

Projeto de Graduação



28/06/2023

AVALIAÇÃO DE CONFIABILIDADE DE GERAÇÃO EM SISTEMAS ELÉTRICOS VIA SIMULAÇÃO MONTE CARLO

Iury Saboia Martins



www.ele.puc-rio.br

Projeto de Graduação



AVALIAÇÃO DE CONFIABILIDADE DE GERAÇÃO EM SISTEMAS ELÉTRICOS VIA SIMULAÇÃO MONTE CARLO

Aluno: Iury Saboia Martins

Orientador: André Milhorange de Castro

Trabalho apresentado com requisito parcial à conclusão do curso de Engenharia Elétrica na Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil.

Agradecimentos

Agradeço ao professor André Milhorange de Castro pela dedicação, paciência e excelente orientação no decorrer do projeto. Também agradeço pelas conversas e conselhos durante o último período letivo, foram de extremo valor.

Agradeço aos colegas e amigos de contribuíram de forma direta e indireta para a escrita desse projeto.

Resumo

A confiabilidade dos sistemas elétricos é uma questão de extrema importância nos dias de hoje, especialmente diante da crescente incerteza associada ao aumento da participação de fontes renováveis intermitentes. Para avaliar a confiabilidade desses sistemas, são utilizadas metodologias baseadas em modelos probabilísticos, que permitem quantificar as incertezas envolvidas. Uma abordagem comumente empregada é a simulação Monte Carlo (SMC), que se destaca por sua robustez e flexibilidade, especialmente em sistemas elétricos complexos e de grande porte.

Este projeto apresenta técnicas baseadas em SMC que permitem estimar a confiabilidade de geração em sistemas elétricos. Por meio da simulação de múltiplas iterações e considerando as incertezas inerentes ao sistema, é possível obter resultados confiáveis e precisos, que contribuem para aprimorar a operação e o planejamento desses sistemas essenciais para o fornecimento de energia elétrica confiável e contínuo.

Palavras-chave: Confiabilidade, estimativa de risco, simulação Monte Carlo

GENERATION RELIABILITY ASSESSMENT IN ELECTRIC SYSTEMS VIA MONTE CARLO SIMULATION

Abstract

The reliability of electrical systems is a matter of utmost importance in today's world, especially given the increasing uncertainty associated with the growing share of intermittent renewable sources. To assess the reliability of these systems, methodologies based on probabilistic models are used, allowing for the quantification of the uncertainties involved. A commonly employed approach is Monte Carlo simulation (MCS), which stands out for its robustness and flexibility, particularly in complex and large-scale electrical systems.

This project presents SMC-based techniques that enable the estimation of generation reliability in electrical systems. By simulating multiple iterations and considering the inherent uncertainties in the system, it is possible to obtain reliable and accurate results that contribute to improving the operation and planning of these systems, which are essential for providing reliable and continuous electrical power supply.

Keywords: Reliability; risk estimation; Monte Carlo simulation

Sumário

1.	Introdução.....	7
1.1.	Considerações iniciais	7
1.2.	Desenvolvimento histórico.....	8
1.3.	Estrutura do projeto.....	10
2.	Confiabilidade de sistemas elétricos	11
2.1.	Índices de confiabilidade.....	11
2.2.	Modelo de confiabilidade de geração.....	12
2.2.1.	Representação de geradores	13
2.3.	Avaliação da Confiabilidade via método analítico	13
2.4.	Simulação de Monte Carlo	15
2.4.1.	Simulação não sequencial.....	16
2.4.2.	Simulação sequencial	18
2.4.3.	Convergência dos índices de confiabilidade estimados via SMC.....	20
2.5.	Conclusões.....	21
3.	Simulações e Resultados.....	22
3.1.	Considerações Gerais de Simulação.....	22
3.2.	Resultados SMC não sequencial	23
3.2.1.	Estudo de Caso 1	23
3.2.2.	Estudo de Caso 2	25
3.3.	SMC sequencial.....	28
3.3.1.	Estudo de Caso 1	28
3.3.2.	Estudo de Caso 2	31
4.	Conclusões	35
5.	Bibliografia	36

1. Introdução

1.1. Considerações iniciais

Os sistemas elétricos de energia desempenham um papel fundamental na sociedade moderna, sendo responsáveis pelo atendimento de uma ampla gama de setores, desde residências e comércios até indústrias e serviços essenciais. Como a energia elétrica é essencial, a disponibilidade e a confiabilidade desse fornecimento é vital para garantir o funcionamento adequado de todos os setores da economia.

A confiabilidade do sistema elétrico refere-se à capacidade desse sistema de manter um fornecimento contínuo e estável de energia elétrica aos consumidores, atendendo toda a demanda em todos os momentos. Assim, sistemas confiáveis apresentam poucas interrupções, falhas ou quedas de energia, que impactam negativamente as atividades cotidianas e a economia como um todo.

A garantia de um maior grau de confiabilidade em sistemas elétricos envolve a consideração de diversos fatores. O conceito de níveis hierárquicos, mostrado na Figura 1, estabelece um meio de identificar e agrupar os sistemas em zonas funcionais. Em primeiro nível, é necessário equilibrar a geração e a demanda de energia elétrica, garantindo que haja capacidade instalada (em avaliação de longo prazo) e disponível (em curto prazo) de geração suficiente para sempre atender às necessidades dos consumidores, mesmo durante picos de carga ou eventos imprevistos. Em segundo nível, a infraestrutura de transmissão deve ser robusta e capaz de transportar o fluxo de potência, sem sobrecargas, a grandes consumidores e distribuidoras. O terceiro nível inclui as redes das concessionárias regionais de distribuição e descreve a capacidade dos sistemas de atendimento de usuários individuais.

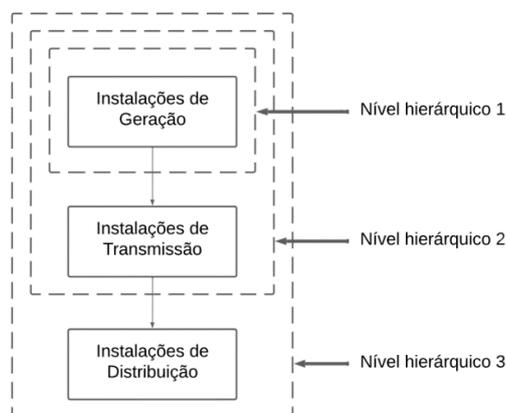


Figura 1 - Níveis hierárquicos de confiabilidade [1]

À medida que a demanda por energia cresce, as fontes de energia renovável intermitentes se tornam mais populares e a infraestrutura elétrica envelhece, a análise da confiabilidade da rede se torna ainda mais fundamental. Para fazer frente aos desafios citados, é essencial implementar medidas de expansão da rede instalada, programação adequada da manutenção e modernização dos elementos do sistema. As soluções apontadas podem ser demasiadamente custosas, sendo necessária a avaliação criteriosa dos custos de benefícios de cada estratégia de mitigação de riscos.

Assim, é importante estabelecer parâmetros e critérios que auxiliem na melhor alocação das soluções propostas. Através da simulação Monte Carlo é possível considerar incertezas diversas (e.g., patamares de carga, falha de geradores e/ou linhas de transmissão), fornecendo uma análise abrangente e realista a respeito da situação de sistemas, sob a forma de índices de confiabilidade.

O presente trabalho aborda a aplicação da simulação de Monte Carlo para estimar de confiabilidade de geração de sistemas elétricos. Através da avaliação quantitativa dos índices, é possível fornecer subsídios técnicos para os tomadores de decisão de melhorias da rede em etapas de planejamento.

1.2. Desenvolvimento histórico

Sistemas elétricos são infraestruturas complexas e de alto investimento projetadas para gerar, transmitir e distribuir energia elétrica de forma econômica e com qualidade a seus consumidores [2]. O fornecimento confiável de energia elétrica é essencial para o funcionamento eficiente e produtivo das sociedades modernas. No entanto, a garantia de confiabilidade é um desafio complexo e contínuo que requer a implementação de medidas adequadas para evitar interrupções e falhas.

A confiabilidade do sistema elétrico se refere a capacidade de fornecer energia de forma integral, consistente, contínua e segura aos consumidores [2, 3]. É um aspecto importante para garantir o funcionamento adequado de todas as atividades que dependem de eletricidade. Seja em residências ou nas industriais, a confiabilidade é essencial para evitar interrupções indesejadas podem resultar em prejuízos econômicos, perdas de produtividade e até mesmo riscos à segurança pública.

Além do crescimento expressivo da demanda nos últimos anos (Figura 2), o sistema elétrico passou por notáveis evoluções, tais como inserção de geração renovável no atendimento da demanda [4], crescimento da geração distribuída [5] e aumento da rede de transmissão e distribuição. Outrossim, algumas tecnologias de consumo elétrico significativo como carros elétricos [6] tem se tornado mais populares. Essas mudanças reforçaram a confiabilidade como um aspecto crítico a ser considerado em todos os níveis hierárquicos do sistema [1].

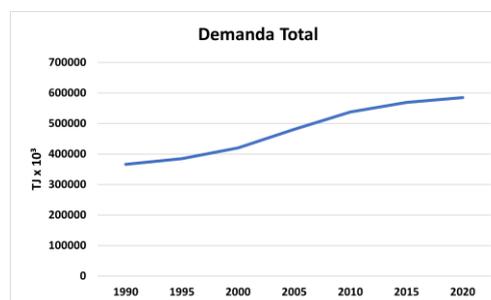


Figura 2 - Crescimento da demanda elétrica mundial [7]

Um exemplo notável de impacto causado pela falta de energia ocorreu em março de 2018 no Brasil, quando um colapso total que atingiu cidades de todas as regiões do país [8]. A interrupção no fornecimento de energia elétrica, que durou várias horas, resultou em prejuízos financeiros, interrupção de serviços essenciais, congestionamentos de tráfego e transtornos generalizados para milhões de pessoas. Esse incidente destacou a necessidade de investimentos em infraestrutura elétrica, sistemas de monitoramento avançados e procedimentos de resposta a emergências mais eficientes.

Reconhecendo a importância da confiabilidade do sistema elétrico, deve-se planejar medidas para melhorá-la. Nesse contexto, os operadores e planejadores do sistema elétrico [9] desempenham um papel fundamental. Eles são responsáveis por monitorar, controlar e tomar decisões estratégicas para garantir a operação adequada do sistema. Isso envolve a coordenação da geração, o controle do fluxo de energia, manutenção adequada dos equipamentos e a resposta rápida a eventos imprevistos, como falhas ou interrupções.

Existem diversas ferramentas que tornam os sistemas elétricos mais robustos contra falhas ou faltas de energia. Entre elas se destacam a implantação de redundância e diversificação no sistema elétrico, a utilização de sistemas de proteção e o uso de reservas físicas e girantes.

A redundância no sistema elétrico [10] no sistema elétrico, como repetição de redundância de equipamentos, linhas de transmissão e fontes de energia, garante alternativas disponíveis em caso de falhas. A implementação de dispositivos e sistemas de proteção [11], como relés de proteção, ajuda a detectar e isolar falhas no sistema elétrico, minimizando o impacto em outras partes do sistema. Utilização de reservas, tanto físicas quanto girantes [12, 13], auxiliam na manutenção de patamar de energia quando há quebra ou falha de alguma unidade geradora.

Outra área de avanço no fortalecimento da confiabilidade do sistema elétrico é a integração de tecnologias avançadas de monitoramento e controle. Os sistemas de monitoramento em tempo real, por exemplo, permitem a detecção precoce de falhas e anomalias, facilitando a intervenção rápida para minimizar os impactos. Além disso, a implementação de sistemas de automação e controle avançados aumenta a resiliência do sistema, permitindo a rápida identificação e isolamento de problemas, além de facilitar a restauração do serviço.

Buscando subsidiar os tomadores de decisão de melhorias na rede com avaliações quantitativas, são empregadas ferramentas de cálculo de índices de confiabilidade, com o uso de [3, 14, 15] dados históricos de falhas e características dos diferentes componentes do sistema. Assim, realiza-se uma avaliação abrangente da confiabilidade do sistema e identifica-se áreas de melhoria, auxiliando no planejamento e na alocação eficaz dos recursos disponíveis.

Como os eventos de falhas de equipamentos, interrupções no fornecimento de energia apresentam componentes aleatórias ou incertas é de suma importância a consideração de diversos cenários com o objetivo de chegar em resultados mais precisos e abrangentes sobre a confiabilidade do sistema [18]. Os modelos estocásticos permitem incorporar incerteza nas análises, levando em consideração a variabilidade dos eventos e suas probabilidades de ocorrência. Eles fornecem uma abordagem mais realista em comparação com abordagens determinísticas, que não levam em conta a aleatoriedade dos eventos [1].

A simulação Monte Carlo é uma técnica estatística amplamente utilizada na avaliação de sistemas estocásticos complexos. De modo sucinto, no contexto da confiabilidade do sistema elétrico, a simulação Monte Carlo envolve a geração de várias iterações ou repetições de eventos aleatórios com base em distribuições de probabilidade. Cada iteração representa um cenário possível, onde diferentes eventos e condições são considerados. Esses eventos podem incluir falhas em equipamentos, interrupções no fornecimento de energia, demanda de energia variável, entre outros. Para isso são definidas as distribuições de probabilidade para cada evento relevante [1, 17]. Com base nos valores aleatórios gerados, pode-se calcular o impacto desses eventos no sistema elétrico e avaliar como esses eventos afetam a operação do sistema, a confiabilidade do fornecimento de energia e outros indicadores relevantes.

