conjunto de estações geradoras;  $n_j^{uni}$  o número de unidades geradoras da estação  $j$ ;  $X_{ij}^G$  o número de geradores indisponíveis na estação  $j$ ; e  $v_j^G$  o novo parâmetro probabilidade de estar indisponível dos geradores da estação  $j$ .

- Para circuitos (C):

$$v_j^C = \frac{\sum_{i=1}^N I_{\{S(\mathbf{X}_i) > \gamma\}} X_{ij}^C}{\sum_{i=1}^N I_{\{S(\mathbf{X}_i) > \gamma\}}}, \quad j \in \Omega^C \quad (10)$$

onde  $\Omega^C$  é o conjunto de circuitos;  $X_{ij}^C$  a condição de indisponível do circuito  $j$ ; e  $v_j^C$  o novo parâmetro probabilidade de estar indisponível do circuito  $j$ .

Passo 5) Defina  $\alpha$  como:

$$\alpha = \begin{cases} 0,01, & \text{se } \mathbb{E}[I_{\{S(\mathbf{X}) > \gamma\}}] \geq 1 \times 10^{-2} \\ 0,10, & \text{se } \mathbb{E}[I_{\{S(\mathbf{X}) > \gamma\}}] < 1 \times 10^{-2} \\ 0,50, & \text{se } \mathbb{E}[I_{\{S(\mathbf{X}) > \gamma\}}] < 1 \times 10^{-4} \end{cases} \quad (11)$$

Passo 6) Faça  $\widehat{\mathbf{v}}^* = \mathbf{u} \times (1 - \alpha) + \mathbf{v} \times \alpha$  e estime os índices de confiabilidade a partir de  $g(\mathbf{X}; \widehat{\mathbf{v}}^*)$  por meio do estimador não tendencioso:

$$\hat{\ell} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N H(\mathbf{X}) \frac{f(\mathbf{X}_i; \mathbf{u})}{g(\mathbf{X}_i; \widehat{\mathbf{v}}^*)} \quad (12)$$

onde  $N$  é redimensionado para acomodar o nível de incerteza escolhido de  $\beta^{F2} = 5\%$  e  $H(\mathbf{X})$  é uma função mensurável associada ao índice a ser estimado.

**Tabela 1. Análise do sistema (RTS-96)**

ÍNDICES		
LOLP [pu]	EENS [MWh/ano]	LOLF [oc./ano]
3,38x10 <sup>-5</sup> ( $\beta=2,67\%$ )	50,1 ( $\beta=3,79\%$ )	1,04 ( $\beta=5,00\%$ )
DESEMPENHO		
Amostras	FPO	Tempo [s]
41.626.700	316.703	1.925

**Tabela 2. Análise do sistema (RTS-96-T)**

ÍNDICES			
	SMC	SMC-IS-GT	Desvio
<b>LOLP</b> [pu]	1,23x10 <sup>-2</sup> ( $\beta=1,91\%$ )	1,23x10 <sup>-2</sup> ( $\beta=1,89\%$ )	0,00 %
<b>EENS</b> [MWh/ano]	2,600 ( $\beta=2,76\%$ )	2,620 ( $\beta=2,75\%$ )	0,77 %
<b>LOLF</b> [oc./ano]	19,10 ( $\beta=5,00\%$ )	19,70 ( $\beta=5,00\%$ )	3,14 %
DESEMPENHO			
	SMC	SMC-IS-GT	Ganho
<b>Amostras</b>	220.632	210.586	1,05 pu
<b>FPO</b>	44.628	43.190	1,03 pu
<b>Tempo [s]</b>	225	217	1,04 pu

## 4. RESULTADOS

O sistema RTS-96 é fruto de um esforço para aumentar o escopo do seu antecessor, o IEEE Reliability Test System (RTS-79) (Probability Methods Subcommittee 1979), com o objetivo de obter um sistema híbrido e atípico. O RTS-96 é, portanto, muito utilizado para apreciar metodologias de confiabilidade, na forma de um sistema de características abrangentes que pode ser modificado para adequar o contexto do estudo. Na Tabela 1, a avaliação da confiabilidade composta para o sistema pode ser observada. Nesse caso, assim como em todos os testes apresentados aqui, a carga é tratada com total correlação entre as barras e segue a curva anual original do RTS-79. Destaca-se, ainda, que todas as rotinas utilizadas foram desenvolvidas em linguagem FORTRAN 77, e as simulações executadas em computador de CPU i7-6500U 2.50GHz.

