

# CAPÍTULO 1

## INTRODUÇÃO

### 1.1. CONSIDERAÇÕES GERAIS

UM sistema elétrico de potência tem como principal função suprir os consumidores com energia elétrica da forma mais econômica e confiável possível. Estes objetivos, porém, são conflitantes entre si. A tentativa de melhorar a qualidade do serviço após certo ponto requer investimentos muito acentuados, o que necessariamente se traduz em tarifas elevadas para a sociedade. Assim, em estudos de planejamento da expansão de sistemas elétricos, para que se possa decidir quando e onde investir é necessário o emprego de metodologias capazes de quantificar os custos e a confiabilidade das diversas alternativas e escolher dentre elas as mais adequadas [M86].

A avaliação da confiabilidade de sistemas elétricos reúne um conjunto de ferramentas e metodologias que permitem quantificar a robustez ou capacidade que uma determinada configuração do sistema elétrico tem em atender seu mercado consumidor. Quando se verifica se uma dada configuração de usinas geradoras atende adequadamente aos requisitos da demanda global do mercado o estudo é denominado avaliação da confiabilidade de geração. A abordagem básica consiste em supor que não há problemas de transporte de energia, i.e., as linhas de transmissão são consideradas perfeitamente confiáveis e sem restrições de capacidade. Quando as restrições do sistema de transmissão são também representadas o estudo é denominado avaliação da confiabilidade de geração e transmissão, ou simplesmente confiabilidade composta. Este estudo é, evidentemente, mais abrangente e complexo em comparação ao anterior.

Em ambos os estudos, a maioria das metodologias disponíveis apresenta seus resultados em termos dos denominados índices de confiabilidade, que são medidas estatísticas relacionadas com a probabilidade, potência, energia, frequência, duração e custos das interrupções ou falhas do sistema. Para se obter estimativas destes índices são utilizados algoritmos de avaliação da confiabilidade, os quais se baseiam em dois tipos distintos de representação: (i) a representação por espaço de estados; (ii) e a representação cronológica. A principal diferença

entre estas representações é a maneira pela qual os estados são amostrados. Na representação por espaço de estados, os estados são selecionados considerando a probabilidade de ocorrência de cada um, sem considerar nenhuma conexão cronológica ou memória. Portanto, dois estados amostrados consecutivamente podem diferir pelo estado de mais de um componente. Métodos analíticos e métodos baseados em Simulação Monte Carlo (SMC) não-sequencial são exemplos de metodologias que utilizam este tipo de representação. Na representação cronológica o próximo estado é amostrado considerando um modelo de probabilidade condicional que depende do estado atual. Em outras palavras, o próximo estado visitado será necessariamente um vizinho do estado atual e ambos serão diferentes somente pelo estado de um componente. Métodos baseados em SMC Sequencial são exemplos de metodologias que utilizam a representação cronológica.

Dentre os métodos analíticos, o mais popular ficou conhecido como método LOLE (*Loss of Load Expectation*) o qual foi amplamente utilizado devido à sua flexibilidade e simplicidade de aplicação [E78, A90, BA96, BAS94]. Esta técnica produz índices de confiabilidade como a LOLP (*Loss of Load Probability*), LOLE, EPNS (*Expected Power Not Supplied*) e EENS (*Expected Energy Not Supplied*). A eficiência computacional do método LOLE foi consideravelmente melhorada por meio da utilização de técnicas de convolução discreta [ALAB81, LPC88]. A análise de frequência e duração (F&D) é certamente uma abordagem analítica mais abrangente em comparação ao método LOLE, porque também fornece a frequência de ocorrência de uma condição de capacidade insuficiente e a duração pela qual se espera que perdure. A frequência e duração das falhas do sistema são representadas pelos índices LOLF (*Loss of Load Frequency*) e LOLD (*Loss of Load Duration*), respectivamente [BA96, SB77, CS86].

A fim de tornar o método F&D viável para grandes sistemas encontrados na prática, as técnicas de convolução discreta foram estendidas para lidar com os conceitos de frequência e duração [LMC91, LCM92]. Evitando uma abordagem combinatória, as técnicas de convolução discreta claramente aumentaram a eficiência computacional dos métodos analíticos. Estes métodos, no entanto, permanecem restritos para certos tipos de condições do sistema [PB92]. Aspectos cronológicos como, por exemplo, os efeitos da manutenção programada de componentes e as flutuações nas capacidades de geração de fontes renováveis são de difícil representação em metodologias analíticas.

Os métodos baseados em SMC [R91, BL94] possibilitam a avaliação da confiabilidade para as mais diversas condições do sistema, e podem ser divididos em não-sequenciais e sequenciais. A SMC não-sequencial tem sido uma ferramenta muito útil na avaliação da confiabilidade de geração e/ou transmissão de grandes sistemas encontrados na prática [PB92, MPL92, BL94, LRMB04, L05, SR08]. Métodos baseados em SMC sequencial são mais poderosos para avaliar sistemas elétricos de potência complexos, porém, o esforço computacional é muito mais substancial em comparação aos métodos não-sequenciais. Para superar o problema do custo computacional, ferramentas de SMC pseudo-cronológicas foram propostas em [LMMB00].

Mais recentemente, técnicas inteligentes de busca baseadas em população foram também utilizadas para avaliar a confiabilidade de sistemas de potência [WS08, MCRL09]. Estes são métodos interessantes, porém, apresentam algumas dificuldades quando aplicados em sistemas de grande porte. Além disso, o controle da convergência do processo de otimização é, em geral, muito complicado ou subjetivo.

Sem dúvida, ferramentas baseadas em técnicas de SMC são extremamente robustas para resolver problemas de confiabilidade em sistemas de potência, principalmente em sistemas de grande porte. Porém, eles podem encontrar dificuldades no que diz respeito a eventos raros: e.g., para avaliar valores muito pequenos do índice LOLP, i.e.,  $10^{-5}$ . Embora se possa argumentar que uma configuração muito confiável para um sistema não é um problema, e que a simulação deve ser parada após se verificar tal condição, em estudos de planejamento da expansão estes valores devem ser calculados considerando que diversas configurações de reforço estão sendo comparadas. Além do mais, em problemas que envolvem critérios específicos de projeto, o planejador poderia ter que medir a probabilidade de um determinado evento, que poderia ser muito raro, mas, a priori, esta condição é desconhecida. Em relação à raridade dos eventos de falha envolvidos, pouca discussão tem sido conduzida em confiabilidade de sistemas de potência.

A fim de melhorar o desempenho das ferramentas baseadas em SMC, diversas técnicas de redução de variância estão disponíveis [RK07, PAK08]. Algumas delas já foram testadas na avaliação da confiabilidade de sistemas de potência; veja, por exemplo, [LMMB00, AEPP90, BJ96, BJ97, ZX02]. Tendo em mente sistemas de potência reais, as eficiências de alguns métodos podem ser consideradas relevantes e outras marginais. Um dos métodos que tem

apresentado resultados muito promissores é baseado em amostragem por importância. Trata-se de uma técnica que tem evoluído consideravelmente nos últimos anos, com a utilização de algoritmos de otimização para selecionar os parâmetros da função densidade de probabilidade auxiliar de uma maneira ótima. Estes novos algoritmos estão baseados nos conceitos de Entropia Cruzada (CE) e na divergência de Kullback-Leibler, que são ideias fundamentais da moderna teoria da informação [RK04, RK07, KHN07].

Esta Tese apresenta novos algoritmos de SMC baseados no método CE para avaliar índices de confiabilidade em sistemas elétricos de potência. Em todas as metodologias o procedimento comum é aplicar uma “distorção ótima” nos parâmetros probabilísticos dos componentes utilizando um processo de otimização estocástico baseado em CE. A amostragem dos eventos mais relevantes (eventos de falha do sistema) é assim incentivada e as propriedades de convergência dos algoritmos são melhoradas significativamente. Neste sentido, as metodologias propostas podem aproveitar as características positivas de uma SMC, como a flexibilidade e a capacidade de trabalhar com sistemas de grande porte, mas sem as limitações provocadas pela raridade dos eventos de falha.

Dentre os principais trabalhos realizados se podem citar os seguintes: (i) Avaliação da confiabilidade (de geração e composta) de sistemas elétricos de potência utilizando uma SMC não-sequencial auxiliada pelo método CE; (ii) Desenvolvimento de metodologias baseadas em CE que permitem capturar aspectos cronológicos em sistemas com alta dependência temporal. (iii) Avaliação do custo da confiabilidade em sistemas de geração renováveis utilizando o método CE. Espera-se que as metodologias desenvolvidas apresentem um melhor desempenho em comparação a outros métodos disponíveis na literatura especializada.

## **1.2. DESENVOLVIMENTO HISTÓRICO**

Não se pode determinar com precisão quando foi publicado o primeiro trabalho sobre a avaliação da confiabilidade utilizando métodos probabilísticos, porém, aproximadamente em 1933 o interesse nesta área tornou-se evidente. Os principais trabalhos publicados entre 1977 e 1982 estão bem documentados em [ABL84]. Em [ABSS88] estão referenciados os principais trabalhos publicados no período entre 1982 e 1987. De maneira semelhante, a referência [BFB01] reúne os principais trabalhos publicados entre 1996 e 1999. Finalmente,

as principais publicações em confiabilidade composta de sistemas elétricos de potência no período entre 1964 e 1988 encontram-se referenciadas em [SBLE89].

Desde 1933, bons artigos foram surgindo a cada ano. Calabrese, Lyman, Loane e Watchorn [C47, L47, LW47] publicaram os trabalhos pioneiros que estruturam os métodos usados até o presente. Estes artigos formam a base da avaliação da confiabilidade por técnicas probabilísticas e servem como ponto de partida de outros bons trabalhos.

Em 1958, Halperin e Adler [HA58] introduziram pela primeira vez um método de frequência e duração para a avaliação da confiabilidade da capacidade de geração. Porém, a metodologia apresentada foi um tanto complicada e os índices não foram utilizados de fato até 1968-71. Neste mesmo período novas publicações estenderam a metodologia de frequência e duração em sistemas de geração. Foram desenvolvidas assim técnicas recursivas para a construção do modelo de geração e também para sua combinação com o modelo de carga, as quais facilitaram muito a implementação computacional.

Em 1959, um segundo grupo de artigos foi publicado por Baldwin, Gaver, Hoffman, *et al.* [BGH59, BBGH59, BGHR60]. Estas publicações modificaram e estenderam os métodos propostos em trabalhos anteriores e introduziram uma metodologia mais sofisticada ao problema usando técnicas de simulação baseadas em amostragem estatística, surgindo desta maneira, umas das primeiras aplicações da simulação Monte Carlo em sistemas elétricos de potência.

Os primeiros trabalhos orientados a confiabilidade composta também surgiram entre 1967-69. Entre eles se destaca o de Mallard e Thomas [MT68] em 1968, no qual os autores estenderam os conceitos básicos de confiabilidade de redes para avaliar a confiabilidade de sistemas de transmissão. No ano seguinte, Billinton [B69] propõe uma abordagem baseada em probabilidades condicionais para avaliar a confiabilidade composta de sistemas de geração e transmissão. O método era baseado em técnicas de Markov e permitia avaliar índices de confiabilidade em qualquer ponto de carga do sistema.

Um sistema teste para comparar as diversas metodologias e utilizado até hoje, o IEEE RTS (i.e., IEEE *Reliability Test System*), foi publicado em 1979 pelo IEEE *Subcommittee on Application of Probability Methods* [IEEE79].

Em 1980, Billinton e Medicherla [BM80] apresentaram uma abordagem analítica para avaliar a confiabilidade composta em sistemas elétricos de potência. A metodologia proposta avaliava os estados do sistema utilizando um fluxo de potência AC.

Em 1982, Billinton, Wee e Hamoud [BWH82] publicaram um resumo didático sobre os métodos básicos disponíveis na época para avaliar a confiabilidade de sistemas de geração. Foi apresentado também um método recursivo para a obtenção da frequência e probabilidade acumulada dos estados de capacidade. Este modelo de geração não foi combinado com nenhum modelo de carga.

No mesmo período, novos métodos baseados em técnicas de simulação, semelhantes a aqueles propostos por Baldwin *et al.* em 1959 [BGH59, BBGH59] começaram a aparecer. Em 1982, Cunha, Ganes, Oliveira e Pereira [CGOP82] publicaram um dos primeiros trabalhos sobre a utilização da simulação Monte Carlo na avaliação da confiabilidade de geração. Trabalhos semelhantes começaram a ser publicados nos anos seguintes, sendo um dos mais importantes o de Patton, Blackstone e Balu [PBB88] em 1988. Os métodos de simulação Monte Carlo eram baseados em técnicas de amostragem estatística, onde os estados eram amostrados proporcionalmente a sua probabilidade de ocorrência, possibilitando a avaliação da confiabilidade para as mais diversas condições do sistema.

Em 1985, Cunha, Pereira, Pinto e Oliveira [CPPO85] propuseram o modelo CONFTRA, desenvolvido para avaliar a confiabilidade composta de sistemas elétricos. Neste modelo a rede era representada por um modelo de fluxo de potência linearizado. O redespacho da geração e os cortes de carga eram avaliados utilizando algoritmos de programação linear. Uma abordagem baseada em SMC era utilizada para amostrar os estados do sistema. Este modelo também levava em consideração a flutuação das capacidades de geração devido às condições hidrológicas do sistema.

No mesmo ano, Salvaderi e Billinton [SB85] publicaram um trabalho sobre avaliação da confiabilidade composta onde era realizada uma comparação entre as duas abordagens predominantes na época. A primeira metodologia era baseada em SMC e era tipicamente utilizada na Europa. A segunda era baseada em uma abordagem analítica, principalmente utilizada nos Estados Unidos. Este trabalho foi muito interessante e apresentou claramente as vantagens e desvantagens de ambos os métodos.

Em 1986 Allan, Billinton e Abdel-Gawad [ABA86] propuseram modificações no sistema IEEE RTS publicado em 1979. Estas modificações permitiram aplicar este sistema em estudos de confiabilidade da capacidade de geração. Também em 1986, Melo [M86] em sua Tese de Mestrado apresentou uma nova técnica de F&D que permitiu modelar de forma precisa os diversos estados operativos das unidades geradoras e os diversos estados de carga. Esta metodologia permitiu obter índices de confiabilidade mais realísticos, principalmente para sistemas de grande porte. O método foi baseado em técnicas de convolução discreta propostas por Allan, Leite da Silva, Abu-Nasser e Burchett [ALAB81] em 1981.

Em 1991, Leite da Silva, Melo e Cunha [LMC91] apresentaram um método analítico extremamente eficiente, onde não somente as probabilidades dos estados de reserva podiam ser avaliados recursivamente por convolução discreta, mas também suas frequências incrementais. Isto possibilitou a aplicação de técnicas de arredondamento e truncamento, as quais permitiram uma avaliação eficiente dos índices de frequência e duração para sistemas de grande porte.

Mesmo os métodos analíticos mais eficientes precisavam muitas vezes de aproximações para contornar alguns problemas, principalmente no que diz respeito ao grande número de estados possíveis do sistema. Outra desvantagem dos métodos analíticos era a dificuldade para modelar aspectos cronológicos como, por exemplo, as flutuações nas capacidades das unidades de geração. Por estas razões, e também pela rápida evolução das ferramentas computacionais, as técnicas baseadas em SMC começaram a receber maior atenção dos acadêmicos e pesquisadores.

Os métodos baseados em SMC apresentavam vantagens competitivas em relação aos métodos analíticos, principalmente em sistemas de grande porte (elevado número de estados) e com restrições operativas complexas. Aparecem assim, duas categorias bem definidas: (i) a SMC não-sequencial e (ii) a SMC sequencial. A SMC não-sequencial tem sido uma ferramenta extremamente útil para avaliar a confiabilidade de sistemas de geração e/ou transmissão encontrados na prática. Exemplos de trabalhos que utilizaram esta abordagem são os de Pereira e Balu em 1992 [PB92], e os de Melo, Pereira e Leite da Silva no mesmo período [MPL92, MPL93, MPL94]. Por outro lado, os métodos baseados em SMC sequencial são mais poderosos para avaliar sistemas de potência mais complexos. Esta abordagem, porém, requer um esforço computacional muito maior em comparação aos métodos não-sequenciais,

pois durante o processo de simulação toda a cronologia é levada em consideração. Por este motivo sua aplicação é complexa, ainda hoje, na avaliação da confiabilidade composta de sistemas elétricos. Dentre os trabalhos que utilizaram esta abordagem destacam-se os de Ubeda e Allan em 1992 [UA92], e os de Billinton e Jonnavithula em 1997 [BJ97].

A principal desvantagem dos métodos baseados em SMC era a necessidade de um tempo de computação muito maior do que os métodos analíticos convencionais. Estes tempos de computação eram maiores quanto mais raros fossem os eventos envolvidos. O motivo era a necessidade de se ter um número elevado de amostras para se estimar um evento raro com relativa precisão. A raridade do evento passou a ser um problema. Vários trabalhos surgiram com propostas sobre como tratar a raridade do evento e aumentar a eficiência do processo de amostragem. Estes tinham como principal objetivo reduzir o esforço computacional. Apareceram assim as chamadas Técnicas de Redução de Variância (VRT).

Em 1996-97, Billinton e Jonnavithula [BJ96, BJ97] utilizaram VRT baseadas em variáveis de controle e variáveis antitéticas juntamente com a SMC sequencial para avaliar a confiabilidade de sistemas elétricos. Em 1999, Lieber, Nemirovskii e Rubinstein [LNR99] utilizaram uma VRT baseada em amostragem por importância para acelerar a convergência da simulação Monte Carlo. A ideia central da amostragem por importância era amostrar os estados do sistema com uma distribuição de probabilidade diferente da original, de tal maneira que o evento raro de interesse fosse encontrado com maior frequência. Porém, o problema era justamente encontrar esta nova distribuição, pois ela era inicialmente desconhecida. Uma escolha errada poderia ter o efeito contrário e aumentar ainda mais o tempo de computação. Estimar esta distribuição era um processo complicado, e isto levou os pesquisadores a procurar um método eficiente para resolver este problema.

Com o objetivo de superar o problema do custo computacional nas simulações sequenciais, ferramentas de SMC pseudo-cronológicas foram propostas por Leite da Silva, Manso, Mello e Billinton em 2000 [LMMB00]. Este método manteve a flexibilidade e precisão da SMC sequencial reduzindo o esforço computacional a níveis similares da SMC não-sequencial. O método foi originalmente proposto com o objetivo de avaliar adequadamente o índice LOLC.

Em 2002, Zhaohong e Xifan [ZX02] apresentaram uma nova técnica de redução de variância denominada Método da Fissão e Roleta, a qual foi aplicada na avaliação da confiabilidade



composta de sistemas elétricos de potência. Porém, a metodologia apresentada foi um tanto complicada e seu desempenho não foi comparado com outras técnicas de redução de variância presentes na literatura. Além disso, este trabalho não apresentou aplicações do método proposto em sistemas de grande porte.