Existem diversas abordagens na simulação de Monte Carlo que podem ser usadas dependendo dos objetivos a serem avaliados [18], entretanto existem duas principais sendo elas a simulação não sequencial e a simulação sequencial.

Na simulação de Monte Carlo não sequencial [19], as iterações são geradas de forma independente, ou seja, cada iteração é realizada sem levar em conta os resultados das iterações anteriores. Assim cada iteração é tratada como um evento isolado e não há dependência entre elas. A simulação não sequencial é mais simples de implementar e geralmente requer menos recursos computacionais.

Na simulação de Monte Carlo sequencial [13], os resultados de uma iteração são utilizados como entrada para a próxima iteração. Logo cada iteração depende dos resultados das iterações anteriores, e há uma ordem a ser seguida. Essa abordagem é adequada quando as iterações estão interconectadas e existe uma dependência temporal entre elas. A simulação sequencial é mais complexa de implementar, mas pode fornecer resultados mais precisos e realistas, especialmente em sistemas dinâmicos.

A confiabilidade do sistema elétrico é crucial para garantir um fornecimento contínuo e seguro de energia elétrica. Sua avaliação requer modelagem estatística e normalmente envolve solução numérica. A simulação de Monte Carlo, discutida nesse trabalho, permite considerar a incerteza diversificada e representação realista da operação.

Os índices resultantes possibilitam aos planejadores e operadores avaliarem riscos, tomarem decisões embasadas em dados probabilísticos e alocarem recursos de forma eficiente.

1.3. Estrutura do projeto

Além da introdução, sumário e bibliografia o trabalho será dividido em 3 sessões sendo elas: Confiabilidade de sistemas elétricos, Simulações e Resultados e Conclusões.

No Capítulo 2, são apresentados os conceitos e discussões referentes à análise da confiabilidade de sistemas elétricos, bem como a explicação sobre os conceitos de confiabilidade de geração composta e de simulação de Monte Carlo (sequencial e não sequencial).

No Capítulo 3, os resultados para o sistema teste IEEE RTS 79 - 24 barras são apresentados e discutidos.

No Capítulo 4, são resumidas as principais conclusões obtidas no projeto e feitas propostas de continuidade do trabalho.

2. Confiabilidade de sistemas elétricos

A confiabilidade em termos de sistemas elétrico é a probabilidade que um componente ou equipamento tem de exercer sua função por um determinado período sob condições especificadas [1]. Sua avaliação fornece subsídios técnicos principalmente para análise da operação e da expansão de sistemas, o que, por sua vez, auxilia nas atividades de coordenação e controle das etapas dos processos de geração, transmissão e distribuição, culminando no melhor funcionamento do sistema elétrico como um todo. Assim, é essencial que se possa inferir a robustez de um sistema de forma mensurável através do cálculo de um conjunto de indicadores relativos à adequação e segurança do sistema em questão [14].

A confiabilidade de sistemas elétricos pode ser dividida em duas abordagens de avaliação: estática e dinâmica [20]. A primeira se refere a capacidade do sistema elétrico fornecer energia de forma confiável e contínua, avaliando as condições de operação em regime permanente (sem levar em conta eventos temporais). A segunda avalia a capacidade do sistema lidar com eventos e perturbações dinâmicas, como transitórios e estabilidade do sistema pós falha. Neste projeto, será tratada apenas avaliações de confiabilidade estática. Para melhor compreensão sobre confiabilidade dinâmica pode-se consultar [1, 12].

Devido ao tamanho e complexidade dos sistemas de energia atuais, a robustez dos sistemas é analisada em diferentes níveis hierárquicos [1]. O conceito de níveis hierárquicos (HL) foi desenvolvido para estabelecer um meio consistente de identificar e agrupar zonas funcionais, assim os níveis criados (em ordem hierárquica) são: sendo eles sistemas de geração, sistemas compostos de geração e transmissão (ou sistemas de energia em massa) e sistemas de distribuição, como mostra a Figura 1.

Entretanto, estudos que englobam o terceiro nível hierárquico podem se tornam impraticáveis por conta da escala do problema [1]. Sendo assim, o sistema pode ser dividido em subsistemas a fim de tornar a avaliação viável.

Este capítulo tem como principal objetivo apresentar metodologias que podem ser usadas para obtenção dos índices de risco de sistemas. Para isso, são apresentados índices de confiabilidade usados na avaliação da geração. Posteriormente, como pode ser feita a representação de usinas geradoras e, por fim, os métodos que permitem obtenção dos índices de forma analítica e através de Simulação de Monte Carlo.

2.1. Índices de confiabilidade

Os índices de confiabilidade, ou indicadores de risco, são medidas quantitativas utilizadas para avaliar a confiabilidade de sistemas elétricos. Esses, fornecem informações sobre a probabilidade que a capacidade instalada ou disponível de um sistema tem de não atender a demanda. Eles podem estar relacionados a eventualidade, frequência, duração e severidade de eventos de falha [12], entretanto, nesse trabalho serão abordados apenas índices relacionados a probabilidade dos eventos.

Os principais índices de perda de carga são:

- LOLP – Probabilidade de perda de carga (Loss of Load Probability). Esse índice pode ser obtido através do somatório das probabilidades de corte de carga de um determinado número de amostras (N), conforme (1).

$$LOLP = \sum_{n=1}^N P_{L_n} \quad (1)$$

- LOLE – Valor Esperado de Perda de Carga (Loss of Load Expectation). Pode ser calculado multiplicando a LOLP pelo número de horas em um intervalo de tempo. Reflete o número médio de horas, durante o período de tempo total, em que o sistema permanece em estados de falha [12].

$$LOLE = LOLP \cdot \Delta T \quad (2)$$

- EPNS – Valor Esperado da Potência Não Suprida (Expected Power Not Supplied). Índice que indica o valor médio da potência não suprida. Obtido através do somatório das potências não supridas cada evento (ΔP_n) vezes a probabilidade de ocorrência da amostra respectiva, tal como mostrado em (3).

$$EPNS = \sum_{n=1}^N \Delta P_n \cdot P_{E_n} \quad (3)$$

- EENS – Valor Esperado da Energia Não Suprida (Expected Energy Not Supplied). Índice que pode ser calculado multiplicando o EPNS pelo número de horas em um intervalo de tempo.

$$EENS = EPNS \cdot \Delta T \quad (4)$$

2.2. Modelo de confiabilidade de geração

A confiabilidade de um sistema pode ser avaliada mediante 3 níveis hierárquicos [1], sendo que o primeiro tem como foco as instalações de geração do sistema. Essa avaliação é de extrema importância pois serve como base para as avaliações nos demais níveis hierárquicos.

As avaliações de capacidade de geração (generation capacity reliability, GCR), nos últimos anos tem apresentado índices de confiabilidade muito úteis que tem ajudado no planejamento de sistemas elétricos ao redor do mundo [20]. Por se tratar de um método simples e de baixo custo computacional (se comparado as avaliações das demais hierarquias), o GCR tem sido amplamente utilizado por operadores como uma primeira análise da robustez de sistemas a falhas [1].

Os modelos de confiabilidade de geração consideram como hipótese que todos os elementos geradores e de carga da rede podem ser concentrados em um nó (barra) único, como apresentado na Figura 3. Sendo assim, assumi-se que todos os equipamentos da rede de transmissão e distribuição são totalmente confiáveis e capazes de conduzir a energia produzidas nas usinas até suprir a carga sem qualquer restrição [12]. Portanto, os índices de risco adquiridos através desses métodos são otimistas uma vez que não consideram eventos de falha externos aos sistemas de geração (nível hierárquico 2-3) [12].

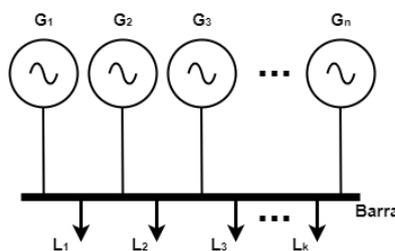


Figura 3 - Modelo de barra única. G representa os geradores (ou unidades geradoras) do sistema [1, n] e L representa as cargas [1, k].

Por fim, para os modelos que avaliam unicamente a confiabilidade da geração, um sistema de energia opera com sucesso desde que haja geração de energia suficiente para atender a demanda [21]. Portanto, é necessário estimar a capacidade disponível e/ou instalada provida por cada usina considerando possíveis eventos de falhar. Em posse dessa informação pode se inferir os índices de falha de um sistema genérico.

2.2.1. Representação de geradores

Na avaliação individual das unidades geradoras é essencial estimar a probabilidade de falha das máquinas, bem como a probabilidade de reparo. Para tal, recorre-se ao uso da taxa de falha (λ) e a taxa de reparo (μ) respectivamente, que podem ser obtidas através dos dados históricos de geradores assim como mostrado em (5) e (6).

Através dessas, pode ser calculada a taxa de desligamento forçado da unidade, também conhecida como FOR (Forced Outage Rate), que é o parâmetro básico utilizado para a avaliação da capacidade estática das unidades geradoras (7). O FOR representa a probabilidade de encontrar a unidade em falha algum momento no futuro [1]. Através do FOR é possível inferir também a probabilidade de encontrar a unidade em funcionamento, como mostrado em (8).

$$\lambda = \frac{\text{Número de falhas}}{\text{Tempo total de operação}} \quad (5)$$

$$\mu = \frac{\text{Número de falhas}}{\text{Tempo total de reparo}} \quad (6)$$

$$FOR = U = \frac{\lambda}{\lambda + \mu} \quad (7)$$

$$1 - FOR = A = \frac{\mu}{\lambda + \mu} \quad (8)$$

Existem diversas formas de representação de unidades geradoras [1, 22]. A mais simples e comum é a representação de Markov de 2 estados, sendo eles ativo (*up*) e inativo (*down*), ilustrado na Figura 4. Neste modelo, quando uma unidade se encontra no estado ativo, o próximo estado inevitavelmente será inativo independente da trajetória anterior. Como já dito, as probabilidades de transição entre os estados são expressas por A e U . Para uma melhor compreensão do modelo, é necessário o entendimento de processos de markovianos, que são mais bem explicados em [12,22]. Apesar da simplicidade do modelo, para que a representação seja condizente com a realidade é necessário que as unidades geradoras tenham ciclos operacionais longos e carga básica [1].

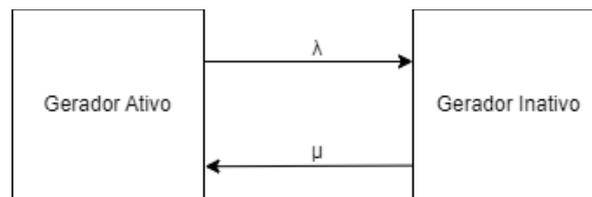


Figura 4 - Representação de dois estados das unidades geradoras [1]

Como cada gerador apresenta suas próprias taxas de falha e manutenção, U e A devem ser calculados para cada unidade individualmente. O cálculo dessas probabilidades será importante para os métodos apresentados nas próximas subseções.

2.3. Avaliação da Confiabilidade via método analítico

O primeiro método para cálculo dos índices de risco de sistemas que será apresentado é conhecido como tabela de probabilidade de falha de capacidade [1, 21]. Este método é analítico e, como tal, não utiliza qualquer amostra aleatória para modelar as falhas sistêmicas.

O método consiste em avaliar todos os eventos (ϵ) possíveis, estimando a probabilidade (P) e a capacidade (C) de geração de cada evento individualmente de acordo com a capacidade das unidades (g_{tot}). A capacidade deve ser comparada com a carga (D) em cada um dos cenários existentes. Dessa forma obtém-se a potência não suprida em cada ocorrência.

De posse do conjunto de eventos onde ocorre déficit de carga (S) pode se aferir a LOLP do sistema somando a probabilidade de ocorrência de cada um desses eventos. Através da potência não suprida e a probabilidade de ocorrência de cada evento pode se calcular a EPNS.

$$LOLP = \sum_{s=1}^S P_s \quad (9)$$

$$EPNS = \sum_{s=1}^S P_s \cdot \left(D_s - \sum_{n=1}^N \varepsilon_{s,n} \cdot g_{tot_n} \right) \quad (10)$$

Tomando como hipótese que as falhas das unidades geradoras são independentes, ou seja, que não existem correlação entre as falhas de unidades distintas, probabilidade de cada evento pode ser calculado tomando a multiplicação das taxas U das unidades que estão em falha (J) e A das unidades que estão em funcionamento (K), assim como mostrado em (11).

$$P_s = \prod_{j=1}^J U_j \cdot \prod_{k=1}^K A_k \quad (11)$$

Buscando esclarecer a metodologia separou se um exemplo onde são representados três geradores e uma demanda de 8 MW. A capacidade e FOR dos geradores são apresentados na Tabela 1.

Gerador	Cap. (MW)	FOR
G1	3	5%
G2	5	20%
G3	8	10%

Tabela 1 - Dados de geração do caso exemplo

De posse da probabilidade de indisponibilidade dos geradores (FOR) é possível estimar a probabilidade de cada evento ε_s como indicado em (11). Assim, as capacidades das usinas em funcionamento podem ser somadas, obtendo assim a potência disponível de cada evento. Diminuindo a demanda da potência disponível pode se calcular a potência não suprida (PNS) dos eventos em que não se pode suprir a demanda. Esse exercício é mostrado na Tabela 2.