Buscando uma configuração com característica de confiabilidade composta mais fiel aos principais sistemas existentes, uma versão modificada do RTS-96 foi projetada. Para tanto, aplicou-se um fator de 0,90 no valores de todas as cargas do sistema para reduzir os índices de falha G a patamares desprezíveis, e um fator de 0,40 na capacidade de cada circuito para acentuar a falha T, a qual é demasiadamente rara. Assim, tem-se o sistema RTS-96-T, de falha composta dominada pela falha T e nível de raridade coerente para sistema, área/zona e barra.

### 4.1 Análise do Sistema

Fazendo uma análise com foco na falha de todo o sistema RTS-96-T, tem-se os resultados da Tabela 2. A relevância desse teste é demonstrar como a ferramenta se comporta em situações de falha não rara, fator que reduz a eficácia e neces-

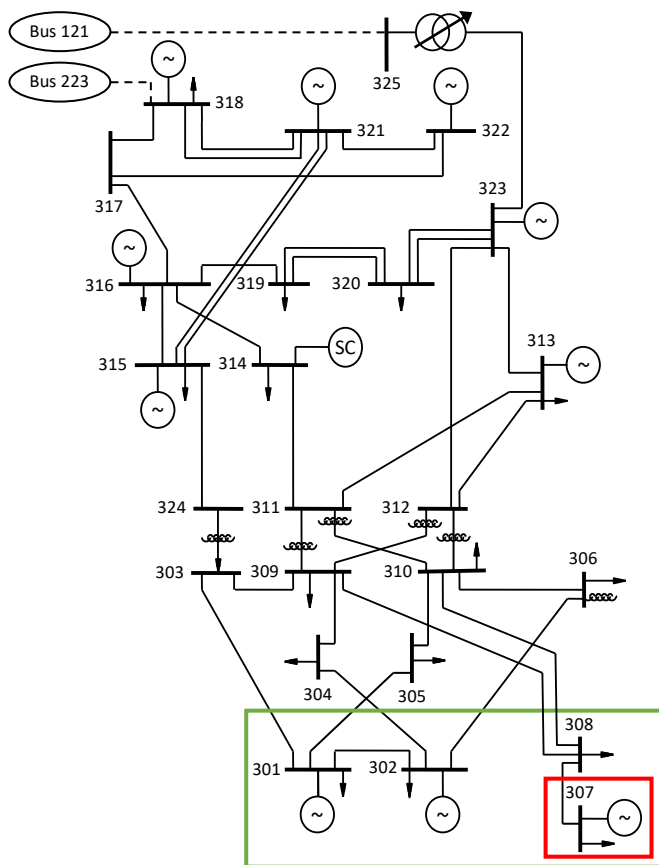


Fig. 3 Diagrama da Área 3 (RTS-96-T).

cidade da amostragem por importância. O método proposto, chamado SMC-IS-GT (SMC com IS via método CE para sistemas GT), basicamente não apresenta ganho algum, mas também não apresenta prejuízo ao desempenho nem às estimativas dos índices. Isso comprova que o método pode ser utilizado indiscriminadamente, o que é importante, tendo em vista que a raridade da falha não é conhecida à priori.