Também em 2002, Homem-de-Mello e Rubinstein [HR02] publicaram um trabalho de grande importância que apresentou um método para estimar a probabilidade de ocorrência de eventos raros. Neste trabalho, modelos de simulação baseados em amostragem por importância e na entropia cruzada de Kullback-Leibler foram utilizados. Inicialmente, a distribuição ótima de amostragem era estimada e, a seguir, a probabilidade do evento raro era avaliada utilizando a já conhecida técnica da amostragem por importância. Assim, surgiu um novo e poderoso método para simulação de eventos raros e otimização contínua ou combinatória. Esta nova metodologia foi denominada método da Entropia Cruzada.

Em 2004, Rubinstein e Kroese [RK04] publicaram um livro que resumia os fundamentos do método CE e suas diversas aplicações. Nos anos seguintes, vários trabalhos foram publicados sobre as aplicações do método CE nas mais diversas áreas. Exemplos recentes são: Hui, Bean, Kraetzl e Kroese em 2005 [HBKK05] sobre a aplicação do método CE na avaliação da confiabilidade de redes; Kroese, Hui e Nariai em 2007 [KHN07] sobre otimização da confiabilidade de redes através do método CE; Ernst, Glavic, Stan, Mannor e Wehenkel em 2007 [EGSM07] sobre a aplicação do método CE na solução de problemas de otimização combinatória em sistemas elétricos de potência; e Belmudes, Ernst e Wehenkel [BEW08] sobre a aplicação do método CE para identificar eventos de risco em sistemas de potência.

Outra metodologia para avaliar a confiabilidade de sistemas elétricos de potência que se afasta um pouco da linha das metodologias anteriores foi proposta por Wang e Singh em 2008 [WS08]. A proposta foi utilizar técnicas metaheurísticas de busca inteligente, baseadas em população, para avaliar a confiabilidade da geração e/ou transmissão. Neste trabalho, técnicas metaheurísticas como Algoritmos Genéticos, Otimização por Enxame de Partículas, Otimização por Colônia de Formigas, entre outros, foram utilizados primeiramente para selecionar os estados dominantes de falha, ou seja, aqueles que têm maior contribuição para os índices de confiabilidade. A seguir, os índices eram calculados analiticamente considerando os estados encontrados na etapa anterior.

De maneira semelhante a [WS08], Miranda, Carvalho, Rosa, Leite da Silva e Singh [MCRL09] publicaram em 2009 um trabalho onde eram aplicadas variações do EPSO (*Evolutionary Particle Swarm Optimization*) em confiabilidade de sistemas de potência. Os métodos propostos nestes trabalhos são interessantes, mas também possuem algumas limitações. Ambos os trabalhos apresentam dificuldades para controlar a convergência do processo de otimização e para tratar com sistemas de grande porte, pois muitas informações pertinentes a cada estado dominante devem ser salvos e levados à etapa seguinte. Isto representa um custo de memória elevado que pode, inclusive, inviabilizar estas abordagens em sistemas de grande porte.

As limitações dos métodos analíticos (alto custo de memória, problemas em sistemas complexos e de grande porte) e dos métodos baseados em SMC (dificuldade em capturar eventos raros, elevado tempo de simulação) motivaram o desenvolvimento de ferramentas novas e mais eficientes. Em 2010, Leite da Silva, González-Fernández e Singh [LGS10] propuseram uma nova abordagem de SMC baseada no método CE para avaliar índices de confiabilidade em sistemas de geração. A ideia básica foi utilizar uma função densidade auxiliar de amostragem por importância a fim de minimizar os esforços computacionais da SMC. Os parâmetros da função auxiliar eram estimados através dos conceitos propostos por Rubinstein, Homem-de-Mello e Kroese em [HR02, RK04].

Os resultados publicados em [LGS10] demonstraram que o desempenho computacional da metodologia não era comprometido pelas dimensões do sistema, e nem pela raridade dos eventos de falha envolvidos. Por se tratar basicamente de uma SMC, o método não apresentava problemas em sistemas de grande porte. Problemas devido à raridade dos eventos de falha eram contornados aplicando-se uma “distorção ótima” nos parâmetros probabilísticos do modelo de geração. Assim, a metodologia baseada em CE apresentou um ótimo desempenho computacional. A confiabilidade de sistemas muito robustos podia ser avaliada em apenas alguns segundos em contraste com outros métodos baseados em SMC, que levariam minutos, horas ou dias para atingir resultados com o mesmo nível de precisão. Dependendo do tamanho do sistema, o desempenho computacional podia ser até ligeiramente superior em comparação a métodos analíticos baseados em convolução discreta [LMC91].

Esta Tese de Doutorado representa a continuação dos trabalhos publicados em [LGS10]. Basicamente, os conceitos apresentados nesta referência serão estendidos para lidar com

outros aspectos ainda não discutidos como, por exemplo: (i) a flutuação nas capacidades das unidades de geração, que é uma característica de sistemas com alta penetração de fontes renováveis; (ii) a inclusão dos efeitos da manutenção programada de equipamentos nos modelos de simulação; (iii) simulação de equipamentos não-Markovianos ou com mais de dois estados; (iv) avaliação do índice LOLC (*Load of Load Cost*); e (v) a extensão dos conceitos de CE para a avaliação da confiabilidade composta. Neste sentido, serão apresentados alguns métodos eficientes baseados em CE que podem aproveitar as características positivas da SMC, como a flexibilidade e a capacidade de trabalhar com sistemas de grande porte, mas sem as limitações provocadas pela raridade dos eventos de falha. Atualmente, está sendo desenvolvido um algoritmo baseado no método CE para efetuar a classificação do impacto de perdas de linhas de transmissão em sistemas de potência. Entre as propostas de trabalhos futuros podem-se citar as aplicações do método CE no planejamento da expansão da geração, no planejamento da expansão da transmissão, e na avaliação da confiabilidade de sistemas de distribuição.

### **1.3. ESTRUTURA DA TESE**

Após definir o contexto e alcance deste documento, e feito um desenvolvimento histórico da literatura existente, cabe agora descrever sucintamente o conteúdo de cada capítulo. Esta Tese de Doutorado é dividida em seis capítulos, os quais são brevemente descritos a seguir.

Este capítulo apresentou o posicionamento do problema e os principais objetivos deste trabalho. Foram expostos também os motivos pelos quais a avaliação da confiabilidade de sistemas de potência vem sendo considerado um estudo importante na atualidade. Além disso, o presente capítulo apresentou um levantamento histórico detalhado dos trabalhos mais importantes relativos ao assunto e publicados na literatura especializada.

O Capítulo 2 apresenta um breve resumo dos principais métodos utilizados para avaliar a confiabilidade de sistemas elétricos de potência. As vantagens e desvantagens de cada metodologia são discutidas. O principal objetivo deste capítulo é estabelecer os fundamentos conceituais que permitam e justifiquem o desenvolvimento de métodos mais eficientes, baseados em CE.

O Capítulo 3 é dedicado à formulação matemática do método CE. Neste sentido, é apresentado um algoritmo genérico para simulação de eventos raros. O capítulo apresenta também uma aplicação básica deste método em confiabilidade de sistemas de geração. As principais VRT utilizadas em sistemas elétricos de potência são também brevemente discutidas no início do capítulo, com uma maior ênfase na técnica da amostragem por importância.

O Capítulo 4 apresenta as principais metodologias desenvolvidas (baseadas em CE) para avaliar a confiabilidade de sistemas de geração renováveis. As principais características, diferenças, vantagens e desvantagens de cada método serão discutidas. O IEEE RTS [IEEE79], o IEEE RTS-96 [IEEE99] e várias modificações deste sistema incluindo fontes renováveis [LSMB10] são todos utilizados para verificar e comparar os desempenhos computacionais das diferentes metodologias.

No Capítulo 5 é apresentado um método baseado em CE para avaliar a confiabilidade composta de sistemas de potência. O método foi desenvolvido estendendo os conceitos de CE já introduzidos no Capítulo 4 para confiabilidade de geração. O método é testado utilizando diversos sistemas testes, incluindo o IEEE RTS [IEEE79], IEEE MRTS [R06], IEEE RTS-96 [IEEE99], IEEE MRTS-96 [R06], e uma configuração modificada do sistema Sul-Sudeste Brasileiro.

Finalmente, no Capítulo 6 são apresentadas as principais conclusões deste trabalho, assim como diversas propostas para estudos futuros.

# CAPÍTULO 2

## AVALIAÇÃO DA CONFIABILIDADE DE SISTEMAS DE POTÊNCIA

### 2.1. INTRODUÇÃO

NESTE capítulo serão apresentados os principais métodos utilizados para avaliar a confiabilidade de sistemas elétricos de potência. Serão brevemente discutidas as hipóteses nas quais eles se baseiam e suas respectivas vantagens e pontos deficientes. O problema da avaliação da confiabilidade da capacidade de geração será abordado primeiro. Sua formulação matemática será apresentada, assim como suas principais características e hipóteses. Estes conceitos serão posteriormente estendidos para tratar o problema da confiabilidade composta de sistemas de geração e transmissão.

Os métodos apresentados neste capítulo representam as abordagens mais utilizadas atualmente para resolver problemas em confiabilidade de sistemas elétricos. Todos os métodos, independentemente do tipo de estudo (confiabilidade de geração ou confiabilidade composta), e do tipo de representação (cronológica ou por espaço de estados), seguem basicamente os mesmos passos: (i) Selecionar um estado do sistema; (ii) Analisar o estado selecionado e; (iii) Avaliar ou computar índices de confiabilidade. As metodologias de avaliação diferem umas das outras principalmente pela maneira como estes passos são efetuados. Isto será verificado implicitamente nas seções seguintes. O objetivo principal deste capítulo é apresentar conceitos fundamentais em confiabilidade de sistemas elétricos para que, partindo deles, possam ser desenvolvidas ferramentas novas e mais eficientes.

### 2.2. NÍVEIS HIERÁRQUICOS EM CONFIABILIDADE

Em estudos de confiabilidade, um sistema de potência pode ser dividido em subsistemas de geração, transmissão e distribuição, os quais podem ser combinados para se obter os três níveis hierárquicos originais. Um quarto nível, o nível hierárquico zero (NH-0), foi introduzido posteriormente representando a disponibilidade energética do sistema [LPS89]. Estes níveis são ilustrados na Fig. 2.1. Note que os níveis têm uma característica acumulativa.

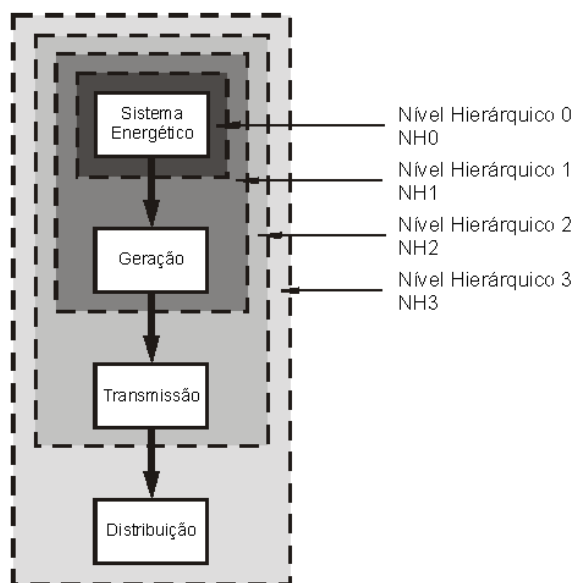


Fig. 2.1: Níveis Hierárquicos de um Sistema de Potência.

A avaliação da confiabilidade da capacidade de geração é representada pelo NH-1. Neste nível o sistema de transmissão e suas limitações de transporte de energia são ignorados. A avaliação de um estado é, portanto, uma simples comparação entre a geração disponível e a carga total do sistema. Contudo, estes estudos têm sido muito utilizados em problemas de planejamento da expansão de sistemas de potência.

O rápido aumento da dimensão dos sistemas elétricos e do número de interconexões levou a reconhecer que as redes de transmissão representavam um papel importante na determinação da confiabilidade [PB92]. No nível hierárquico dois (NH-2), os modelos de geração e carga são estendidos para incluir as redes de transmissão. A análise de confiabilidade neste nível é usualmente denominada avaliação da confiabilidade composta. A inclusão dos sistemas de transmissão torna o processo de estimação dos índices muito mais complexo. Por exemplo, a avaliação de um estado amostrado usualmente requer uma análise de fluxo de potência, ao invés de simples comparações entre a geração disponível e a carga. Além disso, pode ser necessário representar ações corretivas para aliviar as violações de limites operativos.

Finalmente, o nível hierárquico três (NH-3) representa o estudo conjunto dos subsistemas de geração, transmissão e distribuição. No entanto, devido às complexidades e dimensões do problema, a avaliação da confiabilidade de sistemas de distribuição tem sido tratada de forma separada, i.e., considerando o sistema de geração e transmissão representado por pontos de fornecimento com capacidade ilimitada e 100% confiáveis.

## 2.3. AVALIAÇÃO DA CONFIABILIDADE DE GERAÇÃO

### 2.3.1. Considerações Iniciais

Uma tarefa importante no planejamento e operação de um sistema elétrico de potência é a determinação da capacidade de geração necessária para o atendimento do mercado consumidor [M86]. Este problema pode ser dividido em duas partes: (i) determinação da capacidade estática e (ii) determinação da capacidade operativa. A capacidade estática está relacionada à avaliação de longo prazo das necessidades do sistema em termos globais. A capacidade operativa está relacionada à avaliação de curto prazo da capacidade real necessária para atender um dado nível de carga.

Na avaliação da confiabilidade da capacidade estática de geração, se está interessado no cálculo de índices que meçam a adequação do sistema, i.e., a capacidade de atendimento da carga em termos globais. Com este objetivo, considera-se que toda a geração e toda a carga do sistema estão concentradas em um único barramento. Isto significa supor que não existem restrições de transporte de energia e que as linhas de transmissão são 100% confiáveis. Contudo é possível considerar um nível aproximado para as perdas do sistema de transmissão e incluí-las na carga total do sistema.

A metodologia básica para a obtenção dos índices de adequação consiste na construção de modelos matemáticos que representem os comportamentos da geração e da carga do sistema. Estes modelos são então combinados para se obter um modelo de risco que expressa, em termos de probabilidades, a reserva de capacidade de geração do sistema. Reserva (ou margem) é definida como a diferença entre a capacidade disponível e a carga. Assim, se os modelos de geração e de carga possuírem vários estados discretos de capacidade e níveis de demanda, respectivamente, podem ser obtidas informações sobre disponibilidade, frequência e duração média para várias condições de reserva [M86]. Um estado de reserva é definido como a combinação de um estado de carga e um estado de capacidade de geração.

Um estado de reserva negativa representa uma condição em que a carga do sistema excede a capacidade disponível e descreve, portanto, um estado de falha do sistema. Diferentes estados individuais podem ser acumulados em um único estado equivalente. Acumulando todos os

estados de reserva negativa, temos um único estado que representa as condições operativas onde o sistema se encontra em uma situação de falha. De maneira semelhante, todos os estados de reserva positiva podem ser acumulados em um único estado equivalente que representa situações de sucesso do sistema. Define-se assim, uma fronteira entre o que é considerado como “sucesso” e o que é considerado como “falha”. Estados de fronteira são todos aqueles estados que tem uma ligação direta com algum outro estado que não pertence ao seu grupo acumulado, ou seja, são aqueles estados que podem cruzar a fronteira em uma única transição.

O principal objetivo é determinar índices que avaliem o risco do parque gerador existente não atender às necessidades do mercado consumidor. Estes índices de confiabilidade são obtidos a partir das probabilidades e frequências associadas ao estado acumulado de falha, ou seja, considerando todos os estados com reserva negativa. Os principais índices são a LOLP, EPNS e LOLF. Outros índices de confiabilidade como a LOLE, EENS e LODD podem ser encontrados a partir dos anteriores.

O índice LOLP (*Loss of Load Probability*) é a probabilidade de existir qualquer corte de carga independentemente da magnitude do corte. Matematicamente, é igual ao somatório das probabilidades individuais dos estados de reserva negativa, ou seja, onde a capacidade de geração disponível é inferior à carga total do sistema. A LOLE (*Loss of Load Expectation*) é o tempo total esperado durante o qual o sistema reside em estados de margem negativa, considerando um período de análise  $T$ . Matematicamente, é igual ao produto do índice LOLP pelo valor do intervalo  $T$ , por exemplo, um ano.

O índice EPNS (*Expected Power Not Supplied*) representa a potência esperada não suprida. O índice é calculado considerando estados de reserva negativa. Matematicamente, é igual ao somatório dos produtos das probabilidades individuais dos estados de margem negativa, pelas suas respectivas magnitudes de corte de carga. A EENS (*Expected Energy Not Supplied*), ou energia esperada não suprida, é igual ao produto do índice EPNS pelo período de análise  $T$ .

O índice LOLF (*Loss of Load Frequency*), ou frequência de perda de carga, é o número de transições ou número de vezes que o sistema saiu do estado de sucesso e foi para o estado de falha (ou vice-versa) em um período de análise  $T$ . Se o sistema for ergódico, um espaço de estados dividido em dois grupos, por exemplo,  $A$  e  $B$ , será balanceado em frequência, pois o



número esperado de transições de  $A$  para  $B$  é igual ao número esperado de transições de  $B$  para  $A$ , considerando o mesmo  $T$ . No cálculo da LOLF somente os estados de fronteira com margem negativa (ou positiva) são relevantes. A LOLD (*Loss of Load Duration*) é a duração média de perda de carga. É igual à razão entre os índices LOLP e LOLF.

Outro índice muito importante, mas pouco utilizado nos trabalhos científicos, é a LOLC (*Load of Load Cost*). Este índice avalia os custos que as interrupções do sistema geram para a sociedade. Além de prover uma base simples de discussão, i.e., US\$ ao invés de probabilidades, MWh, ocorrências, etc., o índice LOLC pode ser diretamente incluído na função objetivo a ser minimizada em um estudo de expansão baseado em custo mínimo.

### **2.3.2. Método Analítico**

Ao longo dos anos, diversos métodos analíticos foram surgindo, cada um deles com suas respectivas vantagens e desvantagens. As principais diferenças entre eles se encontram no nível de detalhamento com que as unidades geradoras e as cargas são modeladas, assim como nas diversas hipóteses assumidas. Neste trabalho, o método analítico proposto em [LMC91] será apresentado. Esta referência apresenta um método de Frequência e Duração (F&D) em sua forma geral, i.e., as unidades geradoras são representadas por modelos de estados múltiplos e a carga é representada por níveis discretos horários. Portanto, ambos os modelos são de estados múltiplos e não necessariamente balanceados em frequência. Esta referência também demonstra que não somente as probabilidades dos estados de reserva podem ser avaliadas recursivamente por técnicas de convolução discreta, mas também suas respectivas frequências incrementais. Isto possibilitou a implementação de técnicas de truncamento e arredondamento, as quais permitiram um cálculo muito eficiente dos índices de F&D em sistemas de grande porte.

Basicamente, o método de F&D combina, por meio de técnicas de Markov, estados de capacidade e de carga para obter estados de reserva. Uma vez que todos os estados de reserva são determinados, os principais índices de confiabilidade, LOLP, LOLE, EPNS, EENS, LOLF e LOLD são avaliados. A avaliação da confiabilidade da capacidade de geração envolve três etapas básicas: (i) Desenvolver um modelo de capacidade de geração disponível partindo dos parâmetros de cada unidade geradora; (ii) Desenvolver um modelo de carga a

partir de dados históricos disponíveis; (iii) Finalmente, combinar os modelos de capacidade e de carga para se obter o modelo probabilístico da reserva.