ε_s	P_s	G1 (MW)	G2 (MW)	G3 (MW)	Demanda (MW)	PNS
[0,0,0]	0,10%	0	0	0	8	8
[1,0,0]	1,90%	3	0	0	8	5
[0,1,0]	0,40%	0	5	0	8	3
[0,0,1]	0,90%	0	0	8	8	0
[1,1,0]	7,60%	3	5	0	8	0
[1,0,1]	17,10%	3	0	8	8	0
[0,1,1]	3,60%	0	5	8	8	0
[1,1,1]	68,40%	3	5	8	8	0

Tabela 2 - Avaliação de confiabilidade para o caso exemplo

Somando a probabilidade de cada evento onde ocorre PNS podemos estimar a LOLP, nesse exemplo 2.4%. Por fim, calculando a média ponderada da PNS pela probabilidade de cada cenário nos permite obter o EPNS, nesse caso 0.115.

Apesar da simplicidade do método analítico apresentado, é possível notar que à medida que o número de geradores aumenta o número de eventos a serem avaliados cresce exponencialmente de acordo com 2^g , onde g é o número de geradores. Assim, muitos geradores tornam o problema inviável computacionalmente.

Portanto, o método analítico é mais recomendado para avaliação de confiabilidade de geração para sistemas que apresentam um pequeno número de usinas. Como esse não é a realidade dos sistemas elétricos modernos [1] é preciso explorar outras formas de se estimar os índices de confiabilidade.

2.4. Simulação de Monte Carlo

Os sistemas reais apresentam comportamentos aleatórios, ou seja, o padrão de comportamento de sistemas reais idênticos operando em tempo real será diferente em graus variados, incluindo o número de falhas, o tempo entre falhas e os tempos de restauração. Buscando a compreensão dos diversos padrões de comportamentos possíveis para um sistema, os processos de simulação permitem estimar dados estatísticos tais como valores esperados e distribuições de probabilidade, através de amostragens aleatórias.

Uma técnica de simulação estocástica muito utilizada para obter os índices de confiabilidade de sistemas é a simulação de Monte Carlo (SMC) [3, 14,16, 17, 19]. Com essa ferramenta, são realizados sucessivos experimentos computacionais envolvendo o modelo matemático-lógico que descreve o comportamento operativo do sistema e de seus elementos [12]. Assim, são criadas diversas amostras onde sorteios aleatórios, considerando distribuições de probabilidade, de forma a estimar o estado operativo de cada elemento do sistema a ser avaliado. De posse dos estados operativos, é possível calcular a PNS de cada evento, bem como a probabilidade de cada amostra. Assim, para um número suficientemente grande de eventos é possível estimar os índices de confiabilidade já citados.

Na SMC os índices de confiabilidade podem ser calculados através do valor esperado (média amostral) da função de teste discreta $H(X)$ conforme apresentado em (12).

$$\bar{E}[H] = \frac{1}{N} \cdot \sum_{n=1}^N H(X_n) \quad (12)$$

Onde N é o número de avaliações e X_n é o vetor de estados dos elementos do sistema avaliado em cada amostra. Assim sendo $X_{n,j}$ é o estado operativo do elemento j durante o evento n , podendo assumir o valor 1 caso o elemento esteja em estado operativo UP e 0 caso o elemento esteja em estado operativo DOWN. Portanto, tomando Ω_{Up} como o conjunto dos elementos em atividade e Ω_{Down} como o conjunto dos elementos em falha, os elementos do vetor \bar{X}_n podem ser expressos como:

$$X_{n,j} = \begin{cases} 1, & \text{se } X_{n,j} \in \Omega_{Up} \\ 0, & \text{se } X_{n,j} \in \Omega_{Down} \end{cases} \quad (13)$$

Nas próximas subseções serão apresentadas as formas de determinar os conjuntos Ω_{Up} e Ω_{Down} .

De posse dos elementos em falha e em atividade do sistema, pode se calcular o valor da função avaliação (H) tanto da LOLP quanto da EPNS tal como mostrado em (14) e (15) respectivamente.

$$H_{LOLP}(\bar{X}_n) = \begin{cases} 1, & \text{se } G_n < D_n \\ 0, & \text{se } G_n > D_n \end{cases} \quad (14)$$

$$H_{EPNS}(\bar{X}_n) = \begin{cases} \Delta P_n, & \text{se } G_n < D_n \\ 0, & \text{se } G_n > D_n \end{cases} \quad (15)$$

Onde G_n e D_n são a geração e a demanda da amostra n e ΔP_n é a quantidade de potência não suprida do estado X_n .

Por fim, os índices de risco, LOLP e EPNS, podem ser calculados fazendo uso das funções teste definidas.

$$LOLP = \frac{1}{N} \cdot \sum_{n=1}^N H_{LOLP}(X_n) \quad (16)$$

$$EPNS = \frac{1}{N} \cdot \sum_{n=1}^N H_{EPNS}(X_n) \quad (17)$$

Os índices LOLE e EENS podem ser estimados conforme mostrado em (2) e (4) respectivamente.

A SMC apresenta duas ramificações principais, sendo elas: simulação não sequencial e simulação sequencial [18]. Onde o modelo não sequencial efetua amostragens de estados sem considerar cronologia, ou seja, o estado atual não depende do estado anterior, de modo contrário ao modelo sequencial que leva em consideração a sucessão de estados amostrados.

Cada classificação da SMC apresenta características distintas que podem ser favoráveis dependendo da avaliação desejada. As subseções posteriores apresentarão uma explicação mais aprofundada sobre cada classificação, além das características que podem servir como embasamento para a utilização de cada uma.

2.4.1. Simulação não sequencial

Na SMC não sequencial os estados dos elementos do sistema são selecionados por amostragem do espaço de estados, sem que haja preocupação com a cronologia dos eventos [22], ou seja, não existe preocupação com o tempo em que um determinado elemento do sistema esteve em falha ou em atividade.

Portanto, estados pontuais de componentes do sistema podem ser amostrados através de um vetor de variáveis aleatórias \bar{u} de dimensão j (que, como já explicado, exprime cada elemento do sistema). Cada elemento de \bar{u} segue a seguinte distribuição de Bernoulli:

$$P(u_j = k) = A^k \cdot U^{1-k}, k \in \{0,1\} \quad (18)$$

onde k representa os estados possíveis que podem ser assumidos pelas variáveis aleatórias u_j , A é a probabilidade de disponibilidade definida em (8) e U é a probabilidade de indisponibilidade definida na (7).

Sendo assim, os conjuntos Ω_{Up} e Ω_{Down} podem ser definidos como:

$$\Omega_{Up} = \{x_{n,j} \mid u_j = 1, \forall j \in J\} \quad (19)$$

$$\Omega_{Down} = \{x_{n,j} \mid u_j = 0, \forall j \in J\} \quad (20)$$

Assim, para cada elemento do sistema (J), deve ser feito um sorteio aleatório, com base na distribuição apresentada em (18), para se determina em qual conjunto o elemento pertence durante a amostra em questão.

Tendo em mente que os métodos explicados têm como objetivo a avaliação do sistema mediante confiabilidade de geração composta, a definição dos conjuntos de disponibilidade e indisponibilidade torna possível determinar a geração de cada amostra (G_n) de forma simples, como mostrado em (21).

É importante ressaltar que todas as amostras geradas têm a mesma probabilidade de ocorrência.

$$G_n = \sum_{j=1}^{\Omega_{Up}} C_j \quad (21)$$

Por fim, a demanda da amostra (D_n) pode se obtida de série de demanda definidas para o sistema e, através de (16) e (17), a LOLP e a EPNS podem ser estimadas.

A Figura 5 apresenta um exemplo de aplicação da metodologia SMC não sequencial onde são feitos 5 sorteios aleatórios para definir os estados dos geradores G1 e G2. É importante ressaltar que, além do sorteio para estimar a geração, são feitos sorteios para definir o patamar de carga de cada amostra. Sendo assim, para cada evento é possível calcular a capacidade de geração do sistema que é dado através da soma das capacidades das usinas em atividade. O PNS, então é calculado através da diferença entre capacidade e demanda do sistema (nesse exemplo, ocorre na amostra 3 e 5) como é feito na Figura 6.

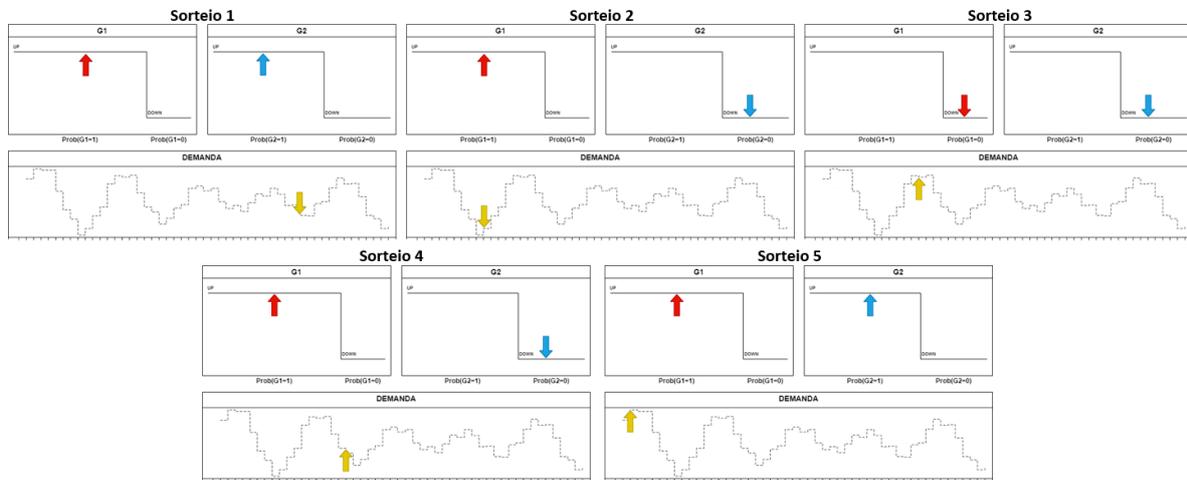


Figura 5 – Amostragem do método SMC não sequencial

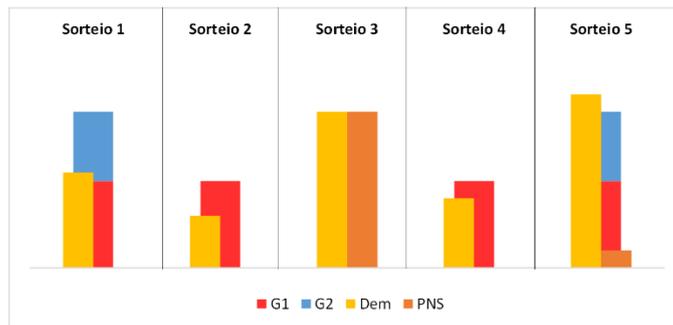


Figura 6 – Estimativas do método SMC não sequencial (2)

Assim, soma-se o número de amostras em que ocorre PNS e dividindo pelo número de sorteios total (conforme no indicado em (16)) pode-se determinar a LOLP do caso exemplo. A EPNS é obtida de forma similar (conforme no indicado em (17)) obtém-se o EPNS.

Apesar de prático, dependendo no número de geradores essa metodologia se tornar custosa computacionalmente. Buscando uma melhor eficiência, pode se agrupar os geradores em usinas de forma que cada usina (i) esteja associada a um número genérico de geradores (G_e) de mesma capacidade (C).

Assim, supondo que cada um dos geradores associado a mesma usina tem probabilidades de disponibilidade (A) e de indisponibilidade (U) idênticas, pode se determinar o número provável de geradores (ge) em operação em cada usina, através da seguinte distribuição binomial:

$$P(ge_i = k) = \binom{Ge_i}{k} A_i^k \cdot U_i^{Ge_i - k}, k \in [0, Ge_i] \quad (22)$$

Assim, deve-se sortear de forma aleatória, com base na distribuição binomial apresentada em (22), o número de geradores ativos em cada usina. Em posse desse valor e da capacidade dos geradores de cada usina (C), pode se obter a capacidade de geração de cada evento (G_n) como mostrado em (23).

$$G_n = \sum_{j=1}^I C_j \cdot ge_j \quad (23)$$

Por fim, a SMC não sequencial é um método extremamente eficiente e genérico que auxilia na estimação dos índices de risco do sistema. Por não considerar a cronologia dos eventos se torna um método simples e de baixo custo computacional.

2.4.2. Simulação sequencial

Na SMC sequencial, os estados do sistema são selecionados por amostragem do espaço de estados preservam as características cronológicas do sistema [22]. Portanto, é importante representar de forma correta as transições consecutivas entre os estados dos elementos do sistema.

Devido a necessidade das representações temporais não basta amostrar estados individuais aleatórios do sistema tal como era feito na SMC não sequencial; existe a necessidade de criação de séries sintéticas através de amostras sequenciais de estados dentro de um determinado período do tempo, em geral anual [22].

A fim de criar as séries sintéticas de capacidade de geração, para cada um dos elementos do sistema, é necessário estimar o tempo de disponibilidade ou tempo até a falha (time to failure, TTF) e de indisponibilidade tempo de reparo (time to repair ou TTR). Assumindo que as ocorrências anteriores não afetam a probabilidade de ocorrências futuras, os tempos TTF e TTR podem ser estimados através de distribuições exponenciais [1, 12, 22] assim como mostram (24) e (25).

$$TTF = -\frac{1}{\lambda} \cdot \ln(U_1 \cdot \Delta T) \quad (24)$$

$$TTR = -\frac{1}{\mu} \cdot \ln(U_2 \cdot \Delta T) \quad (25)$$

Onde, λ e μ são respectivamente a taxa de falha e taxa de reparo conforme mostrado (5) e (6). U_1 e U_2 são distribuições uniformes que variam entre zero e um. ΔT é o intervalo de tempo para qual se deseja criar a série de capacidade. É importante que a unidade temporal de ΔT seja equivalente a unidade que se deseja obter para TTF e TTR, ou seja, se desejasse estimar os tempos em hora é necessário que ΔT tenha unidade de hora.