#### 4.2 Análise de Zona

Suponha, agora, que um agente de transmissão do sistema RTS-96-T atua na região de tensão 138kV da Área 3. Naturalmente, não é do interesse do agente avaliar a confiabilidade do sistema, talvez nem mesmo da sua área, mas sim das barras consumidoras ao sul da sua região. Mais especificamente, quer-se conhecer a confiabilidade da zona que envolve as barras 301, 302, 307 e 308, conjunto destacado pelo retângulo verde na Fig. 3. Essas são barras onde há grande concentração de consumidores.

Na Tabela 3, os resultados da análise da zona são apresentados. Observe que, nesse caso, a falha já pode ser considerada rara, ou pouco rara ( $LOLP < 1 \times 10^{-2}$ ), o que leva a ferramenta SMC-IS-GT a ser utilizada com moderação (i.e., amortecimento de  $\alpha = 0,10$ ), apresentando ganho razoável. Ademais, destaca-se que uma ferramenta baseada na metodologia em (Fernández et al. 2013) foi executada. Tal ferramenta pode ser chamada de SMC-IS-G devido à sua afinidade com o problema de geração, e sua execução, apesar de não apresentar prejuízo ao desempenho e estimativa de índices, também não apresentou ganho em custo computacional.

Tabela 3. Análise da zona (RTS-96-T)

	ÍNDICES		
	SMC	SMC-IS-GT	Desvio
<b>LOLP [pu]</b>	$4,10 \times 10^{-4}$ ( $\beta=2,09\%$ )	$4,14 \times 10^{-4}$ ( $\beta=1,92\%$ )	0,98 %
<b>EENS [MWh/ano]</b>	66,0 ( $\beta=3,27\%$ )	65,3 ( $\beta=2,83\%$ )	1,06 %
<b>LOLF [oc./ano]</b>	0,769 ( $\beta=5,00\%$ )	0,778 ( $\beta=5,00\%$ )	1,17 %
DESEMPENHO			
	SMC	SMC-IS-GT	Ganho
<b>Amostras</b>	5.577.686	1.802.324	3,09 pu
<b>FPO</b>	1.131.391	372.104	3,04 pu
<b>Tempo [s]</b>	5.561	1.941	2,87 pu

Tabela 4. Análise da Barra 307 (RTS-96-T)

	ÍNDICES		
	SMC	SMC-IS-GT	Desvio
<b>LOLP [pu]</b>	$4,05 \times 10^{-5}$ ( $\beta=2,18\%$ )	$4,02 \times 10^{-5}$ ( $\beta=1,36\%$ )	0,74 %
<b>EENS [MWh/ano]</b>	5,18 ( $\beta=2,69\%$ )	5,21 ( $\beta=1,81\%$ )	0,58 %
<b>LOLF [oc./ano]</b>	0,083 ( $\beta=5,00\%$ )	0,080 ( $\beta=5,00\%$ )	3,61 %
DESEMPENHO			
	SMC	SMC-IS-GT	Ganho
<b>Amostras</b>	51.801.002	3.836.262	13,50 pu
<b>FPO</b>	10.511.423	855.423	12,29 pu
<b>Tempo [s]</b>	52.149	4.871	10,71 pu

#### 4.3 Análise de Barra

Aumentando o escrutínio da análise da zona avaliada na última subseção, nota-se que a adequação da Barra 307, destacada pelo retângulo vermelho na Fig. 3, pode e deve ganhar atenção especial não apenas do agente de transmissão local, mas também do próprio operador do sistema. Diferentemente das demais barras de sua zona, a 307 é pouco conectada, e, ainda que exista geração em seu barramento, sua característica radial torna sua análise mais crítica, sendo um excelente exemplo de avaliação de risco observado de forma local no sistema. Os resultados de tal análise podem ser observados na Tabela 4.

A falha da Barra 307 é mais rara que da zona que a engloba, sendo adotado, então, um amortecimento mais arrojado de  $\alpha = 0,50$ . Dessa forma, não há surpresa pela obtenção de um ganho considerável nesse teste, mais próximo ao ganho máximo de 16 vezes estipulado na metodologia. Por outro lado, destaca-se que mais uma vez a ferramenta SMC-IS-G foi testada, e mais uma vez não houve ganho nem prejuízo.