Tendo em mente a hipótese anterior, todas as unidades de geração podem ser combinadas para produzir uma unidade equivalente  $G$ , que é então combinada com a carga total do sistema  $L$ . No método da LOLE, a unidade equivalente  $G$  pode ser descrita pela tabela de probabilidades das capacidades indisponíveis (COPT). No método de F&D, a frequência incremental é um parâmetro importante deve ser incluído nesta tabela. Neste caso, a unidade de geração equivalente  $G$  é descrita por uma tabela de probabilidades e frequências das capacidades indisponíveis (COPFT) [LMC91, LCM92].

A unidade de geração equivalente  $G$  pode ser expressa pela soma de  $N_G$  variáveis aleatórias e independentes  $G_k$ , que representam cada unidade geradora. Este somatório pode ser efetuado pelo seguinte processo recursivo, com  $k = 1, \dots, N_G - 1$ :

$$G'_{k+1} = G'_k + G_{k+1}, \quad (2.1)$$

onde  $G'_k = \sum G_i$  (com  $i = 1, \dots, k$ ), e o processo termina quando  $G'_{N_G} = G$ . Para ilustrar o processo de combinação, (2.1) será simplificado para  $G = G_1 + G_2$ . Embora a notação seja simplificada, o desenvolvimento matemático permanece genérico, pois  $G$ ,  $G_1$ , e  $G_2$  podem representar  $G'_{k+1}$ ,  $G'_k$ , e  $G_{k+1}$ , respectivamente.

O modelo das capacidades de geração no método de F&D pode ser determinado como segue: dadas as capacidades dos estados  $c$ , probabilidades  $p$  (i.e., disponibilidades) e as frequências incrementais  $q$  de  $G_1 = \{c_1; p_1; q_1\}$  e  $G_2 = \{c_2; p_2; q_2\}$ , determinar os mesmos parâmetros para a unidade equivalente  $G = \{c_G; p_G; q_G\}$ . Os parâmetros  $p$  e  $q$  são sequências de impulsos associados com as sequências de capacidades dos estados  $c$ . Ambas as sequências de impulsos são igualmente espaçadas por meio de uma capacidade incremental (*rounding increment*)  $\Delta$  predefinida. Foi completamente demonstrado em [LMC91] que os parâmetros  $p$  e  $q$ , que caracterizam a unidade equivalente  $G$ , podem ser avaliados pelas seguintes equações de convolução (\*):

$$p = p_1 * p_2, \quad (2.2)$$

$$q = [p_1 * q_2] + [q_1 * p_2]. \quad (2.3)$$

As equações (2.2) e (2.3) são então aplicadas para avaliar o processo recursivo em (2.1). No final deste procedimento os parâmetros da unidade  $G$  são expressos pela estrutura  $G = \{c_G; p_G; q_G\}$ , onde  $p_G(g_i)$  é o  $i$ -ésimo elemento do vetor  $p_G$  e representa a probabilidade associada com o estado de geração  $g_i$ . O processo de convolução discreta pode ser efetuado utilizando a transformada rápida de Fourier [ALAB81] para acelerar o processamento computacional.

A carga total do sistema  $L$  pode ser considerada como uma sequência de níveis discretos definidos em um período de análise. O *step* de discretização pode ser qualquer unidade de tempo desejada. Também, os níveis de carga podem ser igualmente espaçados ou não. Partindo desta sequência de carga, é possível construir um modelo de carga descrito pelos mesmos parâmetros utilizados no modelo de geração, i.e.,  $L = \{c_L; p_L; q_L\}$ , onde  $p_L(l_j)$  é um elemento do vetor  $p_L$  e representa a probabilidade associada com o estado de carga  $l_j$ .

Note que, para manter a definição da frequência incremental coerente para ambos os modelos de geração e de carga, a sequência de capacidades de  $L$  (i.e.,  $c_L$ ) deve ser ordenada tal que o estado de maior capacidade seja associado com o nível mínimo de carga e, conseqüentemente, o estado de menor capacidade seja aquele associado com a carga máxima do sistema [LMC91].

O modelo da capacidade da geração  $G$  pode ser combinado com o modelo da carga  $L$  para produzir o modelo da reserva (estática) de potência  $R$ , i.e.,

$$R = G - L, \quad (2.4)$$

com  $R = \{c_R; p_R; q_R\}$ , semelhante a  $G$  e  $L$ .

Os índices de confiabilidade LOLP, EPNS, e LOLF podem agora ser avaliados a partir dos estados individuais de reserva. Primeiro, as equações (2.2) e (2.3) são utilizadas para se obterem as probabilidades e as frequências incrementais que descrevem os estados da variável

$R$ . Observe que somente aqueles parâmetros do estado  $k$  de  $R$ , tal que  $c_R(r_k) = c_G(g_i) - c_L(l_j) < 0$ , devem ser avaliados. Considerando que existam  $N_R$  destes estados, então, para  $k = 1, N_R$ :

$$\text{LOLP} = \sum_k p_R(r_k), \quad (2.5)$$

$$\text{LOLF} = \sum_k q_R(r_k), \quad (2.6)$$

$$\text{EPNS} = \sum_k |c_R(r_k)| p_R(r_k). \quad (2.7)$$

Os outros três índices de confiabilidade podem ser obtidos a partir dos já previamente definidos, i.e.:  $\text{LOLE} = \text{LOLP} \times T$ ;  $\text{EENS} = \text{EPNS} \times T$ ; e  $\text{LOLD} = \text{LOLP}/\text{LOLF}$ , onde  $T$  representa o período de análise, geralmente de 8736 ou 8760 horas (um ano).

### 2.3.3. Técnicas Baseadas em Simulação Monte Carlo

Métodos baseados em simulação Monte Carlo (SMC) são muito robustos para avaliar a confiabilidade de sistemas elétricos de potência. Modelos de SMC têm sido utilizados em uma variedade de sistemas de geração [CGOP82, PBB88], assim como em sistemas de geração e transmissão [CPPO85, MPL94, LMMB00]. Sem dúvida, tais métodos têm sido bastante úteis na avaliação de índices de confiabilidade, principalmente devido a sua flexibilidade e fácil implementação computacional. Outros motivos que incentivaram pesquisas nesta área são as vantagens competitivas da SMC no tratamento de sistemas de grande porte e/ou com restrições operativas complexas. Porém, sua principal desvantagem é a necessidade (na maioria dos casos) de um tempo de processamento maior em comparação aos métodos analíticos.

O principal problema dos métodos baseados em SMC não é a quantidade de estados possíveis do sistema, mas sim a raridade dos eventos que se desejam capturar. Devido ao sistema de amostragem baseado na probabilidade de ocorrência, eventos de falha muito raros serão dificilmente amostrados. Isto pode significar um problema grave, pois os esforços computacionais nestas condições são muito expressivos. Em sistemas com alto grau de confiabilidade, um número muito elevado de amostras é necessário a fim de estimar as probabilidades dos eventos raros de falha com relativa precisão.

Métodos baseados em SMC podem ser classificados em: (i) métodos sequenciais e (ii) métodos não-sequenciais. A SMC não-sequencial tem sido uma ferramenta muito útil na avaliação da confiabilidade de geração e/ou transmissão de sistemas de grande porte [PB92, BL94, MPL92, LRMB04, SR08]. Métodos baseados em SMC sequencial [BJ97] são mais poderosos para avaliar a confiabilidade de sistemas de potência complexos, porém, o esforço computacional é muito mais substancial quando comparado com os métodos não-sequenciais. Por este motivo, sua aplicação na avaliação da confiabilidade composta de sistemas de potência reais ainda é, em muitos casos, inviável. Para superar o problema do custo computacional das simulações sequenciais, ferramentas de SMC pseudo-cronológicas foram propostas em [LMMB00]. A seguir, cada uma destas classificações será brevemente descrita.

### 2.3.3.1 Simulação Monte Carlo Não-Sequencial

Métodos como o da enumeração de estados e a SMC não-sequencial são exemplos de algoritmos baseados em espaço de estados, onde modelos Markovianos são utilizados para ambas as transições entre estados dos equipamentos e da carga. Portanto, os estados são selecionados e avaliados sem considerar nenhuma conexão cronológica ou memória. Como nenhuma cronologia está sendo levada em consideração, estados não vizinhos, i.e., estados onde as taxas de transição entre eles são nulas, podem ser amostrados um depois do outro.

Em geral, algoritmos baseados em espaço de estados seguem três passos principais: (i) selecionar um estado do sistema, i.e., estados dos equipamentos e nível de carga, considerando seus respectivos modelos probabilísticos; (ii) avaliar os estados selecionados (i.e., verificar se a geração total disponível é capaz de satisfazer a carga associada sem violar nenhum limite operativo; se necessário, ativar medidas corretivas como, por exemplo, corte de carga); (iii) estimar índices de confiabilidade (i.e., LOLP, EPNS, etc.); se as precisões das estimativas são aceitáveis, parar o processo; caso contrário, volte para o passo (i).

Os índices de confiabilidade podem ser estimados por meio da SMC como a média de  $N$  valores de uma função teste  $H(\mathbf{Y}_i)$ , considerando cada estado amostrado do sistema  $\mathbf{Y}_i$  (um vetor incluindo estados de geração e de carga), i.e.,

$$\tilde{E}[H] = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N H(\mathbf{Y}_i). \quad (2.8)$$

Todos os índices podem ser representados por (2.8) dependendo da definição da função teste  $H$ . A incerteza da estimativa é dada pela variância do estimador, representada por

$$V(\tilde{E}[H]) = V(H)/N, \quad (2.9)$$

onde  $V(H)$  é a variância da função teste. Esta incerteza é geralmente representada como um coeficiente de variação denominado parâmetro  $\beta$ , muito utilizado para controlar a convergência da simulação. O parâmetro  $\beta$  é definido como,

$$\beta = \sqrt{V(\tilde{E}[H])} / \tilde{E}[H]. \quad (2.10)$$

A SMC não-sequencial pode facilmente fornecer estimativas não tendenciosas para os índices LOLP e EPNS. Neste caso, as funções testes  $H_{\text{LOLP}}$  e  $H_{\text{EPNS}}$  são dadas por [MPL92]:

$$H_{\text{LOLP}}(\mathbf{Y}_i) = \begin{cases} 0 & \text{se } \mathbf{Y}_i \in \Psi_{\text{Sucesso}} \\ 1 & \text{se } \mathbf{Y}_i \in \Psi_{\text{Falha}} \end{cases} \quad (2.11)$$

$$H_{\text{EPNS}}(\mathbf{Y}_i) = \begin{cases} 0 & \text{se } \mathbf{Y}_i \in \Psi_{\text{Sucesso}} \\ \Delta P_i & \text{se } \mathbf{Y}_i \in \Psi_{\text{Falha}} \end{cases} \quad (2.12)$$

onde  $\Psi = \Psi_{\text{Sucesso}} \cup \Psi_{\text{Falha}}$  é o conjunto de todos os estados possíveis  $\mathbf{Y}_i$  (i.e., o espaço de estados), dividido em dois subespaços  $\Psi_{\text{Sucesso}}$  de estados de sucesso e  $\Psi_{\text{Falha}}$  de estados de falha;  $\Delta P_i$  é a quantidade de potência cortada no estado de falha  $\mathbf{Y}_i$ .

A simulação não-sequencial pode também fornecer estimativas não tendenciosas para a LOLF. Neste caso, a função teste  $H_{\text{LOLF}}$  é dada por [MPL92]:

$$H_{\text{LOLF}}(\mathbf{Y}_i) = \begin{cases} 0 & \text{se } \mathbf{Y}_i \in \Psi_{\text{Sucesso}} \\ \Delta \lambda_i & \text{se } \mathbf{Y}_i \in \Psi_{\text{Falha}} \end{cases} \quad (2.13)$$

onde  $\Delta \lambda_i$  é a soma das taxas de transição (incluindo estados de geração e carga) entre  $\mathbf{Y}_i$  e todos os estados de sucesso, que podem ser alcançados desde  $\mathbf{Y}_i$  em uma única transição. Em estudos de confiabilidade de geração os sistemas são sempre coerentes. Assim, para cada

estado amostrado  $\mathbf{Y}_i \in \Psi_{\text{Falha}}$  somente as unidades indisponíveis e a carga do sistema devem ser consideradas para avaliar o estimador (2.13). Outro estimador não tendencioso para o índice LOLF é proposto em [LRMB04]. Finalmente, os outros três índices de confiabilidade (i.e., LOLE, EENS e LOLD) podem ser facilmente avaliados.

### 2.3.3.2 Simulação Monte Carlo Sequencial

Em uma representação sequencial, dois estados consecutivos diferem um do outro apenas pelo estado de um de seus componentes. Desta maneira, o esforço computacional requerido é substancialmente maior que aquele apresentado pelas técnicas baseadas em representação por espaço de estados. A representação sequencial, entretanto, é uma abordagem mais flexível. Ela permite reproduzir diretamente aspectos temporais como, por exemplo, diferentes padrões cronológicos de carga por área ou barra do sistema, a operação dos reservatórios, etc. Além disso, é possível obter as distribuições de probabilidade associadas aos índices de confiabilidade e simular equipamentos não-Markovianos. Estas características tornam a SMC sequencial a técnica mais apropriada para lidar com sistemas onde a cronologia de ocorrência dos eventos é fundamental para uma correta avaliação dos índices de confiabilidade. Este é o caso dos sistemas com elevada penetração de energia eólica, ou quando se deseja avaliar a reserva operativa [LSMB10].

A SMC sequencial pode ser resumida nos seguintes passos: (i) Amostrar um estado inicial  $\mathbf{Y}_0$  considerando as disponibilidades das unidades de geração e o modelo cronológico de carga; (ii) Considerando o estado atual  $\mathbf{Y}_i$ , sortear os tempos *Up/Down* de cada componente considerando os respectivos modelos probabilísticos; (iii) Se  $\mathbf{Y}_i$  é um estado de falha, valores importantes como o tempo de residência e energia cortada são acumulados; (iv) Transitar para o próximo estado  $\mathbf{Y}_{i+1}$ ; (v) Repetir o passos (ii)-(iv) até atingir um certo tempo de simulação  $T$ , geralmente igual a um ano (8760 horas); (vi) Avaliar os índices de confiabilidade para o  $k$ -ésimo ano,  $H(y_k)$ ; (vii) Os passos (i)-(vi) são repetidos  $NY$  vezes até atingir algum critério de convergência; (viii) Avaliar os índices de confiabilidade utilizando a expressão:

$$\tilde{E}[G] = \frac{1}{NY} \sum_{k=1}^{NY} H(y_k). \quad (2.14)$$

Todos os índices de confiabilidade podem ser representados pela expressão (2.14), dependendo da definição de  $H(y_k)$ . Por exemplo, considerando o índice LOLE,  $H(y_k) =$  soma

das durações respectivas de todos os estados de falha amostrados no  $k$ -ésimo ano. Um número máximo de anos simulados ou o parâmetro  $\beta$  podem ser utilizados como critérios de convergência.

### 2.3.3.3 Simulação Monte Carlo Pseudo-Cronológica

Baseada nas SMC pseudo-sequencial [MPL94] e pseudo-sequencial com representação Markoviana [MLP97], a técnica de SMC pseudo-cronológica foi proposta em [LMMB00]. Esta metodologia foi originalmente proposta com o objetivo de reduzir os esforços computacionais das simulações sequenciais e avaliar o índice LOLC de maneira eficiente, pois as simulações sequenciais eram muito demoradas e os métodos não-sequenciais podiam somente obter valores aproximados de LOLC [LPMM97]. Nesta metodologia, os estados do sistema são amostrados de maneira semelhante à SMC não-sequencial. Quando um estado de falha é encontrado, a sequência completa de estados de falha que caracterizam o processo de interrupção é obtida através das simulações *forward* e *backward*, conforme apresentado em [LMMB00].

A simulação *forward* se preocupa em identificar uma possível sequência cronológica de estados de falha, partindo do estado de falha amostrado até encontrar um estado de sucesso. Considerando hipóteses Markovianas, a probabilidade do sistema chegar em  $x_t$  a partir de  $x_s$  pode ser avaliada como a razão entre as frequências  $f_{st}$  e  $f_s^{\text{out}}$ . Assim,

$$P_{st} = \frac{f_{st}}{f_s^{\text{out}}} = \frac{\lambda_{st}}{\sum_{i=1}^{M_s} \lambda_{si}} \quad (2.15)$$

onde  $M_s$  é o número de estados aos quais o sistema pode transitar após abandonar o estado  $x_s$ . A equação (2.15) fornece a base para construir a distribuição de probabilidade que será usada para amostrar o próximo estado  $x_t$ . A sequência *forward* é obtida repetindo este processo até encontrar o primeiro estado de sucesso.

Contrariamente, a simulação *backward* se preocupa em identificar uma possível sequência de estados de falha experimentados pelo sistema antes de encontrar o estado de falha amostrado



$x_s$ . A probabilidade de o sistema transitar para  $x_s$  desde  $x_r$  pode ser também avaliada como a razão entre as frequências  $f_{rs}$  e  $f_s^{\text{in}}$ . Assim,

$$P_{rs} = \frac{f_{rs}}{f_s^{\text{in}}} = \frac{P\{x = x_r\}\lambda_{rs}}{\sum_{i=1}^{M_r} P\{x = x_i\}\lambda_{is}} \quad (2.16)$$

Onde  $M_r$  é o número de estados que podem transitar para  $x_s$ . De maneira semelhante à sequência *forward*, a sequência *backward* pode ser construída utilizando a expressão (2.16). O ciclo completo do processo de interrupção é obtido combinando as sequências *forward* e *backward*. Todos os índices de confiabilidade podem ser avaliados agora utilizando suas respectivas funções teste.

A SMC pseudo-cronológica retém a eficiência computacional das metodologias não-sequenciais. É capaz de capturar todos os blocos de energia não suprida e suas respectivas durações, caracterizando completamente o processo de interrupção. No entanto, esta abordagem não consegue simular componentes não-Markovianos e nem obter as distribuições de probabilidade associadas aos índices de confiabilidade.

#### 2.3.4. Métodos Baseados em Metaheurísticas

Recentemente, métodos baseados em técnicas metaheurísticas têm sido utilizados na avaliação da confiabilidade da capacidade de geração [WS08, MCRL09]. Metaheurísticas podem ser definidas como técnicas iterativas de busca que auxiliam as heurísticas combinando diferentes conceitos para explorar (*exploring*) e aproveitar (*exploiting*) o espaço de soluções (*search space*). Uma técnica metaheurística é um método informal de solução de um problema baseado em alguma experiência prévia, ou simplesmente por bom senso, geralmente utilizado quando uma solução formal do problema não existe, ou sua implementação não é viável. As metaheurísticas, em geral, são aplicadas para resolver problemas de otimização muito complexos, onde uma solução ótima não é necessariamente o objetivo, mas sim um conjunto de boas soluções. Exemplos de técnicas metaheurísticas que foram aplicadas na avaliação de índices de confiabilidade são: Algoritmos Genéticos, Otimização por Exame de Partículas, Sistemas Imunológicos Artificiais, Otimização por Colônia de Formigas e combinações e/ou variações dos métodos anteriormente citados.