Tendo como base a representação de dois estados para cada elemento do sistema, conforme mostrado na Figura 4, é importante lembrar que, quando um elemento se encontra no estado disponível, o próximo estado necessariamente será o estado indisponível. Portanto, hora se sorteia o TTF, hora o TTR, de forma alternada, até que a soma dos tempos sucessivos seja igual ao intervalo ΔT desejado, criando assim as séries sintéticas. De modo similar a SMC não sequencial, cada simulação tem a mesma probabilidade de ocorrência.

É importante ressaltar que, diferentemente das amostras da SMC não sequencial, durante as simulações da SMC sequenciais os conjuntos Ω_{Up} e Ω_{Down} variam à medida que os elementos transacionam de estado de acordo com a série sintética deles, conforme ilustrado no exemplo da Figura 7.

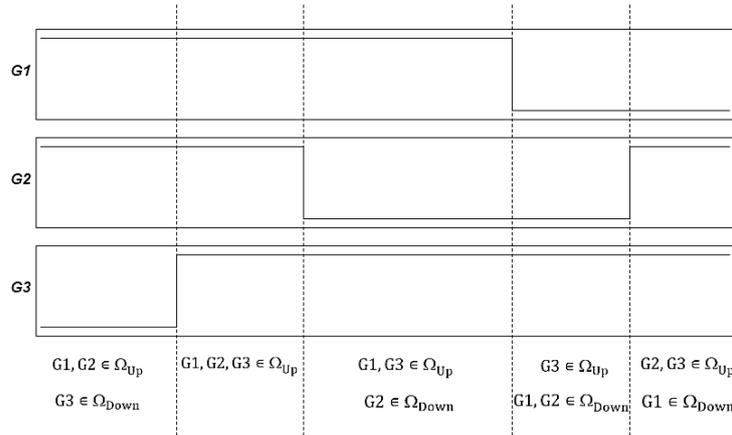


Figura 7 - Séries sintéticas dos geradores G1, G2 e G3 [1]

Por fim, depois de gerados os senários sintéticos de cada um dos elementos do sistema, pode se estimar a curva de capacidade para cada amostra. Aplicando a metodologia da SMC sequencial à confiabilidade de geração composta é simples estimar a capacidade de geração do sistema (G_n) em cada amostra n , assim como demonstrado em (26).

$$G_{n,t} = \sum_{j=1}^J C_{j,n,t}, \forall t = [1, \Delta T] \quad (26)$$

Onde o índice n representa a amostra (série sintética), t é o índice de tempo, j é o índice individual dos geradores e J é o conjunto de geradores do sistema.

Como mostrado na Figura 8, a capacidade do sistema deve ser então comparada a demanda, assim, determinando o PNS de cada série.

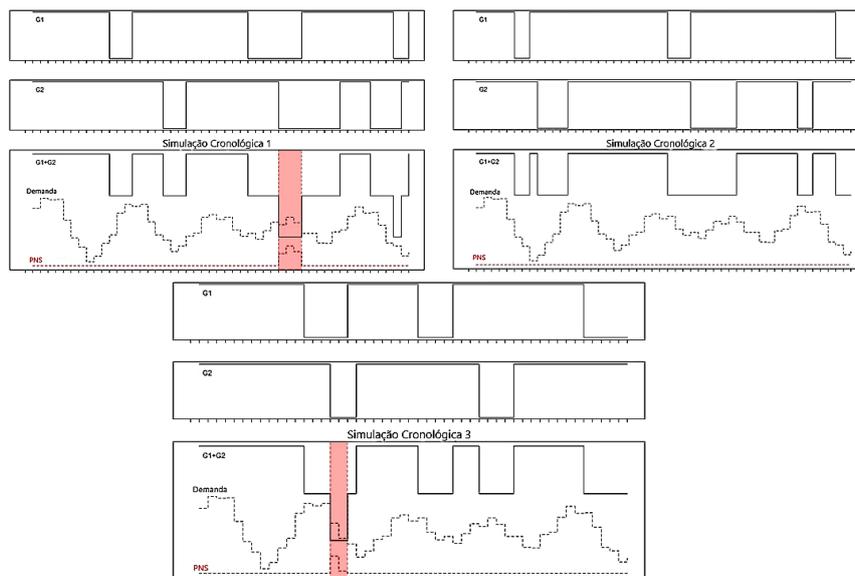


Figura 8 - Método SMC sequencial

Fazendo um pequeno ajuste nas funções de avaliação apresentadas (14) e (15) tal como mostrado em (27) e (28), pode se estimar os índices de LOLP e EPNS, que por sua vez, também sofrem um ajuste como apresentado em (29) e (30).

$$H_{LOLP_t}(\bar{X}_{n,t}) = \begin{cases} 1, & \text{se } G_{n,t} < D_n \\ 0, & \text{se } G_{n,t} > D_n \end{cases} \quad (27)$$

$$H_{EPNS_t}(\mathbf{X}_{n,t}) = \begin{cases} \Delta P_{n,t}, & \text{se } G_{n,t} < D_n \\ 0, & \text{se } G_{n,t} > D_n \end{cases} \quad (28)$$

$$LOLP = \frac{1}{N \cdot \Delta T} \cdot \sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^T H_{LOLP}(\mathbf{X}_{n,t}) \quad (29)$$

$$EPNS = \frac{1}{N \cdot \Delta T} \cdot \sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^T H_{EPNS}(\mathbf{X}_{n,t}) \quad (30)$$

Em resumo, a SMC sequencial consiste na criação de séries sintéticas para cada elemento do sistema. A avaliação das séries criadas permite, além de estimar os índices de risco já antes citados, a obtenção de uma gama de resultados temporais impossíveis de definir através de SMC não sequencial. Entretanto, a SMC sequencial apresenta complexidade e custo computacional maior se comparado a SMC não sequencial.

2.4.3. Convergência dos índices de confiabilidade estimados via SMC

Métodos estatísticos de simulação, tal como a SMC, sempre apresentam incertezas associadas a suas estimativas provenientes do processo de inferência. Portanto, é vital reconhecer e quantificar essas incertezas ao analisar os resultados para que se possa tomar decisões informadas com base nelas.

A forma padrão de obter a incerteza das estimativas dos índices de risco do sistema, obtidos através da SMC, é através variância amostral dos estimadores [12, 22]:

$$V(\bar{E}[H]) = V(H)/N \quad (31)$$

Onde N é o número de amostras ou o número de amostras vezes ΔT para a SMC sequencial, conforme os ajustes já antes vistos. $V(H)$ representa as variâncias dos estimadores que podem ser dados pelo valor acumulado de H_{LOLP} ou H_{EPNS} em cada amostra. E E representa a operação de valor esperado.

A variância dos estimadores, por sua vez pode ser calculada através da equação:

$$V(H) = E(H^2) - E^2(H) \quad (32)$$

Assim, à medida que o número de amostras aumenta, reduz-se a influência de flutuações aleatórias, obtendo assim, uma melhor estimativa dos parâmetros populacionais. Portanto, a variância amostral tende a diminuir, tornando os estimadores menos incertos e aumentando o grau de confiabilidade que se pode ter nos resultados de LOLP e EPNS.

Uma forma de quantificar a incerteza dos estimadores é através do coeficiente de variação (β) [12], que pode ser calculado através da relação entre o desvio padrão dos estimadores e sua média, tal como apresentado em (33).

$$\beta = \frac{\sqrt{V(\bar{E}[H])}}{\bar{E}[H]} \quad (33)$$

Outra forma também abordada na literatura que permite avaliar o grau de incerteza da SMC aplicada a avaliação de sistemas é calcular os limites superior e inferior para o valor verdadeiro do estimador, com um determinado grau de confiança. Esses limites podem ser obtidos através do teorema do limite central tal como mostrado em [22].

Portanto, através do coeficiente de variação (β) é possível avaliar a incerteza dos estimadores. Entretanto, como H representa o valor acumulado de H_{LOLP} ou H_{EPNS} , ou seja, o somatório dos valores estimados em cada iteração, é possível utilizar β como um critério de parada ou convergência [12] para as SMC.

2.5. Conclusões

Neste capítulo foram exploradas diversas metodologias para avaliação dos sistemas elétricos de potência através da estimação de índices. Considerou-se tanto abordagens analíticas quanto simulações estocásticas, como o método de simulação Monte Carlo sequencial e não sequencial.

No que tange a SMC sequencial foi demonstrado que esse método gera séries sintéticas de funcionamento dos elementos do sistema, o que permite, além de estimar os índices, fazer avaliações temporais sobre o comportamento do sistema. Entretanto, esta simulação apresenta um alto custo computacional. Assim, uma opção mais eficiente como explicado é a SMC não sequencial. A SMC não sequencial, apesar de exigir menos custo computacional, exige o esforço das avaliações cronológicas.

Outro ponto essencial discutido foi a convergência dos modelos de SMC que pode ser feita através do coeficiente de variação. Esse por sua vez, permite a avaliação da incerteza dos modelos ao longo das iterações e, por fim, serve como critério de parada para a SMC.

Por fim, a metodologia abordada neste capítulo servirá como embasamento teórico para os resultados que serão apresentados e discutidos no Capítulo 3.

3. Simulações e Resultados

O objetivo desse capítulo é apresentar os resultados de simulações de confiabilidade de geração [1], elaborados com ferramenta computacional desenvolvida. O *software* é baseado em simulações Monte Carlo sequencial e não sequencial. As simulações utilizam o sistema teste IEEE RTS 24 barras [23].

Nesse capítulo, serão apresentadas as considerações gerais para simulação na Seção 3.1. Na Seção 3.2 serão ilustrados os resultados obtidos no método baseado em SMC não sequencial. Os resultados concebidos no método baseado em SMC sequencial serão apresentados na Seção 3.3.

3.1. Considerações Gerais de Simulação

O sistema adotado, IEEE RTS, consiste em 9 usinas com um total de 32 unidades geradoras, com capacidade total instalada de 3405 MW. As unidades geradoras apresentam taxas de falha e de reparo apresentadas na Tabela 3.

Usina	No de Máquinas	Capacidade (MW)	Taxa de Falha (f/ano)	Taxa de Reparo (r/ano)
1	5	12	2,9714	145,6
2	4	20	19,4133	174,72
3	6	50	4,4121	436,8
4	4	76	4,4571	218,4
5	3	100	7,28	174,72
6	4	155	9,1	218,4
7	3	197	9,1958	174,72
8	1	350	7,5965	87,36
9	2	400	7,9418	58,24

Tabela 3 - Dado de Entrada dos Geradores

A demanda é dividida em 20 pontos de carga representada por 8736 níveis horários e tem um valor total de pico de 2850 MW, conforme apresentado na Figura 9.

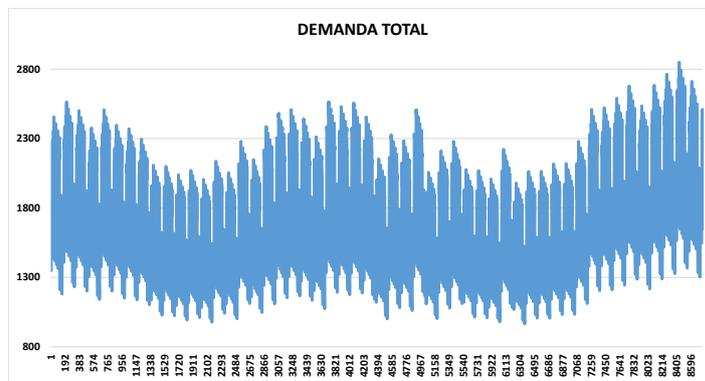


Figura 9 - Dado de entrada da demanda

Para avaliação da confiabilidade da geração, tanto os geradores quanto as demandas serão concentrados em um único nó elétrico (sistema de barra única), tal como o exemplo apresentado na Figura 10.

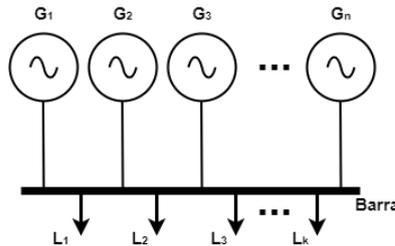


Figura 10 - Modelo de barra única. G representa os geradores (ou unidades geradoras) do sistema [1, n] e L representa as cargas [1, k].

O software foi desenvolvido em linguagem programação *Julia* [24], que apresenta alto desempenho se comparada a linguagens de mais baixo nível, tal como *Fortran* e *C*.

3.2. Resultados SMC não sequencial

3.2.1. Estudo de Caso 1

Esta seção apresenta os resultados de simulações baseados em SMC não sequencial (Seção 2.4.1). A demanda considerada é fixa no patamar de pico com 2850 MW. Essa análise permite estimar os índices de risco críticos do sistema; isso é, uma situação hipotética onde o sistema está sempre submetido a demanda máxima.