Por fim, destaca-se que nas análises da zona e da Barra 307, para as quais a falha é rara, o ganho entre a SMC e a SMC-IS-GT para as amostras é maior que o de execuções de FPO, que, por sua vez, é maior que o de tempo de processamento. Esse fenômeno é absolutamente coerente, pois a SMC-IS-GT leva a simulação a atuar mais próxima à região do espaço de estados

em que a falha reside. Assim, a frequência com que se executa FPO é maior na Fase 2 da SMC-IS-GT, o que reduz o ganho em FPO. Adicionalmente, o estado que demanda fluxo de potência ótimo para sua análise de adequação na Fase 2 da SMC-IS-GT tende a ser mais complicado para o *solver* de programação linear, o que restringe o ganho de tempo de processamento. É esse entendimento que explica por que o amortecimento  $\alpha$  é tão importante para a eficácia do método proposto. Note que pequenos amortecimentos (i.e.,  $\alpha$  grande) levarão a simulação com amostragem por importância a atuar adentro da região da falha, aumentando a razão de FPO por amostras e elevando o custo computacional da solução de FPO.

## 5. CONCLUSÕES

Conhecer a resiliência e segurança a nível de barramento, ou pequenos conjuntos de barras, sempre foi papel dos agentes do sistema, interessados em suas respectivas regiões de atuação. Contudo, a crescente complexidade dos sistemas de distribuição, com a inserção de geração distribuída e tecnologias *smart grid*, traz também a atenção dos planejadores e operadores para a confiabilidade de áreas e barramentos da rede de transmissão, próximo aos sistemas de distribuição.

A falha localizada, que passa a ser interesse de todos, é um evento raro, de modo que sua análise probabilística demanda técnicas especiais. A amostragem por importância via método da entropia cruzada se mostra uma excelente técnica, mas sua aplicação em confiabilidade composta ainda encontra dificuldade em modelar e integrar as restrições impostas pela rede de transmissão. Buscando endereçar essa questão, um novo método é proposto neste artigo para simulação Monte Carlo não-sequencial com entropia cruzada. Os resultados, retirados da avaliação de uma versão modificada do sistema IEEE Reliability Test System – 1996, comprovam a eficácia da ferramenta proposta, sobretudo na análise por barra.

Por fim, destaca-se que o potencial do método proposto está sendo explorado para integrar recursos renováveis intermitentes, em particular quando eles se apresentam nas “bordas” dos grandes sistemas interligados. Nesse caso, a simulação Monte Carlo quasi-sequencial, vide (Leite da Silva et al. 2010b) e (Leite da Silva et al. 2012), é empregada.