Independentemente das particularidades da metaheurística utilizada, o algoritmo de avaliação dos índices de confiabilidade segue sempre, em geral, os mesmos passos. O objetivo principal é utilizar uma metaheurística para selecionar os estados dominantes de falha do sistema, ou seja, aqueles que têm maior contribuição nos índices. Diferentemente ao que ocorre na SMC, onde os estados são amostrados proporcionalmente a sua probabilidade de ocorrência, nos métodos baseados em metaheurísticas os estados são selecionados medindo os seus respectivos graus de aptidão avaliando-se uma função denominada função de *fitness*.

As metaheurísticas utilizadas em confiabilidade de sistemas de potência [WS08] são baseadas em população. O processo começa com uma população inicial aleatoriamente gerada e, a seguir, o valor da função de *fitness* de cada indivíduo é avaliado baseado em uma função objetivo predefinida. Aqueles indivíduos que tem os melhores valores de *fitness* são selecionados para gerar uma nova população, seguindo um conjunto de regras definidas pela metaheurística escolhida. Este processo continua até que algum critério de parada seja atingido. Critérios de parada usualmente utilizados são o número máximo de gerações ou iterações, o tempo máximo de simulação, o conjunto de soluções é invariante após certo número de gerações, etc.

Uma vez que um conjunto de estados de falha sem repetição seja determinado, e este conjunto seja suficiente para ser considerado representativo, os índices de confiabilidade podem ser calculados analiticamente considerando somente os estados selecionados. Ao contrário do que ocorre na SMC, somente os estados de falha do sistema são interessantes para o cálculo de índices e estes estados são mais prováveis de serem amostrados, pois apresentam maior valor de *fitness*.

Estes são métodos interessantes, porém apresentam algumas deficiências. Como estes métodos, em geral, são muito dependentes do problema em questão e da metaheurística escolhida, um esforço considerável pode ser necessário para calibrar corretamente os parâmetros iniciais dos algoritmos. O controle da convergência do processo de otimização é também complicado, pois os critérios de convergência são muito subjetivos e não estritamente definidos matematicamente. A necessidade de encontrar um vetor de resposta onde não existam estados repetidos pode ser um problema, pois um tempo considerável é gasto para verificar se um estado já forma parte da solução ou não. Finalmente, muitas informações referentes aos estados selecionados precisam ser armazenadas para posteriormente calcular os

índices de confiabilidade. Isto se traduz em um custo de memória muito elevado que pode, inclusive, inviabilizar a aplicação destes métodos em sistemas reais.

## 2.4. AVALIAÇÃO DA CONFIABILIDADE COMPOSTA

### 2.4.1. Algoritmo Básico de Avaliação

Conforme mencionado anteriormente, os estudos de confiabilidade composta são mais complexos (em comparação à confiabilidade de geração), pois neste caso as restrições do sistema de transmissão também devem ser modeladas. Apesar das diversas metodologias disponíveis, é possível afirmar que todas elas seguem aproximadamente os mesmos passos. Assim, um algoritmo genérico para avaliar a confiabilidade composta de sistemas elétricos de potência é apresentado na Fig. 2.2. Os principais blocos deste fluxograma são brevemente descritos a seguir.

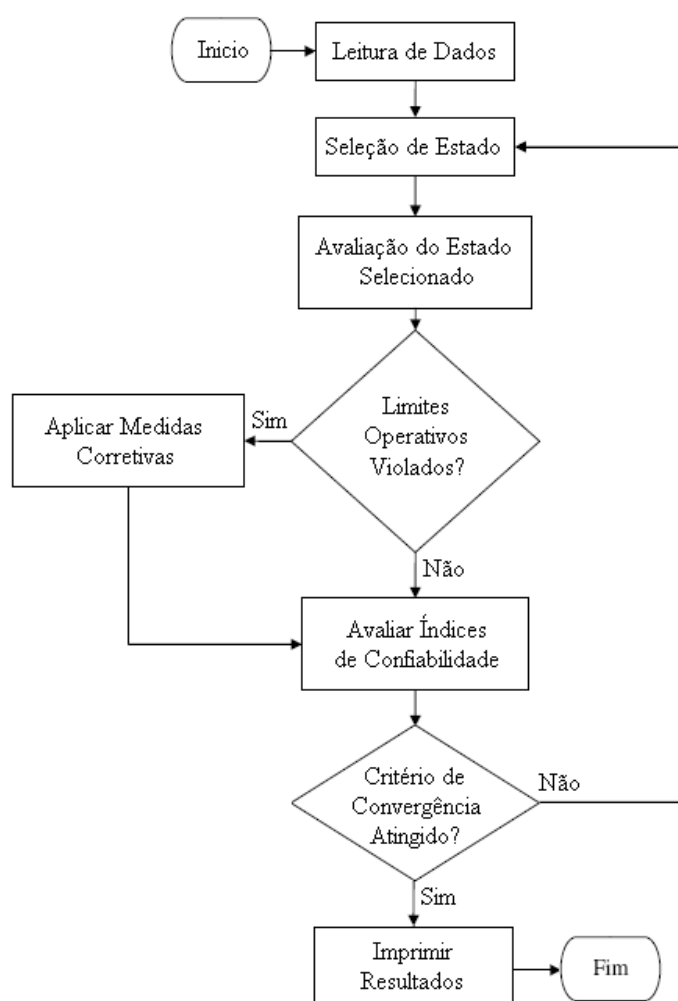


Fig. 2.2: Fluxograma Básico para Confiabilidade Composta.

Em *Leitura de Dados* os parâmetros elétricos e estocásticos do sistema são carregados (dados de geradores, linhas, e cargas). Em *Seleção de Estado* um estado do sistema é escolhido, i.e., são definidos os estados individuais de todos os equipamentos e níveis de carga. A seleção do estado pode ser feita via enumeração ou por amostragem Monte Carlo. Durante a etapa de *Avaliação do Estado Selecionado* um algoritmo de fluxo de potência DC (linear) ou AC (não linear) é utilizado para determinar as condições operativas do sistema, i.e., verificar se a configuração do sistema de geração e transmissão pode atender as cargas sem violar nenhum limite operativo. Caso seja necessário, em *Aplicar Medidas Corretivas* são efetuadas ações remediadoras como, por exemplo, redespacho da geração, controle de tensão nos barramentos, corte de carga, etc. Em *Avaliar Índices de Confiabilidade* as contribuições do estado selecionado para os índices são contabilizadas. É então verificado se o critério de convergência foi atingido. Se a resposta é afirmativa, os índices de confiabilidade são apresentados em *Imprimir Resultados* e processo é concluído. Caso contrário, o algoritmo volta para *Seleção de Estado*, onde um novo estado é amostrado e o processo se repete.

#### **2.4.2. Metodologias de Avaliação**

Conforme discutido na seção anterior, existem duas abordagens básicas para selecionar um estado do sistema: metodologias analíticas e amostragem por SMC. Ambas já foram discutidas para o caso da confiabilidade de geração. Quando aplicadas em confiabilidade composta, a principal diferença está no bloco *Avaliação do Estado Selecionado*.

Na abordagem analítica, a avaliação dos índices de confiabilidade seria teoricamente direta. Contudo, o número de estados possíveis aumenta exponencialmente com o número de equipamentos. Por exemplo, um sistema de transmissão com somente 40 circuitos, e com dois estados (*Up/Down*) por circuito, teria  $2^{40}$  estados possíveis. Seria impossível enumerar e avaliar todos estes estados. Para contornar este problema, os índices são calculados considerando somente um subconjunto do espaço de estados. Para determinar este subconjunto podem ser utilizados diversos critérios como: (i) Analisar somente os estados com contingências até  $n-m$ ; (ii) Analisar os estados até que a probabilidade acumulada deles seja maior ou igual a um certo valor, por exemplo, 99,99%; (iii) Utilizar algoritmos de *ranking* para classificar estados por severidade, i.e., por seu impacto nos índices de confiabilidade. Assim, se o  $k$ -ésimo estado em uma lista ordenada não leva o sistema à falha, assume-se que todos os estados seguintes também serão aceitáveis por serem classificados

como menos severos. O número elevado de estados possíveis, os custos de memória e a dificuldade para representar aspectos cronológicos do sistema fazem com que as abordagens analíticas sejam menos atrativas em comparação aos métodos de SMC.

Nos estudos de confiabilidade de geração ou confiabilidade composta, os métodos baseados em SMC seguem basicamente os mesmos passos. A principal diferença é que os estados das linhas de transmissão são também amostrados e o processo de avaliar um estado é mais complexo (semelhante às abordagens analíticas). Métodos baseados em SMC podem fornecer os mesmos índices dos métodos analíticos e são muito mais flexíveis. Além disso, estes métodos podem fornecer a distribuição de probabilidade de certas variáveis de interesse como, por exemplo, do fluxo de potência em uma determinada linha. Estes métodos podem também representar vários aspectos cronológicos e simular condições operativas complexas. Uma das principais vantagens da SMC é que o número de amostras necessárias para estimar os índices não depende do número de estados do sistema. Porém, a principal limitação das técnicas de SMC é o tempo computacional necessário para estimar probabilidades de eventos raros, ou quando se desejam intervalos de confiança muito estreitos (controlado pelo parâmetro  $\beta$ ). Para tentar reduzir o esforço computacional podem ser utilizadas diversas técnicas de redução de variância, algumas das quais serão discutidas no próximo capítulo.

### **2.4.3. Identificação de Problemas em Regime Permanente**

A ferramenta básica para avaliar um estado em regime permanente é o de fluxo de potência. Inicialmente, um modelo de fluxo de potência é utilizado para avaliar o estado operativo do sistema (fluxos nos circuitos, tensões nos barramentos, etc.). Estes valores são comparados com os limites operativos do sistema. Se algum limite for ultrapassado, um problema no sistema foi encontrado e devem ser aplicadas medidas corretivas. Dependendo da aplicação, os modelos de fluxo de potência podem ter diferentes graus de detalhamento, desde o fluxo linear de redes até o fluxo de potência AC [PB92].

No estudo de fluxo linear de redes, também chamado modelo de transporte, somente a primeira lei de Kirchoff é representada: A soma dos fluxos ativos entrando e saindo de cada barramento é igual à injeção líquida naquele barramento (geração menos a carga). As restrições operativas que podem ser representadas com este modelo são: (i) Limites de geração de potência ativa ( $\vec{g}_{\min} < \vec{g} < \vec{g}_{\max}$ ); (ii) Limites no fluxo de potência ativa dos

circuitos ( $|\vec{f}| \leq \vec{f}_{\max}$ ). O modelo de transporte não tem boa exatidão para a maioria dos sistemas, com a possível exceção de representar intercâmbios de potência em sistemas multi-áreas. Em outras aplicações, o principal motivo de sua utilização é a viabilidade computacional. Maiores detalhes deste modelo podem ser encontrados em [B91].

O modelo de fluxo de potência linear utiliza a primeira e a segunda lei de Kirchoff para os fluxos de potência ativa nos circuitos. A primeira lei é a mesma do modelo de transporte. A segunda lei diz que o fluxo  $f_{ij}$  é igual ao inverso da reatância do circuito vezes a diferença angular ( $\theta_i - \theta_j$ ) dos barramentos terminais. As restrições que podem ser representadas neste modelo são as mesmas do modelo de transporte, i.e., restrições na geração e restrições nos fluxos dos circuitos. O fluxo de potência linear é geralmente considerado como um compromisso razoável entre exatidão e custo computacional, sendo muito utilizado em estudos de planejamento da expansão em longo prazo e confiabilidade composta.

Finalmente, o fluxo de potência AC representa aspectos de potência ativa e reativa. As restrições que podem ser representadas neste modelo são: (i) Limites na geração de potência ativa; (ii) Limites na geração de potência reativa; (iii) Limites nas razões de *tap* dos transformadores; (iv) Limites de tensão nos barramentos; (v) Limites nos fluxos dos circuitos.

#### **2.4.4. Ações Corretivas após Contingências**

Em muitos casos é possível eliminar as violações nos limites operativos do sistema através de medidas corretivas. Alguns exemplos são: redespacho de geração e de VARs, alterações nos *taps* dos transformadores, chaveamento de circuitos e, em casos mais severos, corte controlado de cargas. Esta última medida é de principal interesse em estudos de confiabilidade, pois muitas aplicações o consideram como “último recurso”. Neste caso, se considera que a aplicação de outras medidas corretivas como, por exemplo, o redespacho de geração, tem custos baixos em comparação aos custos associados ao corte de carga. Assim, o principal objetivo das medidas corretivas é minimizar o corte de carga ou o custo correspondente. No modelo de fluxo de potência linear as medidas corretivas compreendem basicamente o redespacho de geração e o corte de carga [PB92].

Uma política de corte de carga é uma regra segundo a qual se determina em quais barramentos se devem cortar carga. O corte de carga torna-se necessário quando há uma

ocorrência de insuficiência de geração e/ou sobrecargas em linhas de transmissão que não podem ser eliminadas por redespacho de geração. Em caso de sobrecargas, a definição dos barramentos que serão afetados é mais rígida, pois o corte de carga deve ser feito localmente. Já para os casos de insuficiência de geração, precisa-se fornecer ao algoritmo de otimização uma política de corte de carga. É importante destacar que diferentes políticas de corte podem influenciar fortemente os índices de confiabilidade por barramento. No entanto, os índices globais do sistema tendem a não depender significativamente da política adotada [R06].

Tendo em vista estas considerações, a minimização do corte de carga pode ser representada como a função objetivo de um problema de programação linear [M94]:

$$z = \text{Min} \sum_{j=1}^n r_j \quad (2.17a)$$

Sujeito a:

$$\mathbf{B}\vec{\theta} + \vec{g} + \vec{r} = \vec{d} \quad (2.17b)$$

$$\vec{g} \leq \vec{g}_{\max} \quad (2.17c)$$

$$\vec{g} \geq \vec{g}_{\min} \quad (2.17d)$$

$$|\vec{f}| \leq \vec{f}_{\max} \quad (2.17e)$$

$$\vec{r} \leq \vec{d} \quad (2.17f)$$

Onde:

- $r_j$  é o corte de carga na barra  $j$ ;
- $n$  é o número total de barras do sistema;
- $\mathbf{B}$  é a matriz de susceptância de barra, equivalente à matriz de admitância de barra para um sistema sem perdas;
- $\vec{\theta}$  é o vetor de ângulos das barras;
- $\vec{g}$  é o vetor de geração por barra;
- $\vec{r}$  é o vetor de corte de carga;
- $\vec{d}$  é o vetor de demanda por barra;
- $\vec{g}_{\max}$  é o vetor de máxima capacidade de geração por barra;

$\vec{g}_{\min}$  é o vetor de mínima capacidade de geração por barra;

$\vec{f}$  é o vetor de fluxos ativos nos circuitos;

$\vec{f}_{\max}$  é o vetor de máxima capacidade de fluxo por circuito.

Dentre os principais algoritmos que podem ser utilizados para a resolução do problema podem-se citar: (i) o Dual-Simplex, modificado para explorar as características de esparsidade das equações da rede elétrica [SM79], e o Primal-Dual de pontos interiores com barreira logarítmica [C01, B04].

## 2.5. COMENTÁRIOS FINAIS

Cada método descrito neste capítulo tem suas respectivas vantagens e desvantagens. Os métodos analíticos tendem a ser mais eficientes do ponto de vista computacional em sistemas pequenos, onde o número de estados possíveis não é muito elevado. O desempenho dos métodos analíticos não é muito sensível à raridade dos eventos de falha. Porém, apresentam problemas sérios quando as dimensões do sistema aumentam, mesmo com a utilização de algoritmos eficientes, como é o caso da metodologia proposta em [LMC91] e de outros métodos de enumeração inteligente. Devido a este problema, a aplicação de métodos analíticos para a avaliação da confiabilidade composta de sistemas reais é impraticável se não forem adotadas algumas considerações adicionais (algoritmos de *ranking*, hipótese de coerência, critérios *N-m*, etc.). Outra desvantagem dos métodos analíticos é a dificuldade para representar aspectos cronológicos.

Os métodos baseados em SMC são muito mais flexíveis que as metodologias analíticas e podem simular restrições operativas complexas. Também, são muito robustos e têm grande aplicação em sistemas práticos assim como na avaliação da confiabilidade composta. O grande número de estados possíveis de um sistema não representa um problema significativo. São, em geral, de fácil programação e fornecem estimativas não tendenciosas para os índices de confiabilidade. O principal problema dos métodos baseados em SMC é o elevado tempo de computação necessário para atingir a convergência (particularmente em simulações sequenciais). Os tempos de simulação para uma mesma precisão pré-especificada crescem de forma rápida e não-linear com a raridade dos eventos envolvidos, ou seja, neste caso a raridade dos eventos de falha torna-se o principal problema.



Métodos baseados em técnicas metaheurísticas são interessantes como uma alternativa para resolver o problema, porém, têm difícil aplicação em sistemas reais devido ao grande custo de memória. No entanto, estes métodos poderiam apresentar resultados interessantes se aplicados em problemas de planejamento da expansão de sistemas elétricos de potência [R11].

Considerando as vantagens e deficiências dos métodos anteriores, pode-se concluir que os principais problemas encontrados são: o número de estados possíveis do sistema, a raridade dos eventos de falha envolvidos, a definição de um critério de convergência adequado, o custo de memória, o tempo de simulação, entre outros. Especificamente no caso dos métodos baseados em SMC, o principal problema é a raridade dos eventos envolvidos. A fim de melhorar a eficiência destes métodos, diversas técnicas de redução de variância foram propostas na literatura. Entre elas se destaca a técnica da amostragem por importância, que será introduzida no seguinte capítulo.

# CAPÍTULO 3

## MÉTODO DA ENTROPIA CRUZADA

### 3.1. INTRODUÇÃO

**A**S técnicas baseadas em Simulação Monte Carlo (SMC) são ferramentas extremamente robustas para avaliar a confiabilidade de sistemas elétricos de potência e podem ser aplicadas para as mais diversas condições operativas. Estes métodos são muito flexíveis e podem ser utilizados satisfatoriamente em sistemas de grande porte. Porém, em sistemas muito robustos ou quando se desejam intervalos de confiança estreitos, o esforço computacional necessário para estimar os índices de confiabilidade pode ser expressivo. O principal motivo é a raridade dos eventos de falha, pois em sistemas muito confiáveis estes eventos têm baixíssima probabilidade de ocorrência.

A raridade dos eventos envolvidos passa a ser um problema devido à própria metodologia de amostragem na qual se baseiam os métodos de SMC, i.e., de acordo com a probabilidade de ocorrência. A fim de melhorar a eficiência computacional destas ferramentas, diversas técnicas de redução de variância (VRT) estão disponíveis e algumas delas serão brevemente discutidas no início deste capítulo. Dentre as principais VRT, maior atenção será conferida à denominada amostragem por importância (IS); uma técnica que tem evoluído muito nos últimos anos com a utilização de algoritmos de otimização para selecionar os elementos do vetor de parâmetros de referência.