Em todos os testes, foi considerado limite de $1 \cdot 10^6$ de amostras. O critério de convergência avalia ambos os coeficientes de variação dos dois índices (LOLP e EPNS). São utilizados diferentes valores de tolerância de coeficiente de variação, a fim de avaliar o seu impacto nos resultados obtidos. Assim, os resultados apresentados na Figura 11, Figura 12, Figura 13, Figura 14 e Tabela 4 apresentam (a) $\beta = 0.1\%$, (b) $\beta = 1\%$, (c) $\beta = 5\%$, (d) $\beta = 10\%$ e (e) $\beta = 15\%$. A estimativa da LOLP e EPNS são apresentados nas Figura 11 e Figura 12. Nas simulações, o LOLP apresentou valores em torno de 0.08 enquanto a EPNS valores por volta de 14 MW.

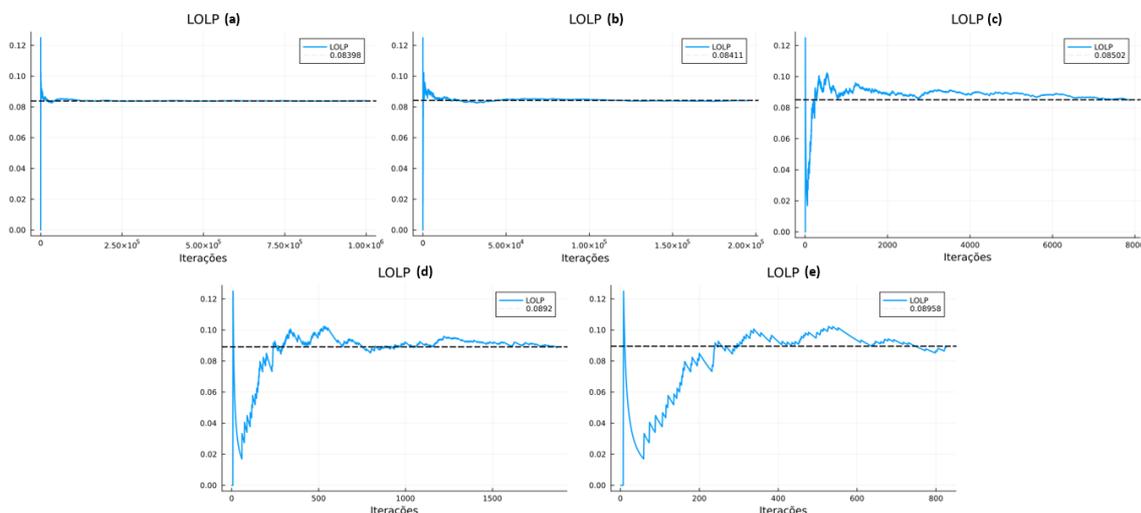


Figura 11 - LOLP para SMC não sequencial com demanda 2850 MW

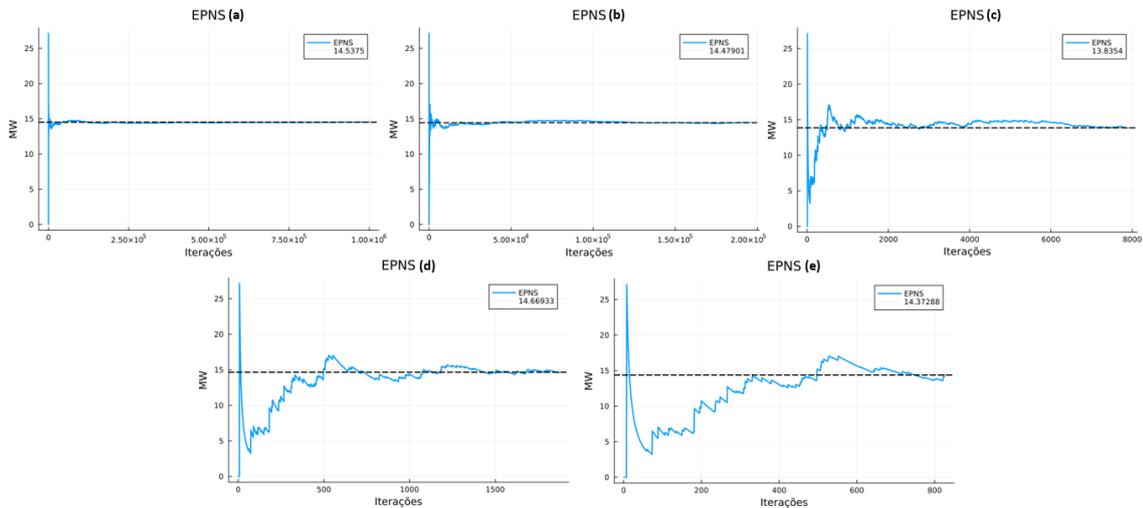


Figura 12 - EPNS para SMC não sequencial com demanda 2850 MW

As Figura 13 e Figura 14 apresentam a evolução dos β 's das simulações. É possível notar que, dentre as simulações, (e) apresenta um número menor de amostras, isso resulta da incerteza maior permitia para os estimadores devido ao coeficiente de variação maior.

Como a LOLP é uma métrica onde a função de avaliação apresenta valores de 0 ou 1, assim é esperado que o coeficiente de variação da função de variação da LOLP convirja mais rápido que o da EPNS, que função teste com valores de maior variabilidade. Isso pode ser observado nas Figura 13 e Figura 14.

Adicionalmente, nota-se que, com exceção experiência em que $\beta = 0.1\%$, todos os resultados apresentam convergência nos coeficientes de variação. Os resultados de (a), após todas as 10^6 amostras atinge $\beta = 0.33\%$.

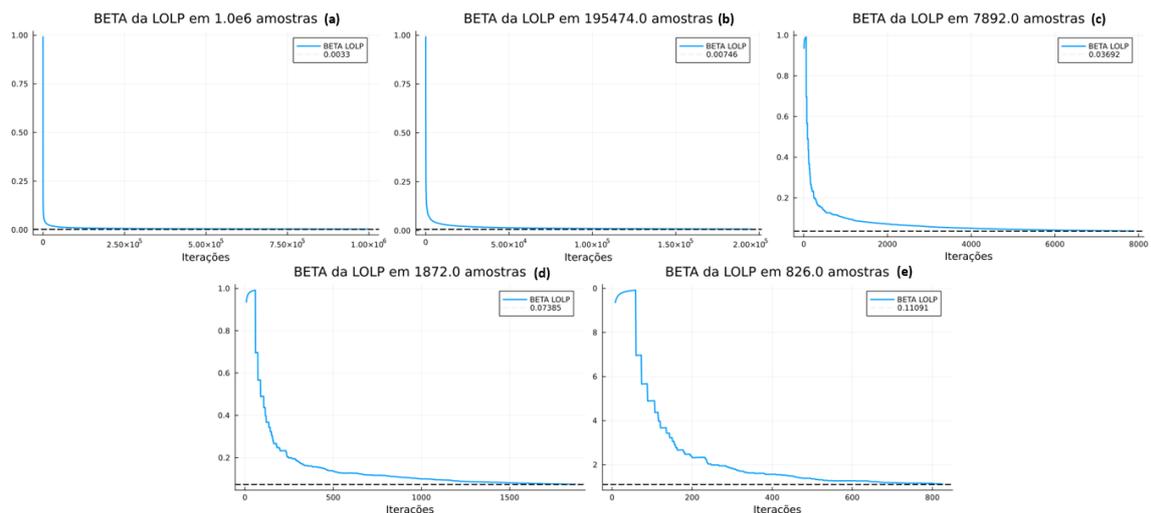


Figura 13 - β_{LOLP} para SMC não sequencial com demanda 2850 MW

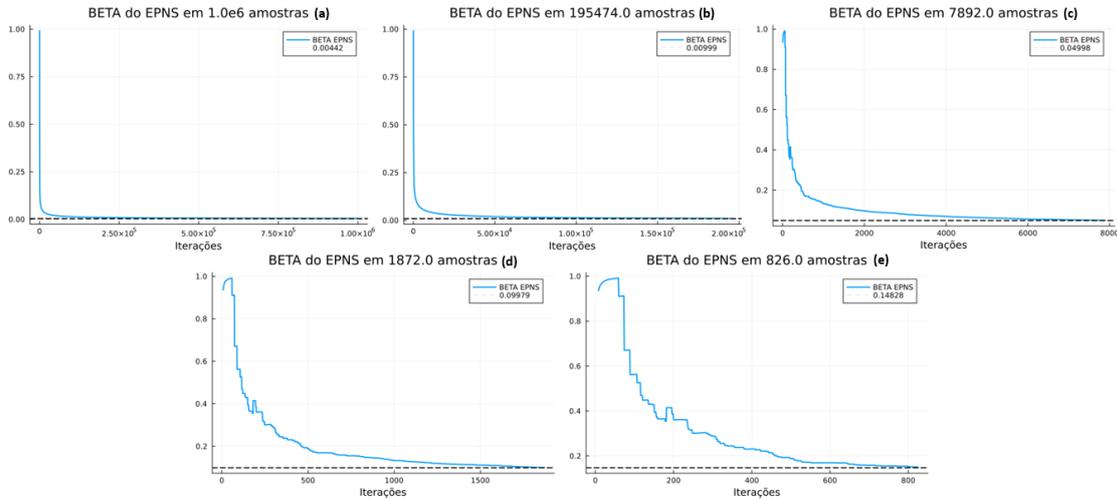


Figura 14 - β_{EPNS} para SMC não sequencial com demanda 2850 MW

Por fim, a Tabela 4 contém um resumo de todos os resultados obtidos nos 5 experimentos anteriormente citados.

	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)
LOLP	0,083985	0,084118604	0,085022808	0,089209402	0,089588378
LOLE (h)	735,7086	736,8789711	744,7997973	781,474359	784,7941889
EPNS (MW)	14,537509	14,47901511	13,83540294	14,66933761	14,37288136
EENS (MWh)	127348,5788	126836,1724	121198,1298	128503,3974	125906,4407
β LOLP	0,003302558	0,007463269	0,036926987	0,073850091	0,110918257
β EPNS	0,004426914	0,009999977	0,049987913	0,099797975	0,14828624
Amostras	1000000	195474	7892	1872	826
Tempo (s)	0,2751128	0,0611869	0,0177722	0,0185001	0,018056

Tabela 4 - Resultados SMC não sequencial com demanda 2850 MW

3.2.2. Estudo de Caso 2

No segundo estudo de caso, o sistema teste RTS foi submetido a carga anual apresentada na Figura 9. Essa análise permite estimar os índices de risco do sistema, em uma demanda anual típica. Os coeficientes de variação dos testes, conforme descrito anteriormente, são: (a) $\beta = 0.1\%$, (b) $\beta = 1\%$, (c) $\beta = 5\%$, (d) $\beta = 10\%$ e (e) $\beta = 15\%$.

Assim, como observado nas Figura 15 e Figura 16, os resultados de LOLP apresentaram valores em torno de 0.0011, a EPNS, por volta de 0.14 MW. Como a demanda não está mais fixada na demanda pico, os valores obtidos nesse teste são consideravelmente menores se comparados aos valores obtidos nas Figura 11 e Figura 12.

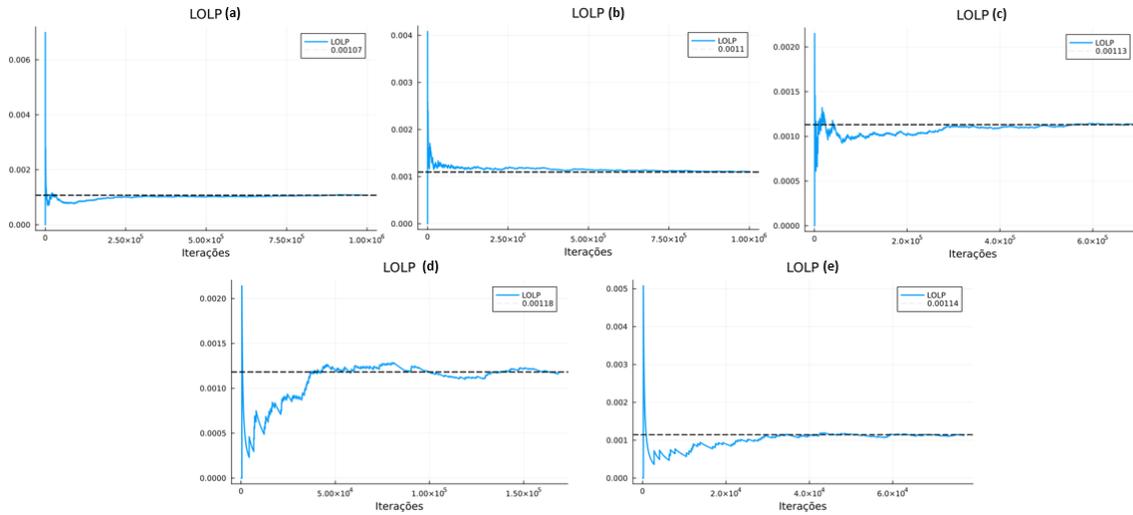


Figura 15 - LOLP para SMC não sequencial com demanda anual

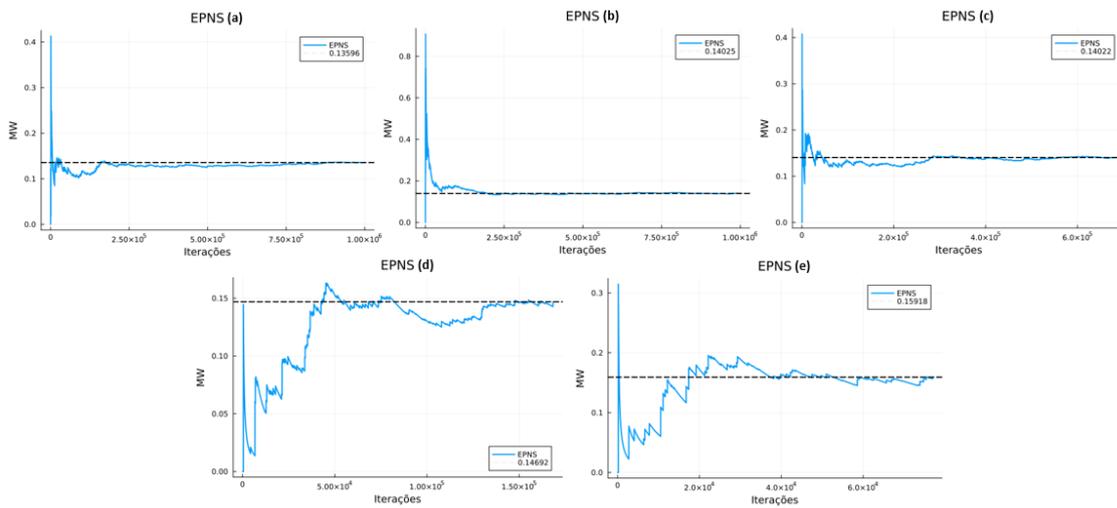


Figura 16 - EPNS para SMC não sequencial com demanda anual

As Figura 17 e Figura 18 apresentam a evolução dos β 's das simulações. Os testes considerando a demanda variável anual apresenta mais incertezas pois, o nível de demanda também é sorteado em cada iteração. Por conta disso, tanto os testes (a) e (b), respectivamente $\beta = 0.1\%$ e $\beta = 1\%$, não apresentam convergência após 10^6 amostras.