## AGRADECIMENTOS

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

## REFERÊNCIAS

- Billinton, R., Jonnavithula, A. (1997). Composite system adequacy assessment using sequential Monte Carlo simulation with variance reduction techniques. *IEE Proc. Gener. Transm. Distrib.*, 144(1), 1–6.
- Campos, F.S.V., Assis, F.A., Leite da Silva, A.M., Coelho, A.J.C., Moura, R.A.R., Schroeder, M.A.O. (2022). Reliability evaluation of composite generation and transmission systems via binary logistic regression and parallel processing. *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, 142-B, 1-11.
- Fernández, R.A.G., 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.*, 28(4), 4598–4606.
- Geng, L., Zhao, Y., Li, W. (2019). Enhanced Cross Entropy Method for Composite Power System Reliability Evaluation. *IEEE Trans. Power Syst.*, 34(4), 3129–3139.
- Grigg, C. et al. (1999). The IEEE Reliability Test System – 1996. A report prepared by the Reliability Test System Task Force of the Application of Probability Methods Subcommittee. *IEEE Trans. Power Syst.*, 14(3), 1010–1020.
- Hou, K., Jia, H., Xu, X., Liu, Z., Jiang, Y. (2016). A Continuous Time Markov Chain Based Sequential Analytical Approach for Composite Power System Reliability Assessment. *IEEE Trans. Power Syst.*, 31(1), 738–748.
- Hua, B., Bie, Z., Au, S., Li, W., Wang, X. (2015). Extracting Rare Failure Events in Composite System Reliability Evaluation Via Subset Simulation. *IEEE Trans. Power Syst.*, 30(2), 753–762.
- Jirutitijaroen, P., Singh, C. (2008). Comparison of Simulation Methods for Power System Reliability Indexes and Their Distributions. *IEEE Trans. Power Syst.*, 23(2), 486–493.
- Leite da Silva, A.M., Resende, L.C., Manso, L.A.F., Billinton, R. (2004). Well-being analysis for composite generation and transmission systems. *IEEE Trans. Power Syst.*, 19(4), 1763–1770.
- Leite da Silva, A.M., Resende, L.C., Manso, L.A.F., Miranda, V. (2007). Composite Reliability Assessment Based on Monte Carlo Simulation and Artificial Neural Networks. *IEEE Trans. Power Syst.*, 22(3), 1202–1209.
- Leite da Silva, A.M., Fernández, R.A.G., Singh, C. (2010a). Generating Capacity Reliability Evaluation Based on Monte Carlo Simulation and Cross-Entropy Methods. *IEEE Trans. Power Syst.*, 25(1), 129–137.
- Leite da Silva, A.M., Fernández, R.A.G., Sales, W.S., Manso, L.A.F. (2010b). Reliability assessment of time-dependent systems via quasi-sequential Monte Carlo simulation. *Int. Conf. on Prob. Methods Applied to Power Syst.*, Singapore, 697–702.
- Leite da Silva, A.M., Manso, L.A.F., Sales, W.S., Flavio, S.A., Anders, G.J., Resende, L.C. (2012). Chronological Power Flow for Planning Transmission Systems Considering Intermittent Sources. *IEEE Trans. Power Syst.*, 27(4), 2314–2322.
- Oliveira, G.C., Pereira, M.V.F., Cunha, S.H.F. (1989). A technique for reducing computational effort in Monte-Carlo based composite reliability evaluation. *IEEE Trans. Power Syst.*, 4(4), 1309–1315.
- Pereira, M.V.F., Balu, N.J. (1992). Composite generation/transmission reliability evaluation. *Proc. of IEEE*, 80(4), 470–491.
- Probability Methods Subcommittee (1979). IEEE Reliability Test System. *IEEE Trans. on Power Apparatus and Syst.*, PAS98(6), 2047–2054.
- Rubinstein, R.Y., Kroese, D.P. (2004). *The Cross-Entropy Method: A Unified Approach to Combinatorial Optimization, Monte-Carlo Simulation and Machine Learning*, 1st ed., New York: Springer Science.
- Schilling, M.T., Leite da Silva, A.M. (2014). Conceptual Investigation on Probabilistic Adequacy Protocols: Brazilian Experience. *IEEE Trans. Power Syst.*, 29(3), 1270–1278.
- Shu, Z., Jirutitijaroen, P., Leite da Silva, A.M., Singh, C. (2014). Accelerated state evaluation and Latin hypercube sequential sampling for composite system reliability assessment. *IEEE Trans. Power Syst.*, 29(4), 1692–1700.
- Singh, C., Mitra, J. (1997). Composite system reliability evaluation using state space pruning. *IEEE Trans. Power Syst.*, 12(1), 471–479.
- Urgun, D., Singh, C. (2019). A Hybrid Monte Carlo Simulation and Multi Label Classification Method for Composite System Reliability Evaluation. *IEEE Trans. Power Syst.*, 34(2), 908–917.
- Zhao, Y., Han, Y., Liu, Y., Xie, K., Li, W., Yu, J. (2021). Cross-Entropy-Based Composite System Reliability Evaluation Using Subset Simulation and Minimum Computational Burden Criterion. *IEEE Trans. Power Syst.*, 36(6), 5198–5209.