Este capítulo tem como principal objetivo apresentar os conceitos fundamentais do método da Entropia Cruzada (CE) para simulação de eventos raros. Será apresentado também como este importante método pode ser reformulado matematicamente para ser aplicado no problema específico de avaliar índices de confiabilidade em sistemas de potência. O método CE será aplicado em conjunto com a já conhecida técnica de IS para reduzir as variâncias dos estimadores durante uma SMC não-sequencial e, como resultado, o desempenho computacional deste algoritmo poderá ser significativamente melhorado. Uma discussão mais ampla sobre o método CE, assim como demonstrações matemáticas rigorosas podem ser encontradas em [RK04, RK07, KHN07].

## 3.2. TÉCNICAS DE REDUÇÃO DE VARIÂNCIA

Uma técnica de redução de variância é um procedimento utilizado em conjunto com a SMC, para aumentar a precisão das estimativas que podem ser obtidas com um número definido de amostras. Cada variável aleatória obtida como resposta de uma simulação (variável aleatória de saída) tem associada uma respectiva variância que limita a precisão dos resultados. Por meio da utilização de VRT, o desempenho computacional da SMC pode ser bastante melhorado, pois seu principal objetivo é fazer com que a simulação se torne estatisticamente eficiente. Algumas das VRT mais utilizadas em confiabilidade de sistemas de potência serão brevemente comentadas a seguir.

### 3.2.1. Variáveis Antitéticas

A ideia central por trás das variáveis antitéticas baseia-se na intuição de que valores extremos amostrados podem ser menos impactantes nas estimativas, se outros valores extremos forem utilizados para contrabalancear os efeitos provocados por eles [F09]. No caso mais simples, considere um vetor de comprimento  $N/2$  de amostras  $\mathbf{X}$  que seguem uma distribuição normal, e também o vetor  $-\mathbf{X}$  a fim de completar as  $N$  amostras. Note que, se as amostras de  $\mathbf{X}$  seguem uma distribuição normal com média  $\mu$  e variância  $\sigma^2$ , as amostras de  $-\mathbf{X}$  seguirão uma distribuição normal com os mesmos parâmetros  $\mu$  e  $\sigma^2$ .

Mesmo que  $-\mathbf{X}$  não seja independente de  $\mathbf{X}$ , é possível obter melhores estimativas para a média e variância da distribuição por esta abordagem considerando um  $N$  predefinido. Essencialmente, é possível gerar um conjunto de amostras e complementar este conjunto com outro que segue a mesma distribuição de probabilidade. Por exemplo, uma amostra  $\mathbf{X}$  de  $x$  que segue  $U(0,1)$  pode ser complementada por  $(1-\mathbf{X})$ , que também segue  $U(0,1)$ . Algumas aplicações desta VRT em sistemas de potência podem ser encontradas em [BJ96, BJ97].

### 3.2.2. Variáveis de Controle

A técnica conhecida como variáveis de controle procura utilizar a correlação entre duas variáveis aleatórias para se obter uma redução na variância [BJ97]. Se  $y$  é uma variável aleatória que tem uma correlação positiva ou negativa com  $x$  e tem um valor esperado conhecido  $v = E[y]$ , então a variável aleatória  $x_c = x - a(y - v)$  é um estimador não

tendencioso de  $\mu$  para qualquer número real  $a$ , onde  $a$  é conhecido como coeficiente de controle e  $\mu$  é o valor desconhecido da média da variável aleatória  $x$ .

O caso especial onde  $a = 1$  tem sido utilizado em muitas aplicações desta técnica em confiabilidade de sistemas de potência. Os limites para o coeficiente de controle e seu valor ótimo dependem da correlação entre a saída  $x$  e a entrada  $y$ . Um método para estimar o coeficiente de controle ótimo pode ser encontrado em [BJ97]. Uma formulação matemática formal do método pode ser encontrada em [F09]. Exemplos de aplicações desta técnica em sistemas de potência podem ser encontrados em [PAK08, BJ96, BJ97].

### **3.2.3. Amostragem Estratificada**

Estratificação é o processo de agrupar membros de uma população em subgrupos relativamente homogêneos, ou seja, que apresentem aproximadamente as mesmas características. Os estratos devem ser mutuamente exclusivos e coletivamente exaustivos, i.e., cada amostra deve pertencer unicamente a um estrato e os estratos em conjunto devem representar toda a população. A seguir, uma amostragem aleatória ou sistemática é aplicada em cada estrato.

Esta VRT melhora a representatividade da amostra e pode produzir uma média ponderada com menor variância que a média aritmética de uma amostragem aleatória da população. As principais vantagens deste método são a possibilidade de concentrar os esforços nos estratos importantes e a possibilidade de utilizar diferentes técnicas de amostragem para cada estrato. Porém, o método requer um bom conhecimento do comportamento do sistema, ele não é útil se todo o sistema for relativamente homogêneo, e a definição dos estratos é muitas vezes complicada. Uma aplicação desta técnica em sistemas de potência pode ser encontrada em [PAK08]. Em [JS08] um método baseado em amostragem estratificada, denominado método do Hipercubo Latino, foi utilizado em confiabilidade de sistemas elétricos de potência.

### **3.2.4. Amostragem por Importância**

A técnica de amostragem por importância é uma VRT que pode ser utilizada em conjunto com a SMC. A ideia central por trás desta técnica é que certos valores da variável aleatória de entrada têm maior impacto, em comparação a outros, no parâmetro que se deseja estimar via

SMC. Se estes valores ditos importantes são enfatizados amostrando-os com maior frequência, então a variância do estimador será reduzida. Portanto, a metodologia básica da IS consiste em escolher uma distribuição de amostragem que estimule o aparecimento destes valores significativos.

A aplicação direta desta nova distribuição na SMC resultaria em um estimador tendencioso. Os resultados da simulação são, no entanto, ponderados para compensar este efeito e garantir que o estimador final (denominado estimador de IS) seja não-tendencioso. O processo de ponderação é representado pela razão de verossimilhança, que será discutida mais adiante.

O problema fundamental da IS, conforme será visto na seção seguinte, é a escolha correta desta nova distribuição de amostragem. Escolher, estimar, ou determinar esta nova distribuição é considerada a “arte” da IS. Uma escolha correta trará como recompensa uma enorme economia de esforço computacional, porém, uma escolha equivocada será penalizada com tempos de simulação maiores aos que seriam necessários se uma SMC convencional fosse diretamente utilizada. Várias maneiras de resolver este problema foram propostas em [LNR99, ZX02, PAK08, QZW08]. Dos métodos apresentados nestas referências, a maioria recai em resolver algum tipo de problema de otimização, tal que a variância do estimador de IS seja minimizada.

Outra maneira de estimar a nova distribuição de amostragem foi proposta por Homem-de-Mello e Rubinstein em 2002 [HR02]. Neste trabalho, um procedimento rápido de dois estágios bem definidos foi utilizado para estimar probabilidades de eventos raros. Este procedimento era baseado em IS e na divergência de Kullback-Leibler. Os conceitos apresentados neste trabalho, mais algumas outras contribuições, foram posteriormente organizados por Rubinstein dando origem ao denominado método da Entropia Cruzada. A formulação matemática formal deste método será sintetizada na seguinte seção.

### **3.3. MÉTODO DA ENTROPIA CRUZADA**

O método CE [RK04] é uma abordagem genérica da simulação Monte Carlo para problemas de otimização combinatória e amostragem por importância. O método teve suas origens na área de simulação de eventos raros, onde probabilidades muito pequenas precisam ser estimadas com precisão. Ele pode ser aplicado em diversos problemas como, por exemplo, na

análise da confiabilidade de redes, na teoria das filas, ou na análise de desempenho de sistemas de telecomunicação.

Conforme exposto na seção anterior, a técnica de IS é baseada na ideia de fazer com que a ocorrência de eventos significativos seja mais frequente ou, em outras palavras, acelerar o processo de convergência da simulação. Estes eventos significativos são aqueles que têm maior contribuição nos parâmetros sendo estimados via SMC. Tecnicamente, a IS procura selecionar uma distribuição de probabilidade diferente da original tal que a variância do seu estimador seja minimizada. A eficiência desta técnica depende da obtenção desta nova distribuição ou, pelo menos, uma próxima a ela. O principal problema é que esta nova distribuição é inicialmente desconhecida e geralmente difícil de ser encontrada.

A distribuição de IS é geralmente escolhida dentro da mesma família de funções densidade de probabilidade (pdf) da distribuição original. Neste caso, ambas as funções têm a mesma distribuição de probabilidade e pertencem à mesma família de pdf, sendo o conjunto de parâmetros que as descrevem a única diferença entre elas. O problema se resume então em encontrar o melhor conjunto de parâmetros para a pdf de IS, o qual é denominado vetor de parâmetros de referência ótimo.

A principal vantagem do método da Entropia Cruzada é que ele fornece um procedimento iterativo para estimar os parâmetros de referência ótimos. Isto é possível reduzindo a cada iteração a “distância” entre a pdf ótima de amostragem e a pdf de IS [BKMR05]. A seguir, os fundamentos básicos do método CE para simulação de eventos raros serão apresentados.

### 3.3.1. Formulação Matemática Básica

Seja  $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_n]$  um vetor aleatório que assume valores em certo espaço  $\mathcal{X}$ . Seja  $\{f(\bullet; \xi)\}$  uma família de funções de densidade de probabilidade no espaço  $\mathcal{X}$ , onde  $\xi$  é um vetor real de parâmetros. Para qualquer função mensurável  $H$  tem-se,

$$E_{\xi}[H(\mathbf{X})] = \int_{\mathcal{X}} H(x) f(x; \xi) dx. \quad (3.1)$$

Seja  $S(\mathbf{X})$  uma função real no espaço  $\mathcal{X}$  denominada função desempenho e  $\gamma$  um número real. Considere que o objetivo seja estimar a probabilidade  $\ell$  tal que  $S(\mathbf{X}) \geq \gamma$ , sob  $f(\cdot; \mathbf{u})$ . Esta probabilidade pode ser expressa como,

$$\ell = P_{\mathbf{u}}\{S(\mathbf{X}) \geq \gamma\} = E_{\mathbf{u}}[I_{\{S(\mathbf{X}) \geq \gamma\}}]. \quad (3.2)$$

Neste caso,  $H(\mathbf{X}) = I_{\{\text{expressão lógica}\}}$  é uma função teste, cujo valor é igual a um se {expressão lógica} tem valor booleano verdadeiro e zero, caso contrário. Se esta probabilidade  $\ell$  for muito pequena, por exemplo, menor que  $10^{-5}$ , o evento  $\{S(\mathbf{X}) \geq \gamma\}$  pode ser considerado raro.

Uma maneira de estimar diretamente o valor de  $\ell$  é utilizar a simulação Monte Carlo convencional, i.e., retirar uma amostra aleatória  $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_N$  considerando  $f(\cdot; \mathbf{u})$  e, a seguir, utilizar o estimador não tendencioso de  $\ell$ ,

$$\hat{\ell} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{\{S(\mathbf{X}_i) \geq \gamma\}}. \quad (3.3)$$

Entretanto, o estimador (3.3) representa problemas sérios quando  $\{S(\mathbf{X}) \geq \gamma\}$  é um evento raro. Se este for o caso, um grande esforço computacional será necessário a fim de estimar a probabilidade  $\ell$  com relativa precisão, i.e., com um erro relativo pequeno ou com um intervalo de confiança estreito. Uma alternativa para contornar este problema é a técnica da amostragem por importância, i.e., retirar uma amostra aleatória  $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_N$  de uma função densidade de probabilidade  $g$ , diferente de  $f$ , em  $\mathcal{X}$ , e avaliar  $\ell$  utilizando o estimador da razão de verossimilhança,

$$\hat{\ell} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{\{S(\mathbf{X}_i) \geq \gamma\}} \frac{f(\mathbf{X}_i; \mathbf{u})}{g(\mathbf{X}_i)}. \quad (3.4)$$

É conhecido que a melhor maneira de estimar  $\ell$  é utilizar uma mudança de medida com uma densidade dada por,

$$g_{opt}(x) = \frac{I_{\{S(x) \geq \gamma\}} f(x; \mathbf{u})}{\ell}. \quad (3.5)$$

De fato, se utilizando esta mudança de medida em (3.4) tem-se

$$\frac{I_{\{S(\mathbf{X}_i) \geq \gamma\}} f(\mathbf{X}_i; \mathbf{u})}{g_{opt}(\mathbf{X}_i)} = \ell, \quad (3.6)$$

para todo  $\mathbf{X}_i$ . Em outras palavras, o estimador (3.4) teria variância zero e seria necessário gerar apenas  $N = 1$  amostra. A evidente dificuldade é que esta nova função densidade de probabilidade  $g_{opt}$  depende do valor desconhecido de  $\ell$ , que é justamente o valor que se deseja estimar.

Obter esta mudança de medida ótima, ou pelo menos uma quase ótima, partindo da pdf de amostragem original  $f$  até encontrar a nova pdf  $g_{opt}$  é o principal desafio. A eficiência da amostragem por importância é dependente da escolha correta desta nova pdf. Uma escolha inadequada de  $g$  poderia ter o efeito contrário e causar com que a variância do estimador (3.4) sob  $g$  seja maior do que seria sob a pdf original  $f$  [QZW07]. A ideia é agora escolher  $g$  dentro de  $\{f(\cdot; \mathbf{u})\}$ , i.e.,  $g$  pertence à mesma família de funções densidade de probabilidade de  $f$ . Em outras palavras, é preciso encontrar um novo vetor de parâmetros de referência  $\mathbf{v}$  tal que a distância entre as funções de densidade de probabilidade  $g_{opt}$  e  $f(\cdot; \mathbf{v})$  seja mínima.

Na teoria de probabilidades e na teoria da informação, a divergência de Kullback-Leibler (também conhecida como divergência da informação, ganho de informação ou entropia relativa) é uma medida não comutativa do afastamento ou da divergência entre duas funções densidade  $f_1$  e  $f_2$ . A divergência de Kullback-Leibler é definida como,

$$D_{KL}(f_1 \parallel f_2) = E_{f_1} \left[ \ln \frac{f_1(\mathbf{X})}{f_2(\mathbf{X})} \right] = \int f_1(x) \ln f_1(x) dx - \int f_1(x) \ln f_2(x) dx, \quad (3.7)$$

onde o primeiro termo é denominado entropia de  $f_1$  e o segundo termo é denominado entropia cruzada de  $f_1$  e  $f_2$ . Uma definição semelhante pode ser obtida no caso de variáveis



aleatórias discretas, trocando as funções densidade por funções massa (pmf) e as integrais por somatórios [HR02]. Mesmo sendo usualmente entendida como uma métrica de distância, a divergência de Kullback-Leibler não é uma verdadeira medida de distância, pois ela não é simétrica (por isso utiliza-se o termo “divergência” em vez de “distância”).

Minimizar a divergência de Kullback-Leibler entre  $g_{opt}$  e  $f(\bullet; \mathbf{v})$  é equivalente a escolher  $\mathbf{v}$  tal que a entropia cruzada de  $g_{opt}$  e  $f(\bullet; \mathbf{v})$  seja mínima [BKMR05]. Isto é equivalente a encontrar o máximo da entropia cruzada com sinal invertido, resultando no problema de maximização

$$\max_{\mathbf{v}} \int g_{opt}(x) \ln f(x; \mathbf{v}) dx. \quad (3.8)$$

Substituindo  $g_{opt}(x)$  de (3.5) em (3.8) tem-se

$$\max_{\mathbf{v}} \int \frac{I_{\{S(x) \geq \gamma\}} f(x; \mathbf{u})}{\ell} \ln f(x; \mathbf{v}) dx. \quad (3.9)$$

Utilizando (3.1), verifica-se que (3.9) é equivalente ao problema

$$\max_{\mathbf{v}} D(\mathbf{v}) = \max_{\mathbf{v}} E_{\mathbf{u}}[I_{\{S(\mathbf{X}) \geq \gamma\}} \ln f(\mathbf{X}; \mathbf{v})], \quad (3.10)$$

onde  $D(\mathbf{v})$  está implicitamente definido em (3.10). Utilizando amostragem por importância novamente, com uma mudança de medida  $f(\bullet; \boldsymbol{\omega})$ , é possível escrever (3.10) como,

$$\max_{\mathbf{v}} D(\mathbf{v}) = \max_{\mathbf{v}} E_{\boldsymbol{\omega}}[I_{\{S(\mathbf{X}) \geq \gamma\}} \mathbf{W}(\mathbf{X}; \mathbf{u}, \boldsymbol{\omega}) \ln f(\mathbf{X}; \mathbf{v})]. \quad (3.11)$$

Para qualquer vetor de parâmetros  $\boldsymbol{\omega}$ , tem-se

$$\mathbf{W}(x; \mathbf{u}, \boldsymbol{\omega}) = \frac{f(x; \mathbf{u})}{f(x; \boldsymbol{\omega})} \quad (3.12)$$

onde  $\mathbf{W}(x; \mathbf{u}, \boldsymbol{\omega})$  é a razão de verossimilhança em  $x$ , entre  $f(\bullet; \mathbf{u})$  e  $f(\bullet; \boldsymbol{\omega})$ . A solução ótima de (3.11) pode ser escrita como

$$\mathbf{v}^* = \underset{\mathbf{v}}{\operatorname{argmax}} E_{\omega}[I_{\{S(\mathbf{X}) \geq \gamma\}} \mathbf{W}(\mathbf{X}; \mathbf{u}, \omega) \ln f(\mathbf{X}; \mathbf{v})]. \quad (3.13)$$

É possível estimar  $\mathbf{v}^*$  solucionando o seguinte problema de otimização estocástico, também conhecido como correspondente estocástico de (3.11),

$$\hat{\mathbf{v}}^* = \max_{\mathbf{v}} \hat{D}(\mathbf{v}) = \max_{\mathbf{v}} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{\{S(\mathbf{X}_i) \geq \gamma\}} \mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{u}, \omega) \ln f(\mathbf{X}_i; \mathbf{v}), \quad (3.14)$$

onde  $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_N$  é uma amostra aleatória considerando  $f(\cdot; \omega)$ . Em aplicações típicas a função  $\hat{D}(\mathbf{v})$  em (3.14) é convexa e diferenciável em relação a  $\mathbf{v}$  e, portanto, a solução pode ser diretamente obtida resolvendo (em relação a  $\mathbf{v}$ ) o seguinte sistema de equações,

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{\{S(\mathbf{X}_i) \geq \gamma\}} \mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{u}, \omega) \nabla \ln f(\mathbf{X}_i; \mathbf{v}) = 0, \quad (3.15)$$

onde o gradiente é em relação a  $\mathbf{v}$ .

A principal vantagem do método CE é que a solução de (3.15) pode ser frequentemente calculada de forma analítica. Em particular, isto acontece se as distribuições das variáveis aleatórias envolvidas pertencem à família natural de exponenciais (NEF) ou no caso de distribuições discretas com domínio finito. Demonstrações matemáticas formais podem ser encontradas em [HR02, RK04].

### 3.3.2. Abordagem de Níveis Múltiplos para Eventos Raros

É importante notar que a solução via (3.14) é útil somente quando  $P_{\mathbf{u}}\{S(\mathbf{X}) \geq \gamma\}$  não representa um valor muito pequeno, i.e.,  $\ell \geq 10^{-5}$ . Entretanto, para probabilidades de eventos raros (quando  $\ell < 10^{-5}$ ) a abordagem descrita por (3.14) é difícil de ser efetuada. De fato, devido à raridade dos eventos, a maior parte dos valores de  $I_{\{S(\mathbf{X}_i) \geq \gamma\}}$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$ , serão iguais a zero, para um  $N$  moderado [BKMR05].