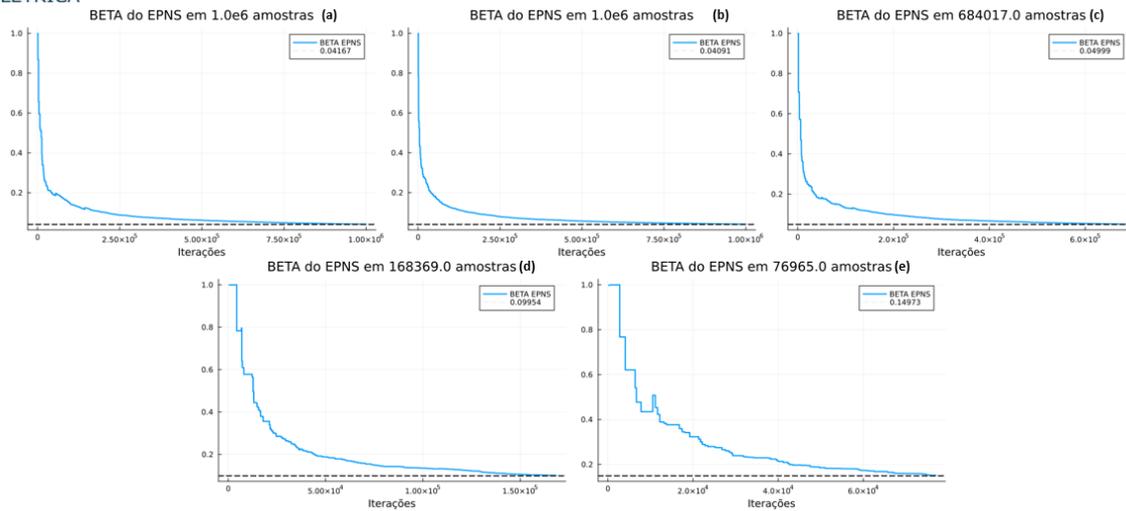


Figura 17 - β_{LOLP} para SMC não sequencial com demanda anual

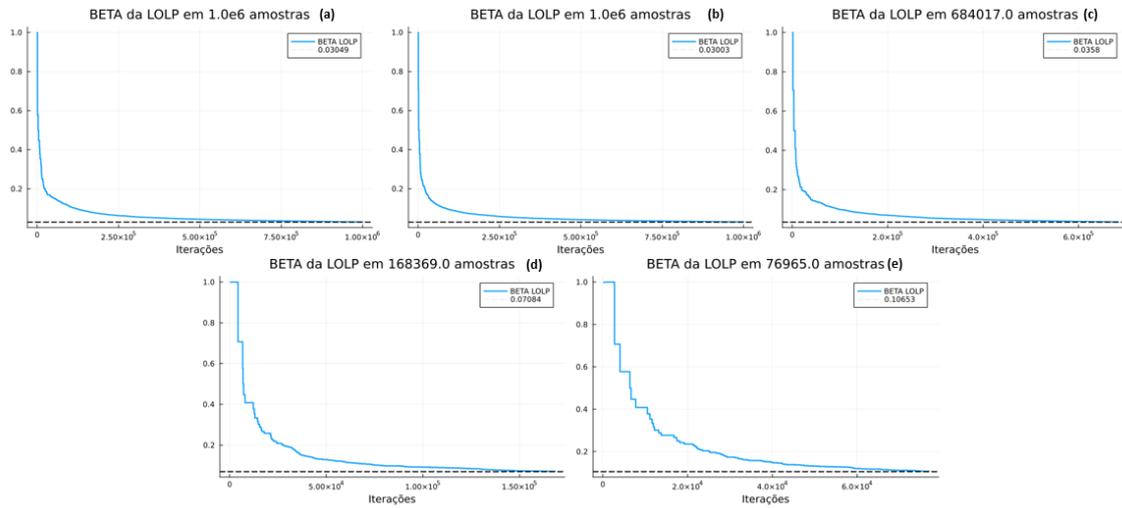


Figura 18 - β_{EPNS} para SMC não sequencial com demanda anual

Por fim, a Tabela 5 contém um resumo de todos os resultados obtidos nos 5 experimentos com demanda anual variável.

	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)
LOLP	0,001074	0,001107	0,001138861	0,001181928	0,001143377
LOLE (h)	9,40824	9,69732	9,976418715	10,35368744	10,01598129
EPNS (MW)	0,135965169	0,140255236	0,140226799	0,146922338	0,15918446
EENS (MWh)	1191,054877	1228,635868	1228,386756	1287,039685	1394,455874
β LOLP	0,03049752	0,030039014	0,03580831	0,070846216	0,106539399
β EPNS	0,041673121	0,040915713	0,04999695	0,099548074	0,149733211
Amostras	1000000	1000000	684017	168369	76965
Tempo (s)	0,2895793	0,2885955	0,2149045	0,0703759	0,0287922

Tabela 5 - Resultados SMC não sequencial com demanda anual

3.3. SMC sequencial

3.3.1. Estudo de Caso 1

Esta seção apresenta os resultados de simulações baseados em SMC sequencial (Seção 2.4.2). A demanda é novamente considerada constante no patamar de pico com 2850 MW.

Como para os resultados da simulação não sequencial, foi imposto um limite de $1 \cdot 10^6$ amostras nos testes. Novamente, o critério de convergência avalia os coeficientes de variação dos dois índices principais (LOLP e EPNS). Além disso, os coeficientes de variação considerados são: (a) $\beta = 1\%$, (b) $\beta = 5\%$, (c) $\beta = 10\%$ e (d) $\beta = 15\%$.

As séries de capacidade disponível sintéticas criadas em cada amostra são apresentadas na Figura 19 através da média dos cenários e o intervalo entre o máximo e mínimo das séries em cada etapa. Nota-se que o coeficiente de variação influencia diretamente na quantidade de séries, quanto menor β , maior o número de séries criadas.

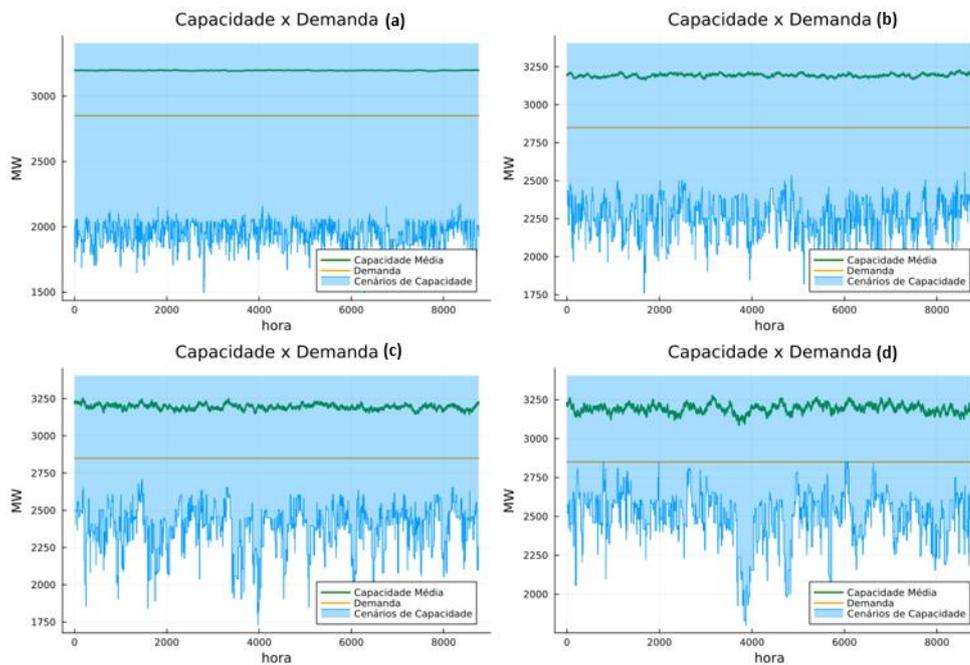


Figura 19 - Cenários de capacidade e demanda SMC sequencial com demanda 2850 MW

Os resultados de LOLP e EPNS são apresentados na Figura 20 e Figura 21. Nas simulações, o LOLP apresentou valores em torno de 0.08 enquanto a EPNS valores por volta de 15 MW. É interessante notar que os valores obtidos são muito próximos aos resultados da SMC não sequencial apresentados nas Figura 11 e Figura 12. Isso está dentro do esperado pois, ambas as simulações estimam índices para sistemas e demandas idênticas.

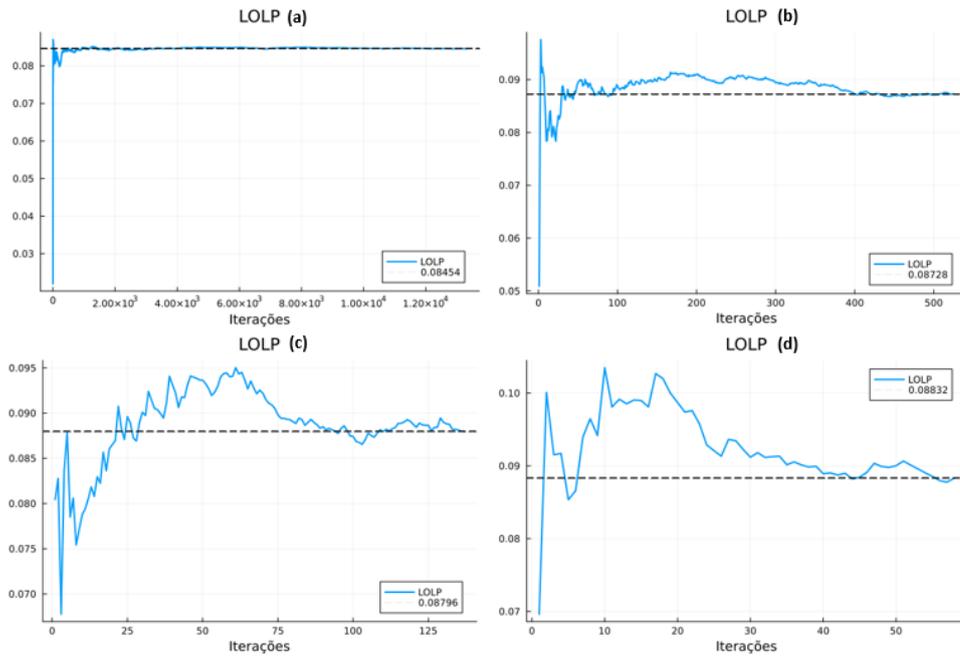


Figura 20 - LOLP para SMC sequencial com demanda 2850 MW

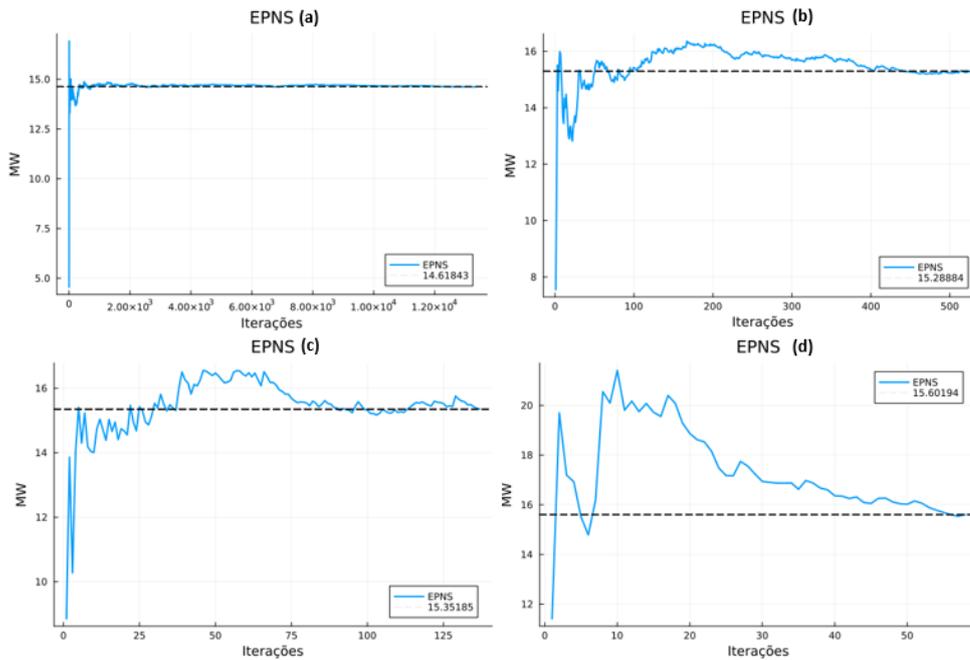


Figura 21 - EPNS para SMC sequencial com demanda 2850 MW

As Figura 22 e Figura 23 apresentam a evolução dos β 's das simulações. É possível notar que todas os testes convergem antes das 10^6 amostras. Além disso, a convergência ocorre em menos iterações se comparadas a seus equivalentes não sequenciais pois cada amostra representa um ano de 8760 horas, onde podem ocorrer diversos eventos.