Um algoritmo de níveis múltiplos pode ser utilizado para superar esta dificuldade. A ideia é construir uma sequência de parâmetros de referência  $\{\mathbf{v}_k, k \geq 0\}$  e uma sequência de níveis

$\{\gamma_k, k \geq 1\}$ , e iterativamente achar os valores de  $\mathbf{v}_k$  e  $\gamma_k$ . Para isto, é inicializada uma variável  $\rho$  denominada parâmetro de níveis múltiplos com um valor, por exemplo, de  $\rho = 10^{-2}$  sendo definido  $\mathbf{v}_0 = \mathbf{u}$ . A seguir, se faz  $\gamma_1 < \gamma$  tal que, sob a função de densidade de probabilidade original  $f(\cdot; \mathbf{u})$ , a probabilidade de  $\ell_1 = E_{\mathbf{u}}[I_{\{S(\mathbf{X}_i) \geq \gamma_1\}}]$  seja pelo menos  $\rho$ . O vetor  $\mathbf{v}_1$  será igual ao vetor de parâmetros de referência ótimo para estimar  $\ell_1$ , e estes dois últimos passos são repetidos iterativamente com o objetivo de se estimar o par  $\{\ell, \mathbf{v}^*\}$ .

Em outras palavras, cada iteração do algoritmo consiste em duas fases principais. Na primeira fase,  $\gamma_k$  é atualizado, e na segunda  $\mathbf{v}_k$  é atualizado. Especificamente, começando com  $\mathbf{v}_0 = \mathbf{u}$ ,  $\gamma_k$  é encontrado como segue.

Para um dado  $\mathbf{v}_{k-1}$ , seja  $\gamma_k$  igual ao  $(1 - \rho)$  quantil de  $S(\mathbf{X})$  sob  $\mathbf{v}_{k-1}$ . Ou seja,  $\gamma_k$  satisfaz,

$$P_{\mathbf{v}_{k-1}}\{S(\mathbf{X}) \geq \gamma_k\} \geq \rho, \quad (3.16a)$$

$$P_{\mathbf{v}_{k-1}}\{S(\mathbf{X}) \leq \gamma_k\} \geq (1 - \rho), \quad (3.16b)$$

onde  $\mathbf{X} \sim f(\cdot; \mathbf{v}_{k-1})$ . Uma estimativa simples  $\hat{\gamma}_k$  de  $\gamma_k$  pode ser obtida retirando-se uma amostra aleatória  $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_N$  de  $f(\cdot; \mathbf{v}_{k-1})$ , calculando-se os desempenhos  $S(\mathbf{X}_i)$  para todo  $i$  e ordenando estes valores do menor ao maior, tal que  $S_{[1]} \leq S_{[2]} \leq \dots \leq S_{[N]}$ . O valor do  $(1 - \rho)$  quantil amostral será

$$\hat{\gamma}_k = S_{[(1-\rho)N]}. \quad (3.17)$$

Portanto, na primeira iteração e começando com  $\mathbf{v}_0 = \mathbf{u}$ , para se obter uma boa estimativa de  $\hat{\mathbf{v}}_1$ , a raridade do evento objetivo é artificialmente diminuída (temporariamente) utilizando-se um nível  $\hat{\gamma}_1$  que é escolhido menor que  $\gamma$ . O valor de  $\hat{\mathbf{v}}_1$  obtido desta maneira fará o evento  $\{S(\mathbf{X}) \geq \gamma\}$  ser menos raro na próxima iteração e, como resultado, um valor  $\hat{\gamma}_2$  mais próximo de  $\gamma$  poderá ser utilizado. O algoritmo termina quando, para alguma iteração  $k$ , um

nível  $\hat{\gamma}_k$  é atingido que seja pelo menos  $\gamma$  e, conseqüentemente, o valor original de  $\gamma$  pode ser utilizado sem a preocupação de se obter poucas amostras de elite.

### 3.3.3. Algoritmo do Método CE para Simulação de Eventos Raros

Um algoritmo genérico do método CE para simulação de eventos raros pode ser resumido como segue:

*Passo 1)* Definir  $\hat{\mathbf{v}}_0 := \mathbf{u}$ . Fazer  $k := 1$  (contador de iterações);

*Passo 2)* Gerar uma amostra aleatória  $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_N$  de acordo com a pdf  $f(\bullet; \hat{\mathbf{v}}_{k-1})$ . Calcular os desempenhos  $S(\mathbf{X}_i)$  para todo  $i$ , e ordenar os valores do menor ao maior tal que,  $S_{[1]} \leq S_{[2]} \leq \dots \leq S_{[M]}$ . Fazer  $\hat{\gamma}_k$  igual ao  $(1 - \rho)$  quantil amostral de desempenhos, ou seja,  $\hat{\gamma}_k := S_{[(1-\rho)N]}$ , caso este valor seja menor que  $\gamma$ . Caso contrário,  $\hat{\gamma}_k := \gamma$ ;

*Passo 3)* Utilizar a mesma amostra para calcular o vetor de parâmetros da iteração  $k$ . Para cada  $j$ , com  $j=1, 2, \dots, J$ , utilizar a expressão (3.18), onde  $J$  é o número de variáveis aleatórias envolvidas.

$$\hat{v}_{k,j} = \frac{\sum_{i=1}^N I_{\{S(\mathbf{x}_i) \geq \hat{\gamma}_k\}} \mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_{k-1}) X_{ij}}{\sum_{i=1}^N I_{\{S(\mathbf{x}_i) \geq \hat{\gamma}_k\}} \mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_{k-1})}; \quad (3.18)$$

*Passo 4)* Se  $\hat{\gamma}_k = \gamma$ , então ir para o *Passo 5*; caso contrário, fazer  $k := k + 1$  e voltar para o *Passo 2* do algoritmo;

*Passo 5)* Seja  $K$  a última iteração. Gerar uma amostra  $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_{N_1}$  de acordo com  $f(\bullet; \hat{\mathbf{v}}_K)$  e estimar  $\ell$  utilizando o estimador de amostragem por importância,

$$\hat{\ell} = \frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^{N_1} I_{\{S(\mathbf{x}_i) \geq \gamma\}} \mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_K). \quad (3.19)$$

Note que nos *Passos 2-4* o vetor de parâmetros de referência ótimo a ser utilizado na amostragem por importância é estimado. No passo final, este vetor de parâmetros de referência é utilizado para estimar a probabilidade do evento objetivo. É preciso fornecer o valor de  $\rho$  (usualmente, entre 0,01 e 0,1) e os parâmetros  $N$  e  $N_1$ , a priori. Também, é possível demonstrar que, se as funções de densidade de probabilidade das variáveis aleatórias envolvidas pertencem à família natural de exponenciais, a solução do sistema de equações apresentado em (3.15) sempre se torna semelhante a (3.18) [BKMR05, RK04].

### 3.3.4. Parâmetro de Suavização $\alpha$

Em problemas envolvendo variáveis aleatórias discretas é frequentemente vantajosa a utilização de um parâmetro de suavização  $\alpha$ , que tem por objetivo acrescentar um efeito inercial no processo de atualização dado por (3.18). O desempenho em certos casos é melhor, principalmente quando se deseja estimar a probabilidade de eventos extremamente raros. Utilizando-se o parâmetro  $\alpha$  se evita o aparecimento de zeros e uns no vetor de parâmetros de referência; o que pode trazer complicações, pois sempre que isso acontece o sistema ou o problema em questão é essencialmente modificado. Este processo de atualização com efeito inercial pode ser escrito como,

$$\hat{\mathbf{v}}_{k,j} = \hat{\mathbf{v}}_{k,j} \alpha + \hat{\mathbf{v}}_{k-1,j} (1 - \alpha), \quad (3.20)$$

onde  $\hat{\mathbf{v}}_{k,j}$  é o valor resultante da expressão (3.18) na iteração  $k$ ,  $\hat{\mathbf{v}}_{k-1,j}$  é o valor resultante da expressão (3.20) na iteração  $k-1$  e  $\alpha$  é o denominado parâmetro de suavização que usualmente assume valores reais entre 0,5 e 0,95. Claramente, para  $\alpha = 1$ , se tem a regra de atualização (3.18) original. Na maioria das aplicações práticas, no entanto, não se verifica a necessidade de utilizar este parâmetro.

## 3.4. APLICAÇÃO INICIAL DO MÉTODO CE EM CONFIABILIDADE DE GERAÇÃO

Nesta seção será apresentada a metodologia básica de avaliação da confiabilidade via CE. A ideia é utilizar o algoritmo apresentado na seção anterior e adaptá-lo para o problema específico de estimar os índices de confiabilidade em um sistema de geração de barra única.

As estações geradoras são compostas por diversas unidades independentes com características idênticas. Assim, o número de unidades disponíveis em cada estação geradora é representado por uma variável aleatória binomial. O modelo da carga do sistema pode ser representado por um nível constante ao longo do tempo ou por uma sequência de níveis discretos.

O método apresenta duas etapas bem diferenciadas. Primeiro, o algoritmo do método CE para simulação de eventos raros é utilizado para se estimar um vetor de parâmetros de referência ótimo ou, pelo menos, quase ótimo. Nesta etapa, as indisponibilidades das máquinas individuais serão “distorcidas” a fim de aumentar a frequência com que os estados de falha são encontrados. Uma vez determinada esta regra de amostragem ótima, os índices LOLP, LOLE, EPNS, EENS, LOLF e LOLD são estimados utilizando-se a já conhecida técnica da amostragem por importância. A convergência dos índices de confiabilidade será controlada pelo valor do parâmetro  $\beta$  especificado.

### 3.4.1. Reformulação do Problema

Considere o sistema de geração ilustrado na Fig. 3.1. Este sistema é composto por  $N_C$  estações geradoras, onde a  $j$ -ésima estação  $GS_j$  está composta por  $n_j$  unidades idênticas, independentes e com  $C_j$  de capacidade cada uma. O comportamento estocástico de cada unidade individual segue uma distribuição de Bernoulli com indisponibilidade  $u_j$ . Sob estas considerações, o número de unidades disponíveis em cada estação geradora é uma variável aleatória binomial com uma função massa de probabilidade  $f(\bullet; n_j, u_j)$ . Considere também que a carga do sistema é igual a  $L$  com um nível constante ao longo do período de análise.

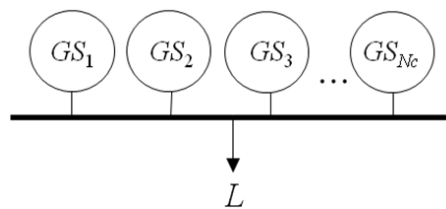


Fig. 3.1: Sistema de Geração - Barra Única.

O problema analítico de avaliar o índice LOLP pode ser descrito por,

$$\text{LOLP} = E_{\mathbf{u}}[H_{\text{LOLP}}(\mathbf{X})] = \sum_{\mathbf{X}_k \in \Omega} H_{\text{LOLP}}(\mathbf{X}_k) f(\mathbf{X}_k; \mathbf{n}, \mathbf{u}), \quad (3.21)$$

onde:

$\mathbf{X}_k$  é um possível resultado do vetor aleatório  $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_j, \dots, x_{N_c}]$  que pertence ao espaço de estados  $\Omega$ . O elemento genérico  $x_j$  representa o número de unidades disponíveis na estação geradora  $GS_j$ , com  $x_j \in \mathbb{Z}$  e  $0 \leq x_j \leq n_j$ ;

LOLP (*Loss of Load Probability*) é o somatório das probabilidades de todos os estados de  $\Omega$  onde a capacidade de geração é insuficiente para atender  $L$ ;

$H_{\text{LOLP}}(\mathbf{X}_k) = I_{\{S(\mathbf{X}_k) < L\}}$  é a função teste para o índice LOLP. Esta função teste é similar à definida em (2.11), mas foi adaptada conforme a notação utilizada em [RK04] e [RK07];

$f(\mathbf{X}_k; \mathbf{n}, \mathbf{u})$  é a probabilidade ou proporção do tempo que o sistema reside em  $\mathbf{X}_k$  considerando a função massa de probabilidade associada a  $\mathbf{X}$ ,  $f(\bullet; \mathbf{n}, \mathbf{u})$ ;

$\mathbf{u} = [u_1, u_2, \dots, u_j, \dots, u_{N_c}]$  é um vetor que contém os parâmetros originais (indisponibilidades) do sistema com  $u_j \in \mathbb{R}$  e  $0 < u_j < 1$ ;

$\mathbf{n} = [n_1, n_2, \dots, n_j, \dots, n_{N_c}]$  é um vetor constante com o número de unidades existentes em cada estação geradora  $GS_j$ , com  $n_j \in \mathbb{Z}$  e  $n_j > 0$ .

A expressão  $S(\mathbf{X}_k)$  é uma função desempenho no espaço de estados  $\Omega$ . Neste caso  $S(\mathbf{X}_k)$  é basicamente a capacidade total de geração disponível associada ao estado  $\mathbf{X}_k$ ,

$$S(\mathbf{X}_k) = \mathbf{X}_k \mathbf{C}^T = [x_1, x_2, \dots, x_j, \dots, x_{N_c}] [C_1, C_2, \dots, C_j, \dots, C_{N_c}]^T. \quad (3.22)$$

Como todas as variáveis aleatórias envolvidas seguem uma distribuição binomial, o valor da função massa de probabilidade em  $\mathbf{X}_k$  sob  $f(\bullet; \mathbf{n}, \mathbf{u})$  é

$$f(\mathbf{X}_k; \mathbf{n}, \mathbf{u}) = \prod_{j=1}^{N_c} \frac{n_j!}{x_j!(n_j - x_j)!} (1 - u_j)^{x_j} (u_j)^{n_j - x_j}. \quad (3.23)$$

Considere que o objetivo seja estimar o valor do índice LOLP por simulação tal que

$$\text{LOLP} = P_{\mathbf{u}}\{S(\mathbf{X}) < L\} = E_{\mathbf{u}}[I_{\{S(\mathbf{X}) < L\}}]. \quad (3.24)$$

A fim de estimar o índice LOLP em (3.24), uma SMC não-sequencial pode ser utilizada, i.e., retirar uma amostra  $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_N$  onde  $\mathbf{X} \sim f(\bullet; \mathbf{n}, \mathbf{u})$ , e em seguida utilizar o estimador não tendencioso para o índice LOLP,

$$\hat{\text{LOLP}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{\{S(\mathbf{X}_i) < L\}}. \quad (3.25)$$

Porém, se o nível de carga  $L$  e/ou as indisponibilidades  $u_j$  são pequenas, o índice LOLP terá um valor muito baixo, pois o evento  $\{S(\mathbf{X}) < L\}$  será raro. Em consequência, o estimador (3.25) requer um grande esforço computacional, i.e.,  $N$  precisa ser muito grande para poder estimar o índice LOLP com um baixo nível de incerteza  $\beta$ . A fim de acelerar o processo de convergência, técnicas de IS devem ser utilizadas, e outro estimador não tendencioso para o índice LOLP é dado por,

$$\hat{\text{LOLP}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{\{S(\mathbf{X}_i) < L\}} \mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \mathbf{v}), \quad (3.26)$$

onde  $\mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \mathbf{v})$  é a razão de verossimilhança, a qual representa uma compensação que deve ser aplicada no processo de amostragem devido à utilização de  $f(\bullet; \mathbf{n}, \mathbf{v})$  ao invés de  $f(\bullet; \mathbf{n}, \mathbf{u})$ . No caso das variáveis aleatórias binomiais, o valor da razão de verossimilhança para um estado  $\mathbf{X}_k$  e dado por,

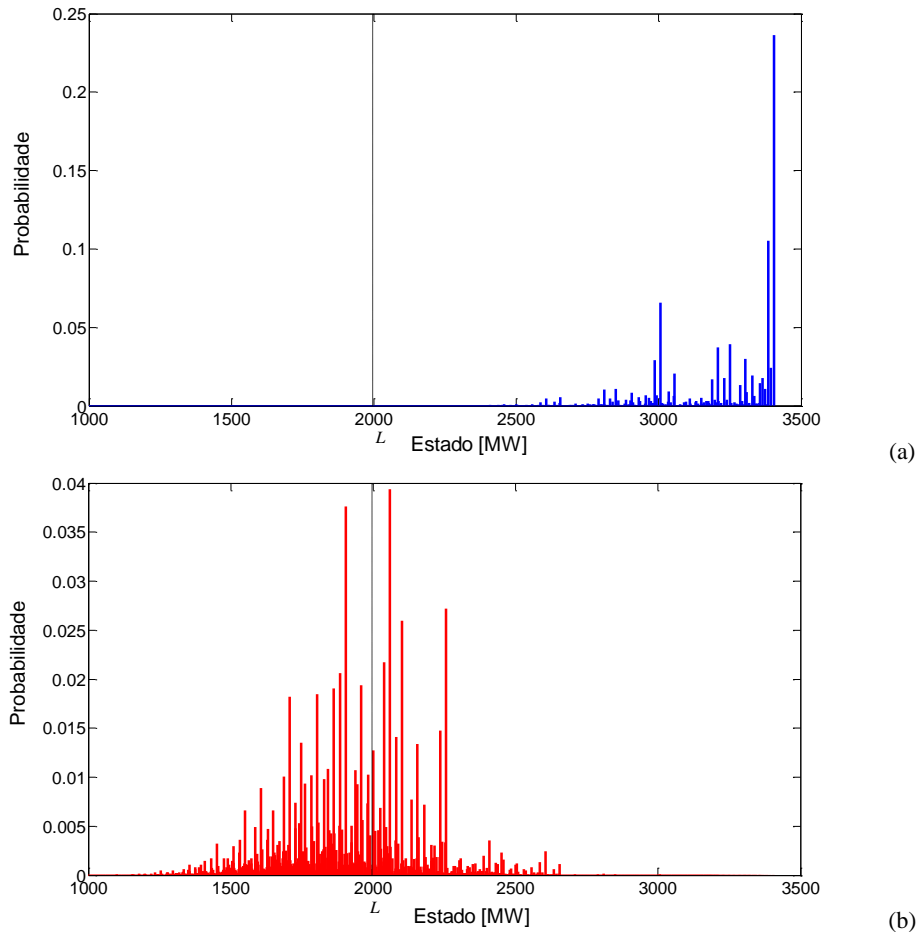
$$\mathbf{W}(\mathbf{X}_k; \mathbf{n}, \delta, \mathbf{v}) = \frac{f(\mathbf{X}_k; \mathbf{n}, \delta)}{f(\mathbf{X}_k; \mathbf{n}, \mathbf{v})} = \frac{\prod_{j=1}^J \frac{n_j!}{x_j!(n_j - x_j)!} p_j^{x_j} (1 - p_j)^{n_j - x_j}}{\prod_{j=1}^J \frac{n_j!}{x_j!(n_j - x_j)!} p'_j{}^{x_j} (1 - p'_j)^{n_j - x_j}}. \quad (3.27)$$

onde  $J$  representa o número de variáveis. No caso específico do problema apresentado nesta seção, a expressão (3.27) finalmente resulta em



$$\mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \mathbf{v}) = \frac{f(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u})}{f(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{v})} = \frac{\prod_{j=1}^{N_c} (1-u_j)^{x_j} (u_j)^{n_j-x_j}}{\prod_{j=1}^{N_c} (1-v_j)^{x_j} (v_j)^{n_j-x_j}}. \quad (3.28)$$

Uma distorção das probabilidades do espaço de estados  $\Omega$  é determinada pelo vetor de parâmetros  $\mathbf{v} = [v_1, v_2, \dots, v_j, \dots, v_{N_c}]$ . A fim de ilustrar esta situação, considere que as probabilidades dos estados de geração sob  $f(\cdot; \mathbf{n}, \mathbf{u})$  estejam apresentadas na Fig. 3.2a. Considere também que a carga do sistema é  $L=1995$  MW. A Fig. 3.2b ilustra o mesmo espaço de estados de geração, mas sob a pmf ótima de amostragem  $f(\cdot; \mathbf{n}, \mathbf{v})$ . Pode-se concluir a partir de ambas as figuras que uma amostragem baseada em  $f(\cdot; \mathbf{n}, \mathbf{v})$  será sempre mais eficiente, pois os estados de falha dominantes estão sendo amostrados com maior frequência.