Apesar do novo método de simulação, a convergência mantém a característica observada anteriormente, a convergência do índice da LOLP ocorre mais rapidamente que o da EPNS. Isso se deve a, como já explicada, maior flutuação nos resultados da EPNS.

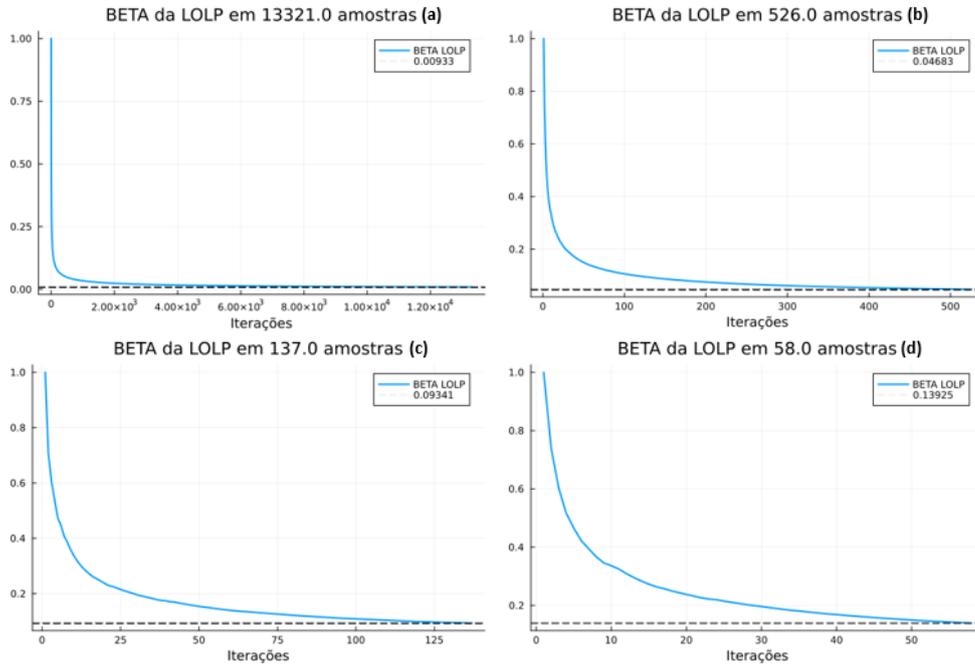


Figura 22 - β_{LOLP} para SMC sequencial com demanda 2850 MW

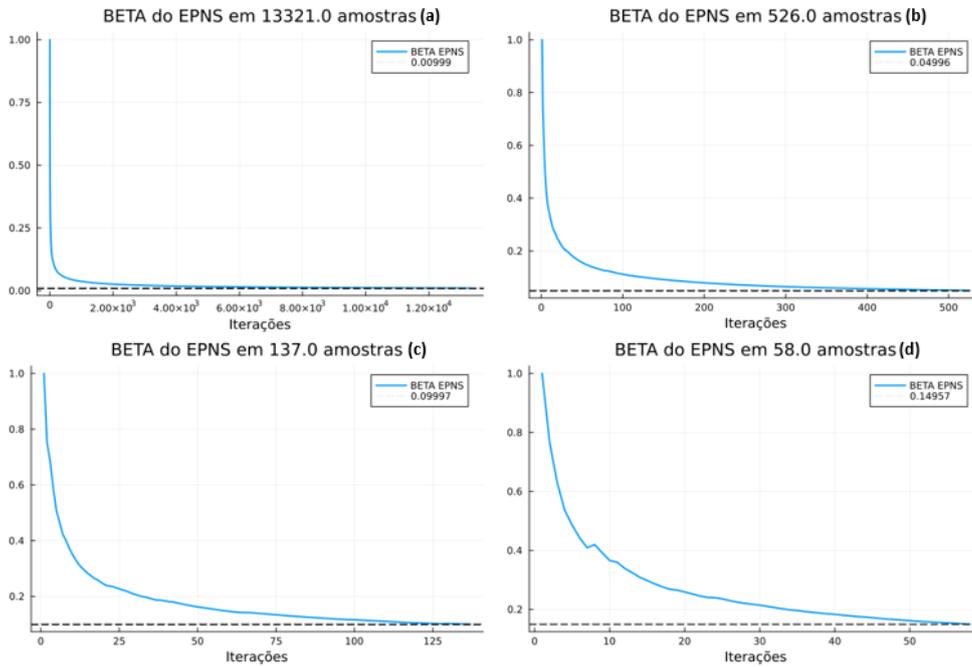


Figura 23 - β_{EPNS} para SMC sequencial com demanda 2850 MW

Por fim, a Tabela 6 contém um resumo dos resultados obtidos nos 4 experimentos da SMC sequencial em demanda fixa.

	(a)	(b)	(c)	(d)
LOLP	0,084540366	0,087284497	0,087968549	0,088329903
LOLE (h)	740,5736086	764,6121912	770,6044923	773,7699484
EPNS (MW)	14,6184343	15,28884682	15,35185129	15,60194213
EENS (MWh)	128057,4845	133930,2982	134482,2173	136673,0131
β LOLP	0,009334061	0,046836622	0,093411709	0,139255038
β EPNS	0,009999977	0,049966789	0,09997336	0,149578054
Amostras	13321	526	137	58
Tempo (s)	28,7018001	1,047917	0,2650154	0,1647839

Tabela 6 - Resultados SMC sequencial com demanda 2850 MW

3.3.2. Estudo de Caso 2

Novamente, o sistema teste RTS foi submetido a carga anual apresentada na Figura 9 em uma nova análise para SMC sequencial. Os coeficientes de variação dos testes, conforme descrito anteriormente, são: (a) $\beta = 1\%$, (b) $\beta = 5\%$, (c) $\beta = 10\%$ e (d) $\beta = 15\%$.

As séries de capacidade disponível sintética foram novamente estimadas e comparadas com a demanda do sistema na Figura 24. Pode se notar que, assim como na Figura 19, a capacidade média fica muito próxima da capacidade máxima, isso se justifica ao observar que a probabilidade de falha de cada gerador é consideravelmente menor que a probabilidade de funcionamento. Além disso, novamente se observa que coeficiente de variação menores são capazes de contribuir com a avaliação de cenários mais críticos pois exigem maior número de cenários criados, como já visto.

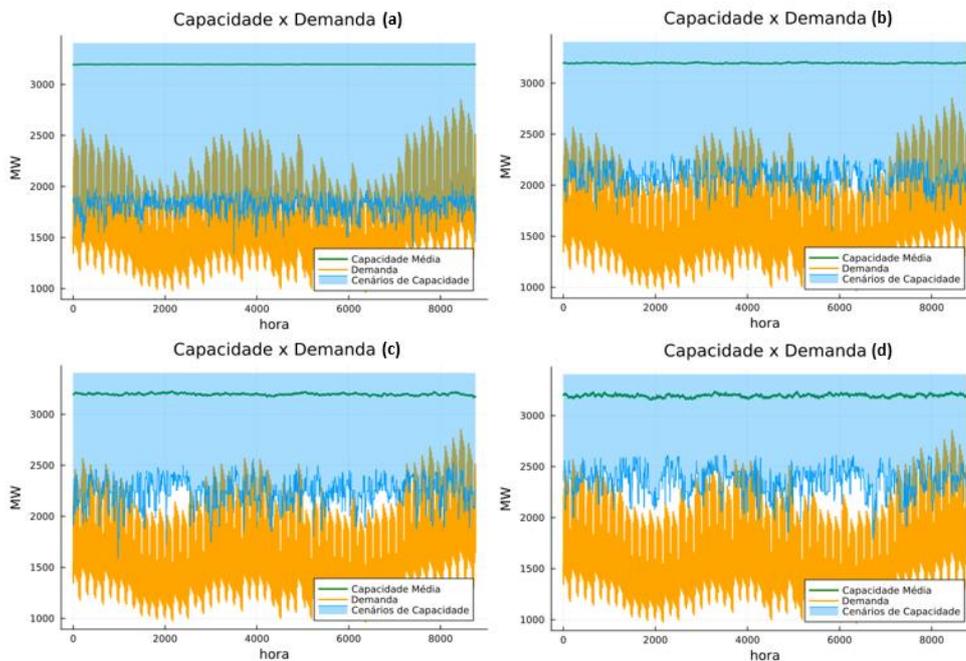


Figura 24 - Cenários de capacidade e demanda SMC sequencial com demanda anual.

Tal como nas experiências equivalentes anteriores (Figura 15 e Figura 16), LOLP e EPNS, são apresentados na Figura 25 e Figura 26, apresentam valores em torno de 0.0011 e 0.14 MW respectivamente. Isso está dentro do esperado pois, ambas as simulações estimam índices para sistemas e demandas idênticas.

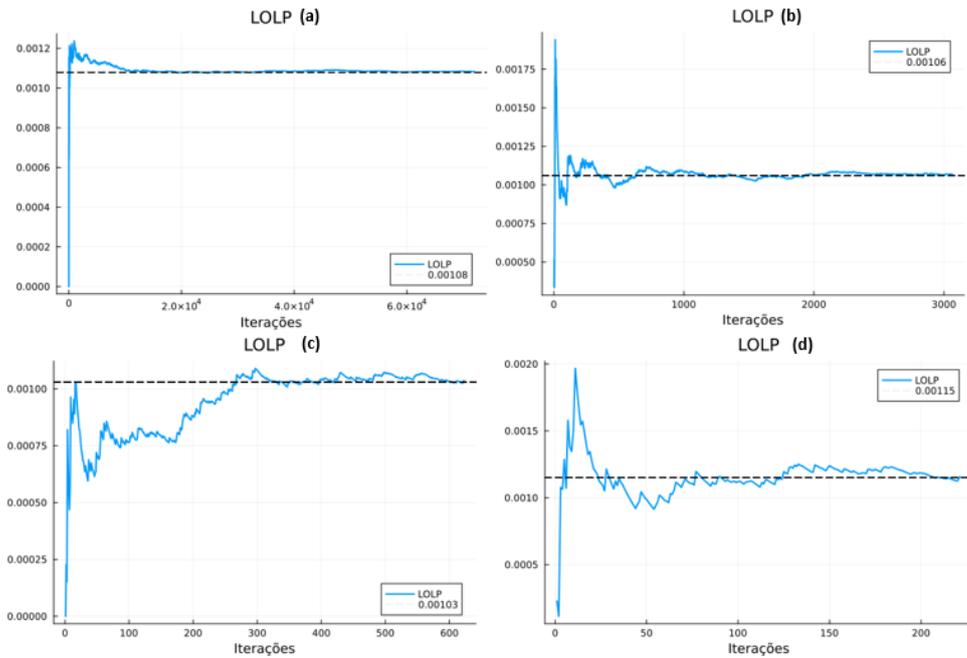


Figura 25 - LOLP para SMC sequencial com demanda anual.

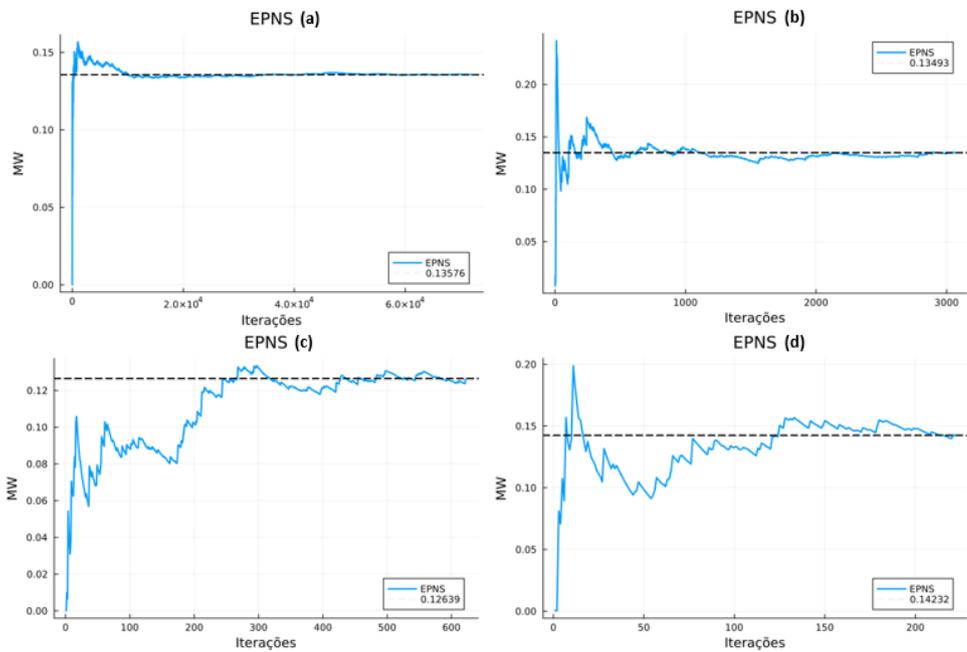


Figura 26 - EPNS para SMC sequencial com demanda anual.