**Fig. 3.2: Espaço de Estados de Geração (a) Real e (b) Distorcido.**

O problema agora consiste em escolher o melhor conjunto de parâmetros  $\mathbf{v}$  tal que o esforço computacional da simulação seja reduzido o máximo possível.

### 3.4.2. Algoritmo de Avaliação Baseado no Método CE

Os conceitos de CE apresentados na seção anterior serão utilizados para estimar o vetor de parâmetros de referência ótimo  $\mathbf{v}_{opt}$ . O algoritmo consiste em dez passos, onde o *Passo 1* é o processo de inicialização de dados e parâmetros, os *Passos 2-6* representam a abordagem de otimização do método CE, e os *Passos 7-10* a SMC não-sequencial otimizada com IS. Todo o desenvolvimento será baseado no índice LOLP. Os outros índices de confiabilidade serão discutidos na seção seguinte [LGS10].

*Passo 1)* Além dos dados que caracterizam o problema de confiabilidade de geração (i.e., parâmetros dos geradores e nível de carga), os seguintes parâmetros adicionais precisam ser definidos: (i) tamanho da amostra  $N$  (e.g., 10000 amostras) para o processo de otimização (*Passos 2-6*); (ii) parâmetro de níveis múltiplos  $\rho$  (com valores típicos entre 0,01 e 0,1) [RK04]; (iii) o parâmetro de suavização  $\alpha=1$  (somente diferente de um para evitar a aparição de zeros ou uns no vetor de parâmetros  $\mathbf{v}$  [RK04]); (iv) número máximo de amostras  $N_{MAX}$  e o coeficiente de variação  $\beta_{LOLP}$  (e.g., entre 1% e 5%) para os *Passos 7-10*;

*Passo 2)* Definir  $\hat{\mathbf{v}}_0 := \mathbf{u}$ , ou seja,  $\hat{\mathbf{v}}_0$  será igual ao vetor de indisponibilidades originais do sistema de geração; logo fazer  $k:=1$  (contador de iterações do processo de otimização do método CE);

*Passo 3)* Gerar  $N$  amostras aleatórias  $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_N$  de estados de geração de acordo com  $f(\cdot; \mathbf{n}, \hat{\mathbf{v}}_{k-1})$ . Avaliar a função desempenho  $S(\mathbf{X}_i)$  para todo  $\mathbf{X}_i$  e ordenar os resultados em ordem decrescente tal que  $\mathbf{S}=[S_{[1]}, S_{[2]}, \dots, S_{[N]}]$  e  $S_{[1]} \geq S_{[2]} \geq \dots \geq S_{[N]}$ ;

*Passo 4)* O valor de  $\hat{L}_k$  (nível de carga durante a iteração  $k$ ) será o  $\rho$  – quantil amostral de  $\mathbf{S}$ , i.e.,  $\hat{L}_k := S_{[(1-\rho)N]}$ , caso  $S_{[(1-\rho)N]} > L$ . Se  $S_{[(1-\rho)N]} \leq L$ , fazer  $\hat{L}_k := L$ . Avaliar a função teste  $H_{LOLP}(\mathbf{X}_i) = I_{\{S(\mathbf{X}_i) < \hat{L}_k\}}$  para todo  $\mathbf{X}_i$ . Avalie também a razão de verossimilhança  $\mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_{k-1})$  para todo  $\mathbf{X}_i$  de acordo com (3.28);

*Passo 5)* Usar a mesma amostra  $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_N$  para avaliar cada elemento  $j=1, 2, \dots, N_C$  do novo vetor de parâmetros de referência  $\hat{\mathbf{v}}_k$  [G09]. Caso  $\alpha \neq 1$ , corrigir  $\hat{v}_{k,j}$  de maneira semelhante a (3.20).

$$\hat{v}_{k,j} = 1 - \frac{1}{n_j} \left[ \frac{\sum_{i=1}^N I_{\{S(\mathbf{X}_i) < \hat{L}_k\}} \mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_{k-1}) X_{ij}}{\sum_{i=1}^N I_{\{S(\mathbf{X}_i) < \hat{L}_k\}} \mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_{k-1})} \right]; \quad (3.29)$$

*Passo 6)* Se  $\hat{L}_k = L$ , então é o fim do processo de otimização baseado em CE (em  $k = K$ ) e continuar no *Passo 7*; caso contrário, incrementar o contador de iterações  $k := k + 1$  e recomeçar o processo iterativo desde o *Passo 3*;

*Passo 7)* Considere que  $\mathbf{v}_{opt}$  seja aproximadamente igual a  $\hat{\mathbf{v}}_K$ . Agora, uma SMC não-sequencial baseada em IS será executada utilizando o vetor de parâmetros ótimos  $\hat{\mathbf{v}}_K$ . Portanto, considere o novo contador de iterações  $N_1 := 0$ ;

*Passo 8)* Fazer  $N_1 := N_1 + 1$  e gerar uma amostra  $\mathbf{X}_{N_1}$  de acordo com  $f(\cdot; \mathbf{n}, \hat{\mathbf{v}}_K)$ ;

*Passo 9)* Avaliar  $H_{LOLP}(\mathbf{X}_{N_1}) = I_{\{S(\mathbf{X}_{N_1}) < L\}}$ ,  $\mathbf{W}(\mathbf{X}_{N_1}; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_K)$  e também o estimador não tendencioso para o índice LOLP na iteração  $N_1$  como segue:

$$\hat{LOLP} = \frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^{N_1} I_{\{S(\mathbf{X}_i) < L\}} \mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_K); \quad (3.30)$$

*Passo 10)* Calcule o coeficiente de variação  $\beta_{N_1}$ . Se  $\beta_{N_1} \leq \beta_{LOLP}$  ou  $N_1 \geq N_{MAX}$ , pare o algoritmo; caso contrário, volte ao *Passo 8*. A fim de tornar o processo da SMC mais eficiente, a convergência pode ser verificada em blocos de, por exemplo, 1000 amostras.

### 3.4.3. Aspectos Adicionais

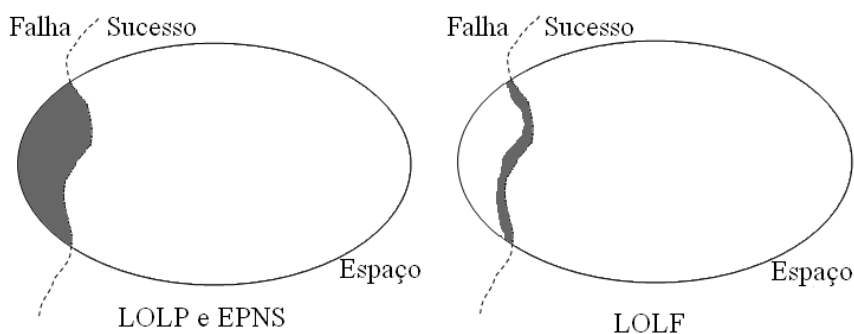
O método de avaliação da confiabilidade via CE apresentado na seção anterior menciona somente o índice LOLP. Além disso, a carga foi modelada como um nível fixo ao longo do

tempo. Esta mesma metodologia pode ser estendida para avaliar outros índices de confiabilidade e para tratar com modelos de carga mais sofisticados. A seguir, estes aspectos serão brevemente abordados. Uma discussão mais detalhada pode ser encontrada em [G09].

### 3.4.3.1 Outros Índices de Confiabilidade

O algoritmo apresentado em 3.4.2 discute a avaliação do índice LOLP e, com este objetivo, o vetor de parâmetros de referência ótimo  $\hat{\mathbf{v}}_K^{\text{LOLP}}$  foi estimado. Para os índices EPNS e LOLF, um processo de otimização similar deve ser executado para estimar os vetores de parâmetros ótimos  $\hat{\mathbf{v}}_K^{\text{EPNS}}$  e  $\hat{\mathbf{v}}_K^{\text{LOLF}}$ , respectivamente [LGS10]. Nestes casos, a função teste  $H_{\text{LOLP}}(\mathbf{X}_i)$  e seus valores de saída associados {1 ou 0} devem ser substituídos de acordo com (2.12) e (2.13): para a EPNS  $\{\Delta P_i \text{ ou } 0\}$  e para a LOLF  $\{\Delta \lambda_i \text{ ou } 0\}$ .

A Fig. 3.3 ilustra a fronteira entre os subespaços de falha e sucesso, assim como as regiões de interesse para o cálculo dos índices de confiabilidade básicos. No caso do índice LOLF, qualquer lado da fronteira poderia ter sido indicado. Os estados de falha que mais contribuem para o índice LOLP são aqueles que se encontram de certa forma próximos à fronteira, pois estes são os mais prováveis. Em geral, afastando-se da fronteira, os eventos tendem a ser cada vez mais raros e suas contribuições vão ficando desprezíveis.



**Fig. 3.3: Estados de Falha com Contribuições para os Índices de Confiabilidade.**

No caso do índice EPNS, existe um compromisso entre a raridade do evento e o tamanho do corte. Próximos à fronteira, os estados apresentam probabilidades mais significativas, porém, o tamanho do corte é baixo. Longe da fronteira, os estados apresentam cortes expressivos, porém, têm baixíssima probabilidade de ocorrência. Contudo, as probabilidades acabam influenciando mais que as magnitudes dos cortes e conclui-se então que estados dominantes

para estimar o índice EPNS também estão localizados próximos à fronteira. Para o índice LOLF, somente os estados de falha que têm uma ligação direta com estados de sucesso apresentam contribuições, ou seja, necessariamente um estado que contribui para o índice LOLF deve estar localizado próximo da fronteira.

Desta discussão se conclui que os estados dominantes para os três índices de confiabilidade estão localizados próximos à fronteira. Diversos testes demonstraram que o vetor de parâmetros ótimo encontrado para o índice LOLP ( $\hat{\mathbf{v}}_K^{\text{LOLP}}$ ) é muito próximo dos vetores encontrados para a EPNS ( $\hat{\mathbf{v}}_K^{\text{EPNS}}$ ) e LOLF ( $\hat{\mathbf{v}}_K^{\text{LOLF}}$ ), i.e.,  $\hat{\mathbf{v}}_K^{\text{LOLP}} \cong \hat{\mathbf{v}}_K^{\text{EPNS}} \cong \hat{\mathbf{v}}_K^{\text{LOLF}}$ . Em conclusão, somente um processo de otimização precisa ser executado baseado no índice LOLP (*Passos 2 - 6*). O mesmo vetor ótimo encontrado para o índice LOLP é então utilizado para estimar a EPNS e a LOLF durante a SMC baseada em IS (*Passos 7 - 10*). Assim, tem-se

$$\hat{\text{LOLP}} = \frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^{N_1} H_{\text{LOLP}}(\mathbf{X}_i) \mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_K^{\text{LOLP}}) \quad (3.31)$$

$$\hat{\text{EPNS}} = \frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^{N_1} H_{\text{EPNS}}(\mathbf{X}_i) \mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_K^{\text{LOLP}}) \quad (3.32)$$

$$\hat{\text{LOLF}} = \frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^{N_1} H_{\text{LOLF}}(\mathbf{X}_i) \mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_K^{\text{LOLP}}) \quad (3.33)$$

onde  $H_{\text{LOLP}}(\mathbf{X}_i)$ ,  $H_{\text{EPNS}}(\mathbf{X}_i)$  e  $H_{\text{LOLF}}(\mathbf{X}_i)$  representam as funções testes da LOLP, EPNS e LOLF conforme (2.11), (2.12) e (2.13), respectivamente. Considerando um período de análise  $T$ , por exemplo, de 8760 horas, tem-se também

$$\hat{\text{LOLE}} = \hat{\text{LOLP}} \times T \quad (3.34)$$

$$\hat{\text{EENS}} = \hat{\text{EPNS}} \times T \quad (3.35)$$

$$\hat{\text{LOLD}} = \frac{\hat{\text{LOLP}}}{\hat{\text{LOLF}}} \quad (3.36)$$

## 3.4.3.2 Modelos de Carga Variável

Qualquer modelo de carga é uma aproximação da carga real. Sua precisão depende da quantidade e qualidade dos dados disponíveis. Hipóteses Markovianas sempre podem ser verificadas não somente para saídas forçadas de equipamentos, mas também para as cargas. Se elas são aceitáveis, as estimativas baseadas nestes modelos serão satisfatórias. O algoritmo de SMC baseado em CE apresentado na Seção 3.4.2 considera somente um nível de carga  $L$ . Esta metodologia, porém, pode ser facilmente estendida para tratar um modelo de carga de múltiplos estados.

A Fig. 3.4 apresenta o modelo de carga de níveis múltiplos que será utilizado. Este modelo descreve um conjunto de  $T$  níveis de carga, representando, por exemplo, 8760 horas, sequencialmente conectadas na mesma ordem cronológica com que aparecem na sequência histórica. O modelo utiliza uma taxa constante de transição de carga  $\lambda_L = 1/\Delta T$ , onde  $\Delta T$  representa a unidade de tempo utilizada para discretizar o período  $T$ , e.g.,  $\lambda_L = 1$  transição por hora. Como todas as taxas de transição são as mesmas, a carga irá permanecer, em média,  $\Delta T$  horas (e.g., 1 hora) em cada nível e  $T$  horas (e.g., 8760 horas) para o período total de análise. Este é um caso particular do modelo de carga Markoviano não-agregado de níveis múltiplos proposto em [LMMB00].

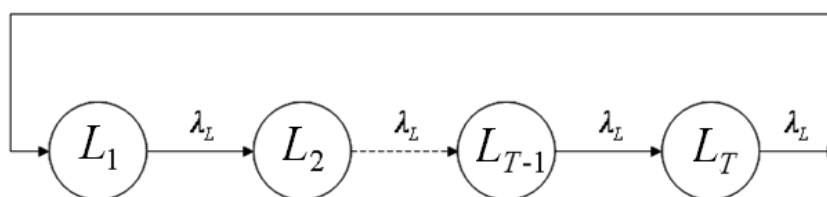


Fig. 3.4: Modelo Markoviano de Carga de Níveis Múltiplos.

O principal problema em considerar  $L$  com múltiplos estados é que, em geral,  $L$  não obedece a nenhuma distribuição de probabilidade padrão conhecida. Em outras palavras, se a distribuição de probabilidade da carga não pertence à NEF, então a carga não poderá ser incluída no processo de otimização via CE (*Passos 2 - 6*). No entanto, considerando que o nível de carga mais relevante é o pico, diversas simulações demonstraram que o vetor de parâmetros ótimos obtido para  $L=L_{MAX}$  (ou valores próximos) apresenta o melhor desempenho computacional quando  $L$  é representada com níveis múltiplos.

### 3.4.3.3 Parâmetro $\Phi$

Como as probabilidades dos estados de carga não são distorcidas, a amostragem de  $L$  pode continuar ineficiente dependendo do fator de carga do sistema. Em sistemas com fator de carga baixo, a maior parte das amostras de carga estará longe do pico  $L_{MAX}$  e, conseqüentemente, a eficiência do vetor  $\hat{\mathbf{v}}_K$  será reduzida. Em outras palavras, estados de falha continuarão sendo raros, mas agora por causa dos estados de carga e não mais por causa dos parâmetros do modelo de geração. Este problema também pode ser resolvido utilizando um parâmetro adicional  $\Phi$  definido como

$$\Phi = P_{\hat{\mathbf{v}}_K} \{S(\mathbf{X}_i) < \ell\}. \quad (3.37)$$

Note que, na definição deste parâmetro, as probabilidades são em relação ao vetor de parâmetros de referência ótimo  $\hat{\mathbf{v}}_K$ , ou seja, o parâmetro  $\Phi$  é definido no “mundo distorcido” de probabilidades dos estados de geração. Se a probabilidade  $\Phi$  for especificada, uma estimativa  $\hat{\ell}$  de  $\ell$  pode ser encontrada por  $N$  amostras (e.g., 10 000) dos estados de geração, i.e.,  $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_N$  de acordo com  $f(\bullet; \mathbf{n}, \hat{\mathbf{v}}_K^{LOLP})$ , que é a distribuição obtida pela abordagem baseada em CE (Passos 2-6). A função de desempenho  $S(\mathbf{X}_i)$  é avaliada para cada  $\mathbf{X}_i$ , e os resultados são ordenados do menor ao maior valor:  $S_{[1]} \leq S_{[2]} \leq \dots \leq S_{[N]}$ . O valor de  $\hat{\ell}$  será tal que  $\hat{\ell} = S_{[\Phi N]}$ . Assim, todos aqueles estados de carga amostrados com níveis de carga menores que  $\hat{\ell}$  serão automaticamente considerados como estados de sucesso e não serão verificados durante o processo da SMC baseado em IS (Passos 7 - 10). Este é um procedimento simples, mas muito eficiente do ponto de vista computacional.

Diversos testes demonstraram que a escolha adequada do valor de  $\Phi$  depende da raridade dos eventos de falha envolvidos. Valores típicos são de 0,01 a 0,05 para uma LOLP entre  $10^{-3}$  a  $10^{-5}$ ; de 0,05 a 0,15 para uma LOLP entre  $10^{-5}$  a  $10^{-8}$ ; e de 0,15 a 0,2 para  $LOLP < 10^{-8}$ . O excelente desempenho computacional do parâmetro  $\Phi$  é devido ao fato de um estado de geração ser sorteado somente se um estado de carga maior ou igual a  $\hat{\ell}$  for encontrado primeiro, pois a probabilidade de amostrar um estado  $\mathbf{X}_i$  tal que  $S(\mathbf{X}_i) < \hat{\ell}$  sob  $f(\bullet; \mathbf{n}, \hat{\mathbf{v}}_K^{LOLP})$  é de aproximadamente  $\Phi$ . É sempre importante ter em mente que utilizar o parâmetro  $\Phi$  introduz uma pequena imprecisão no processo de estimação, pois alguns estados amostrados

são diretamente considerados como sucesso. Esta imprecisão, no entanto, pode ser insignificante se os valores de  $\Phi$  são pequenos. Além disso, as contribuições já desprezadas no “mundo distorcido” serão ainda mais insignificantes uma vez compensadas com  $\mathbf{W}(\mathbf{X}_{N_1}; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_K^{\text{LOLP}})$ . Como regra geral, um  $\Phi = 0,01$  pode ser utilizado como valor padrão. No entanto, quando o modelo de carga tem um único estado este parâmetro deve ser obviamente ignorado. Finalmente, em sistemas teste com poucas unidades geradoras (menos de 10 unidades) a utilização deste parâmetro não é necessária nem aconselhável, pois as probabilidades de amostrar estados de geração com capacidades muito baixas podem não ser desprezíveis.