As Figura 27 e Figura 28 apresentam a convergência dos testes em SMC sequencial para demanda anual. Em comparação os experimentos feitos sob demanda fixa, estes apresentam maior incertezas devido a variabilidade existente na demanda. Assim, o número de iterações para as convergências tanto da LOLP quanto da EPNS foi consideravelmente maior. Apesar disso, todos os testes apresentam convergência.

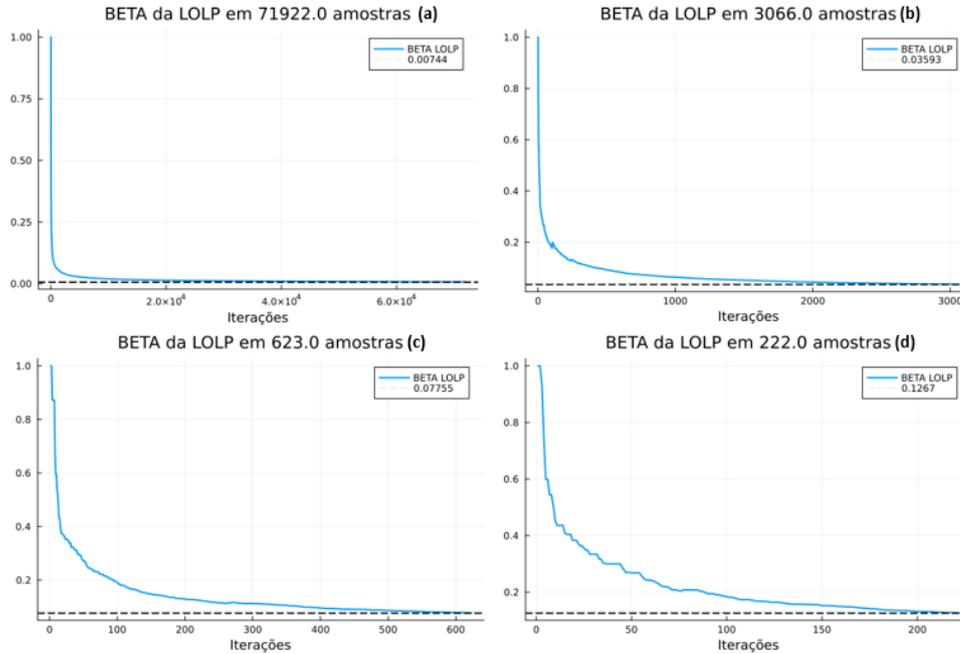


Figura 27 - β_{LOLP} para SMC sequencial com demanda anual

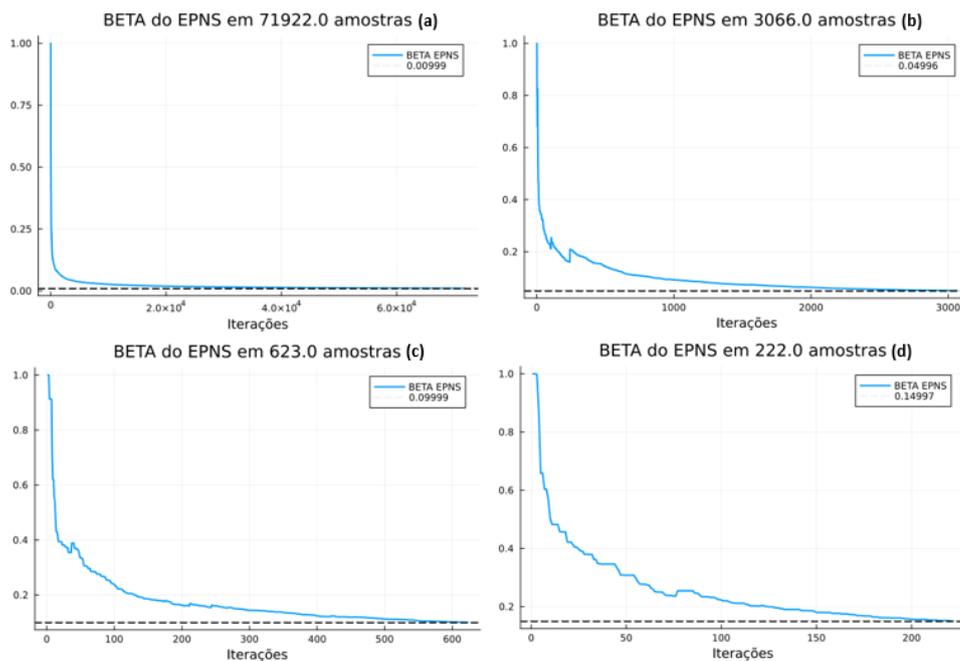


Figura 28 - β_{EPNS} para SMC sequencial com demanda anual

Por fim, a Tabela 7 contém um resumo dos resultados obtidos nos 4 experimentos da SMC sequencial em demanda anual.

	(a)	(b)	(c)	(d)
LOLP	0,001083729	0,001068638	0,001036264	0,001152692
LOLE (h)	9,493467101	9,361266482	9,077674541	10,09758297
EPNS (MW)	0,135763143	0,134933309	0,126390768	0,142327958
EENS (MWh)	1189,285128	1182,015788	1107,183127	1246,792915
β LOLP	0,007442699	0,035934244	0,077558565	0,126701705
β EPNS	0,009999912	0,049960475	0,099992652	0,149978405
Amostras	71922	3066	623	222
Tempo (s)	156,0792058	8,4676391	1,692807	0,6894015

Tabela 7 - Resultados SMC sequencial com demanda anual

4. Conclusões

Este trabalho teve como objetivo apresentar o conceito de confiabilidade em sistemas elétricos de potência, bem como, indicar alguns índices de risco que podem ser usados para estimar esse grau de robustez. Foram explicados métodos para estimação dos índices de risco do sistema, entre eles um dos possíveis métodos analíticos e dois métodos que envolvem a ferramenta simulação de Monte Carlo.

Pode-se constatar que métodos analíticos, apesar da simplicidade, podem apresentar altos custos computacionais ao inferir os índices de confiabilidade de sistemas elétricos. Assim, como abordagem mais eficiente, pode-se utilizar métodos baseados em SMC para estimar os mesmos índices.

No que tange aos métodos que fazem uso de SMC, notou-se que as SMC sequencial e não sequencial apresentam valores equivalentes se usadas para estimar índices do mesmo sistema. Entretanto, a simulação sequencial apresenta um custo computacional maior pois criar séries de capacidade sintéticas completas

Por fim, como próximas atividades se propõem a consideração de elementos geradores renováveis, que apresentam mais incertezas cronológicas associadas ao vento e sol, por exemplo, a fim de observar e avaliar o efeito que esses trazem a confiabilidade do sistema. Além disso, se propõe o estudo e avaliação de outros métodos onde a SMC pode ser empregada para obtenção dos índices de risco, tal como a SMC pseudo-sequencial. Por último, se propõe, uma avaliação da confiabilidade do sistema nos demais níveis hierárquicos do sistema.

5. Bibliografia

- [1] R. Billinton e R.N. Allan, "Reliability Evaluation of Power Systems". 2ª ed. London: Plenum Press, 1996.
- [2] B. S Dhillon, "Applied Reliability and Quality. In: Applied Reliability and Quality". Springer Series in Reliability Engineering. Springer, London. https://doi.org/10.1007/978-1-84628-498-4_6.
- [3] A. M. Rei, M. T. Schilling e A. C. G. Melo, "Monte Carlo Simulation and Contingency Enumeration in Bulk Power Systems Reliability Assessment," 2006 International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems, Stockholm, Sweden, 2006, pp. 1-6, doi: 10.1109/PMAPS.2006.360222.
- [04] M. Qasim, S. Ahmad e A. Shoukat, "World Adoption of Renewable Energy and the Role of Pakistan in Green Energy Production," 2022 International Conference on Technology and Policy in Energy and Electric Power (ICT-PEP), Jakarta, Indonesia, 2022, pp. 139-144, doi: 10.1109/ICT-PEP57242.2022.9988934.
- [5] W. Chae, J. Kim, J. Cho e J. Park, "Optimal interconnection device for distributed energy resources of customer," 2012 3rd IEEE International Symposium on Power Electronics for Distributed Generation Systems (PEDG), Aalborg, Denmark, 2012, pp. 878-882, doi: 10.1109/PEDG.2012.6254104.
- [6] J. G. Schmidt , "Forecasts and Impact on the Electrical Grid with the Expansion of Electric Vehicles in Northeast of Brazil".
- [7] World Energy Statistics and Balances - Data product. Disponível em: <<https://www.iea.org/data-and-statistics/data-product/world-energy-statistics-and-balances>>.
- [8] "Apagão atinge Norte e Nordeste, com reflexos em todas regiões do país.", em G1, Mar. 2018 Disponível em: <https://g1.globo.com/jornal-nacional/noticia/2018/03/apagao-atinge-todas-regioes-do-pais-so-5-estados-nao-foram-afetados.html>.
- [9] R. C. G. Teive et al., "Intelligent system for automatic performance evaluation of distribution system operators," 2017 19th International Conference on Intelligent System Application to Power Systems (ISAP), San Antonio, TX, EUA, 2017, pp. 1-6, doi: 10.1109/ISAP.2017.8071399.
- [10] R. Al-Khannak e B. Bitzer, "Grid Computing as an innovative solution for power system's reliability and redundancy," 2009 International Conference on Clean Electrical Power, Capri, Itália, 2009, pp. 790-797, doi: 10.1109/ICCEP.2009.5211960.
- [11] J. Sykes, V. Madani, J. Burger, M. Adamiak e W. Premerlani, "Reliability of protection systems (what are the real concerns)," 2010 63rd Annual Conference for Protective Relay Engineers, College Station, TX, USA, 2010, pp. 1-16, doi: 10.1109/CPRE.2010.5469482.
- [12] J. F. Castro, "Planejamento da Reserva Operativa em Sistemas Multiárea com Fontes Renováveis via Método da Entropia Cruzada". Tese de Doutorado. PUC-RIO 2018.
- [13] H. Wang, Y. Shao e L. Zhou, "Reliability Analysis of Battery Energy Storage Systems: An Overview," 2022 IEEE/IAS Industrial and Commercial Power System Asia (I&CPS Asia), Shanghai, China, 2022, pp. 2036-2040, doi: 10.1109/ICPSAsia55496.2022.9949910.

- [14] D. Krupenev, D. Boyarkin e D. Iakubovskii, "Improvement in the computational efficiency of a technique for assessing the reliability of electric power systems based on the Monte Carlo method". *Reliability Engineering & System Safety*, v. 204, p. 107171, dez. 2020.
- [15] K. Jiang and C. Singh, "New Models and Concepts for Power System Reliability Evaluation Including Protection System Failures," in *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 26, no. 4, pp. 1845-1855, Nov. 2011, doi: 10.1109/TPWRS.2011.2156820.
- [16] M. V. F. Pereira and N. J. Balu, "Composite generation/transmission reliability evaluation," in *Proceedings of the IEEE*, vol. 80, no. 4, pp. 470-491, April 1992, doi: 10.1109/5.135372.
- [17] C. Z. Mooney, "Monte Carlo Simulation". [s.l.] SAGE, 1997.
- [18] M. Fu, "Pricing American options: a comparison of Monte Carlo simulation approaches". *The Journal of Computational Finance*, v. 4, n. 3, p. 39-88, 2001.
- [19] H. Lei e C. Singh, "Non-Sequential Monte Carlo Simulation for Cyber-Induced Dependent Failures in Composite Power System Reliability Evaluation," in *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 32, no. 2, pp. 1064-1072, March 2017, doi: 10.1109/TPWRS.2016.2572159.
- [20] A. M. Leite da Silva, R. Fernández e C. Singh, "Generating Capacity Reliability Evaluation Based on Monte Carlo Simulation and Cross-Entropy Methods". *Power Systems, IEEE, 2010, Transactions on*. 25. 129 - 137. 10.1109/TPWRS.2009.2036710.
- [21] L. C. da Costa, F. S. Thomé, J. D. Garcia e M. V. F. Pereira, "Reliability-Constrained Power System Expansion Planning: A Stochastic Risk-Averse Optimization Approach," in *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 36, no. 1, pp. 97-106, Jan. 2021, doi: 10.1109/TPWRS.2020.3007974.
- [22] J. A. Dias, "Modelo Para Representação De Séries Temporais Correlacionadas Com Aplicação Na Avaliação Da Confiabilidade Por Simulação Monte Carlo Não Sequencial". Tese de Doutorado. COPPE/UFRJ 2014.
- [23] Reliability Test System Task Force of the IEEE Subcommittee on the Application of Probability Methods, "IEEE Reliability Test System", *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, Vol. 98, pp. 2047-2054, Novembro/Dezembro 1979.
- [24] J. Bezanson, A. Edelman, S. Karpinski e V. Shah, "Julia: A fresh approach to numerical computing". *SIAM Review* 2017.