#### 3.4.4. Abordagem Analítica Alternativa do Método CE

O procedimento utilizado para estimar o vetor  $\hat{\mathbf{v}}_K^{\text{LOLP}}$  (*Passos 2-6* do algoritmo apresentado na Seção 3.4.2) é iterativo e baseado em uma SMC não-sequencial. No entanto, existe também a possibilidade de calcular as distorções ótimas de cada unidade geradora utilizando uma abordagem totalmente analítica, conforme será apresentado a seguir.

Por simplicidade, considere inicialmente que a carga é constante ao longo do tempo e que todas as unidades de geração são representadas (de forma individual) por variáveis de Bernoulli. Assim, a regra de atualização (3.29) torna-se

$$\hat{v}_{k,j} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N I_{\{S(\mathbf{X}_i) < \hat{L}_k\}} \mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_{k-1}) X_{ij}}{\sum_{i=1}^N I_{\{S(\mathbf{X}_i) < \hat{L}_k\}} \mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_{k-1})}. \quad (3.38)$$

Na primeira iteração do processo de otimização via CE (i.e., em  $k=1$ ), temos  $\hat{\mathbf{v}}_0 = \mathbf{u}$ . Portanto,  $\mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_0) = 1$  para toda amostra  $\mathbf{X}_i$ . Lembrando que  $I_{\{S(\mathbf{X}_i) < \hat{L}_k\}} = H_{\text{LOLP}}(\mathbf{X}_i)$ , (3.38) pode ser simplificado para

$$\hat{v}_j = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N H_{\text{LOLP}}(\mathbf{X}_i) X_{ij}}{\sum_{i=1}^N H_{\text{LOLP}}(\mathbf{X}_i)}. \quad (3.39)$$



sendo, neste caso,  $j=1, 2, \dots, J$  (número total de unidades geradoras). A equação (3.39) pode ser reescrita como

$$\hat{v}_j = 1 - \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N H_{\text{LOLP}}(\mathbf{X}_i) X_{ij}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N H_{\text{LOLP}}(\mathbf{X}_i)}. \quad (3.40)$$

Agora, se  $N \rightarrow \infty$ , então (3.40) é equivalente a

$$v_j = 1 - \frac{E_{\mathbf{u}}[H_{\text{LOLP}}(\mathbf{X}) X_j]}{E_{\mathbf{u}}[H_{\text{LOLP}}(\mathbf{X})]}. \quad (3.41)$$

$E[H_{\text{LOLP}}(\mathbf{X})]$  é o valor esperado de  $H_{\text{LOLP}}(\mathbf{X})$ , que é a função teste para o índice LOLP. De maneira semelhante,  $E[H_{\text{LOLP}}(\mathbf{X}) X_j]$  pode ser entendido como o valor esperado do produto de duas funções teste,  $H_{\text{LOLP}}(\mathbf{X})$  e  $X_j$ . Aqui,  $X_j$  é considerado como uma função teste cujo valor é igual a um, se a  $j$ -ésima unidade de geração se encontra no estado  $Up$ , e zero, caso contrário. Assim, em termos de probabilidades, tem-se

$$E_{\mathbf{u}}[H_{\text{LOLP}}(\mathbf{X}) X_j] = P_{\mathbf{u}}\{H_{\text{LOLP}}(\mathbf{X}) = 1 \cap X_j = 1\}. \quad (3.42)$$

De acordo com o teorema de Bayes [P91], (3.42) pode ser reescrita como

$$P_{\mathbf{u}}\{H_{\text{LOLP}}(\mathbf{X}) = 1 \cap X_j = 1\} = P_{\mathbf{u}}\{H_{\text{LOLP}}(\mathbf{X}) = 1 | X_j = 1\} P_{\mathbf{u}}\{X_j = 1\}. \quad (3.43)$$

Substituindo (3.43) em (3.41) e considerando que, de acordo com a distribuição de Bernoulli,  $P_{\mathbf{u}}\{X_j = 1\} = 1 - u_j$ , tem-se

$$v_j = 1 - \frac{P_{\mathbf{u}}\{H_{\text{LOLP}}(\mathbf{X}) = 1 | X_j = 1\}}{E_{\mathbf{u}}[H_{\text{LOLP}}(\mathbf{X})]} (1 - u_j). \quad (3.44)$$

Esta última equação mostra que a indisponibilidade ótima para a unidade de geração  $j$ , i.e.,  $v_j$ , pode ser calculada de forma direta. Neste caso, é necessário determinar o valor de

$P_u\{H_{LOLP}(\mathbf{X})=1 | X_j=1\}$ , que é a probabilidade do sistema falhar dado que a unidade  $j$  se encontra no estado  $Up$ . Assim, (3.44) finalmente torna-se

$$v_j = 1 - \frac{LOLP_j^+}{LOLP_{Peak}}(1 - u_j). \quad (3.45)$$

onde  $LOLP_{Peak}$  é a probabilidade do sistema falhar considerando somente a carga pico  $L_{MAX}$ , e  $LOLP_j^+$  representa o mesmo índice considerando que a unidade  $j$  está sempre disponível.

De acordo com (3.45), se os valores de  $LOLP_{Peak}$  e  $LOLP_j^+$  são conhecidos, então o valor da indisponibilidade ótima  $v_j$  pode ser facilmente calculada. Também é possível demonstrar que outros índices de confiabilidade podem ser utilizados em (3.45) para calcular distorções similares. Por exemplo,  $EPNS_{Peak}$  e  $EPNS_j^+$  ou  $LOLF_{Peak}$  e  $LOLF_j^+$  podem ser utilizados para se obter distorções específicas para estes índices. Depois que as distorções ótimas de todas as unidades de geração tenham sido calculadas, procede-se a avaliar os índices de confiabilidade reais do sistema (considerando todos os níveis de carga e/ou outros fatores) utilizando uma SMC baseada em amostragem por importância, i.e., de forma semelhante aos *Passos 7-10* do algoritmo apresentado na Seção 3.4.2.

Para efetuar o cálculo de  $LOLP_{Peak}$  e  $LOLP_j^+$  (para cada unidade de geração  $j$ ) sugere-se a utilização de algoritmos analíticos eficientes baseados em convolução discreta, como é o caso da metodologia apresentada em [LMC91]. No entanto, qualquer outra metodologia (para cálculo de índices de confiabilidade) disponível na literatura pode ser utilizada. A principal vantagem deste método é que o processo de otimização via CE (iterativo e baseado em SMC) é substituído por um procedimento simples e inteiramente analítico. Assim, a distorção ótima do modelo de geração não é mais estimada (e, portanto, sujeita a um processo de convergência), mas sim calculada.

Para ilustrar a simplicidade desta abordagem, considere um sistema de geração pequeno com apenas 4 unidades, divididas em 3 estações geradoras: 1 unidade de 100 MW, 2 unidades de 250 MW e 1 unidade de 400 MW. Considere também que as taxas de falha e reparo são as mesmas para todas as unidades de geração e iguais a 9,22 falhas/ano e 175,20 reparos/ano,

respectivamente. Todas as unidades, portanto, têm uma indisponibilidade original igual a 0,05, i.e.,  $\mathbf{u}=[0,05 \ 0,05 \ 0,05]$ . Neste exemplo, o modelo de carga original do IEEE RTS [IEEE79] será utilizado, mas com uma carga pico de 600 MW.

De acordo com (3.45), para calcular os parâmetros ótimos distorcidos somente os valores de  $LOLP_{Peak}$  e  $LOLP_j^+$  são necessários. Estas grandezas podem ser facilmente calculadas utilizando a abordagem analítica descrita em [LMC91]. Assim,  $LOLP_{Peak} = 9,52 \times 10^{-3}$  é a probabilidade de falha do sistema considerando somente a carga pico.  $LOLP_1^+ = 7,25 \times 10^{-3}$  é a probabilidade de falha do sistema considerando a carga pico e que a unidade de 100 MW está sempre disponível. A indisponibilidade distorcida ótima para a unidade de 100 MW é então dada por

$$v_1 = 1 - \frac{LOLP_1^+}{LOLP_{Peak}} (1 - u_1) = 1 - \frac{7,25 \times 10^{-3}}{9,52 \times 10^{-3}} (1 - 0,05) = 0,277. \quad (3.46)$$

O processo é então repetido para as duas estações geradoras restantes. Assim,  $LOLP_2^+ = 4,88 \times 10^{-3}$  é a probabilidade de falha do sistema considerando a carga pico e que uma unidade de 250 MW está sempre disponível. Análogamente,  $LOLP_3^+ = 2,50 \times 10^{-3}$  é a probabilidade de falha do sistema considerando a carga pico e que a unidade de 400 MW está sempre disponível. Os valores de  $v_2$  e  $v_3$  são então dados por

$$v_2 = 1 - \frac{LOLP_2^+}{LOLP_{Peak}} (1 - u_2) = 1 - \frac{4,88 \times 10^{-3}}{9,52 \times 10^{-3}} (1 - 0,05) = 0,513 \quad (3.47)$$

$$v_3 = 1 - \frac{LOLP_3^+}{LOLP_{Peak}} (1 - u_3) = 1 - \frac{2,50 \times 10^{-3}}{9,52 \times 10^{-3}} (1 - 0,05) = 0,751 \quad (3.48)$$

e, portanto,  $\mathbf{v} = [0,277; 0,513; 0,751]$ . Assim como esperado, estes resultados estão muito próximos de  $\hat{\mathbf{v}} = [0,275; 0,518; 0,740]$ , que foi estimado utilizando o método CE tradicional com  $N = 10^5$  amostras.

Agora, uma SMC baseada em IS pode ser executada para avaliar os índices de confiabilidade reais do sistema, i.e., considerando todos os níveis de carga. Para este exemplo, os índices

são:  $LOLP = 3,21 \times 10^{-3}$ ,  $EPNS = 2,78 \times 10^{-1}$  MW e  $LOLF = 3,36 \times 10^0$  oc./ano. Utilizando  $\mathbf{u}$ , i.e., com uma SMC convencional, foram necessárias aproximadamente  $1,9 \times 10^7$  amostras para convergir a simulação para  $\beta_{MAX} = 1\%$  (para todos os índices de confiabilidade). No entanto, utilizando  $\mathbf{v}$  somente  $4,2 \times 10^5$  amostras foram necessárias para atingir a mesma precisão.

Diversos testes apresentados em [CGLR12] demonstraram que a abordagem analítica do método CE é equivalente ao método CE tradicional tanto em precisão como em desempenho computacional, sendo, além disso, um método direto e de simples implementação. No entanto, esta metodologia também apresenta algumas desvantagens. O método não é útil quando a carga do sistema for constante ao longo do tempo, pois, neste caso,  $LOLP_{Peak}$ ,  $EPNS_{Peak}$  e  $LOLF_{Peak}$  seriam os próprios índices do sistema. Em sistemas de grande porte o método perde competitividade em relação à abordagem tradicional, pois os custos das operações de convolução aumentam com o tamanho do sistema. Finalmente, a abordagem analítica do método CE seria de difícil aplicação em confiabilidade composta (i.e., geração e transmissão), pois, neste caso, o cálculo de  $LOLP_{Peak}$  e  $LOLP_j^+$  (para cada unidade de geração e linha de transmissão  $j$ ) poderia não ser viável dependendo das dimensões do sistema.

### 3.5. COMENTÁRIOS FINAIS

Este capítulo apresentou a formulação matemática básica do Método CE para simulação de eventos raros. Um algoritmo genérico, iterativo e baseado em níveis múltiplos foi também apresentado e discutido em detalhes. Os conceitos de CE foram posteriormente estendidos para tratar o problema específico de avaliar índices de confiabilidade em sistemas de geração, surgindo, desta maneira, uma aplicação inicial básica deste método em confiabilidade de sistemas elétricos.

Inicialmente, foi apresentado um algoritmo de SMC baseado em CE para a avaliação do índice LOLP. Depois este algoritmo foi estendido para estimar também os demais índices de confiabilidade, considerando que o vetor de parâmetros ótimo encontrado para a LOLP, i.e.,  $\hat{\mathbf{v}}_K^{LOLP}$ , mesmo não sendo ótimo para os demais índices, pode ser aplicado satisfatoriamente para estimar também a EPNS e LOLF. Concluiu-se também que a carga pico  $L_{MAX}$  pode ser sempre utilizada como referência para estimar o vetor de parâmetros ótimo, independentemente se o modelo  $L$  for representado por um único estado ou por múltiplos

estados. Com o objetivo de melhorar a eficiência de amostragem dos estados de  $L$ , o parâmetro  $\Phi$  foi também introduzido. Este procedimento resultou simples, prático e extremamente eficiente do ponto de vista computacional.

No final deste capítulo foi apresentada também uma metodologia analítica alternativa simples para avaliar as distorções ótimas das unidades geradoras. O método é direto, de fácil implementação computacional e seu desempenho é semelhante ao método CE tradicional. Contudo, tendo em mente sistemas de potência reais, a abordagem tradicional do método CE é mais competitiva e, por este motivo, maior esforço foi dedicado a esta última.

Conforme mencionado anteriormente, os métodos baseados em CE apresentados neste capítulo representam apenas uma aplicação inicial. Questões mais sofisticadas como, por exemplo, a representação de fontes renováveis, esquemas de manutenção programada, equipamentos não-Markovianos e o cálculo do índice LOLC serão discutidos no próximo capítulo para sistemas de geração. A aplicação do método CE para a avaliação da confiabilidade composta de sistemas elétricos de potência será apresentada no Capítulo 5.

# CAPÍTULO 4

## AVALIAÇÃO DA CONFIABILIDADE DE GERAÇÃO VIA MÉTODO CE

### 4.1. CONSIDERAÇÕES INICIAIS

**N**O capítulo anterior, o método da Entropia Cruzada (CE) foi apresentado. A seguir, este método foi adaptado para ser aplicado em problemas de avaliação da confiabilidade de sistemas de geração. A abordagem baseada em CE resultou ser extremamente eficiente do ponto de vista computacional, apresentando desempenhos semelhantes a uma abordagem analítica muito eficiente baseada em convolução discreta [LMC91]. Em [LGS10], esta metodologia foi aplicada com sucesso para avaliar índices de confiabilidade em sistemas de geração, com as mais diversas características: dimensão do sistema, raridade dos eventos de falha, número de unidades diferentes, e curvas de carga variadas. Contudo, nesta referência nenhum aspecto cronológico foi discutido.

Atualmente existe um interesse crescente por fontes renováveis de energia como, por exemplo, a geração eólica [SA96, BCG96, LMSR07, PMLS08]. Embora a contribuição de fontes renováveis no mercado de geração ainda seja pequena, com a exceção da geração hidráulica, esta parcela está crescendo a uma taxa muito maior do que qualquer outra fonte de energia convencional. Mesmo que ainda exista um grande potencial hidráulico no mundo, restrições severas baseadas principalmente em aspectos ambientais têm limitado seu aproveitamento [R03]. O vento é sem dúvida a fonte de energia limpa mais popular ao redor do mundo. No final de 2007, a potência instalada de geração eólica mundial era aproximadamente 94 GW. Para o ano 2012, o Conselho Global de Energia Eólica prevê que o mercado eólico global terá crescido aproximadamente 155% desse valor para atingir 240 GW de potência instalada total [GWEC08].

O planejamento de um sistema com alta penetração de fontes renováveis é mais complexo devido ao grande número de variáveis aleatórias envolvidas e às flutuações na capacidade destas fontes. Além disso, modelos de carga detalhados por área ou barramento têm sido uma

preocupação para muitos planejadores, considerando o dimensionamento mais adequado para as redes de transmissão. Fontes renováveis e modelos cronológicos de carga são considerados dependentes do tempo devido a suas fortes correlações com variáveis climáticas e/ou temporais. Assim, novos modelos matemáticos e ferramentas computacionais precisam ser desenvolvidos a fim de tratar eficientemente sistemas com dependência cronológica.

Neste capítulo serão apresentadas algumas metodologias eficientes baseadas em CE para avaliar a confiabilidade de sistemas de geração renováveis. Todos os métodos podem representar diferentes padrões cronológicos de carga por área ou barramento, e também modelar as flutuações nas capacidades de geração em fontes renováveis. Esquemas de manutenção programada de equipamentos também podem ser facilmente incluídos nestes modelos de simulação. As características particulares, assim como os pontos fortes e limitações de cada abordagem serão apresentados nas seguintes seções.

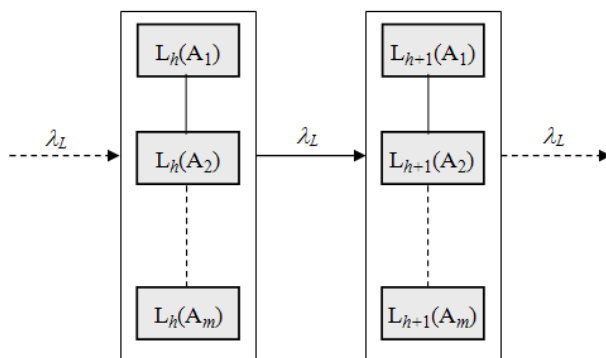
## **4.2. METODOLOGIAS COM REPRESENTAÇÃO CRONOLÓGICA**

### **4.2.1. Simulação Monte Carlo Quasi-Sequencial e Quasi-Sequencial/CE**

A simulação Monte Carlo (SMC) quasi-sequencial é uma metodologia de avaliação de índices de confiabilidade que foi recentemente proposta em [LGSM10]. Baseado em uma SMC não-sequencial, o método utiliza um modelo Markoviano de carga não-agregado de níveis múltiplos para avaliar índices de confiabilidade em sistemas tempo-dependentes.

#### *4.2.1.1 Modelo de Carga Markoviano Não-Agregado*

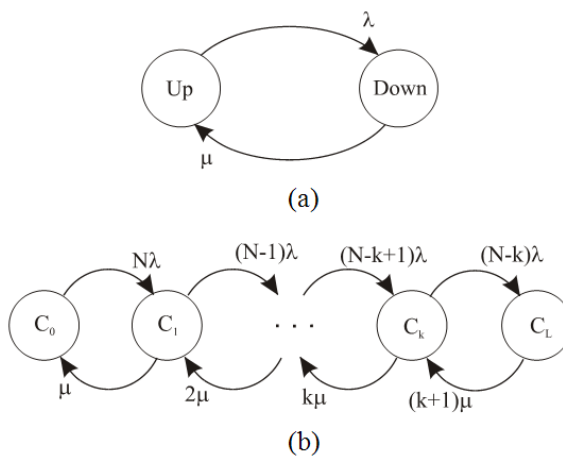
Este modelo de carga foi proposto em [LMMB00] e considera um conjunto de estados de carga com vários níveis sequencialmente conectados, representando, por exemplo, um ano ( $T=8760$  horas); i.e., na mesma ordem cronológica com que aparecem nos históricos. Em consequência, é possível amostrar um instante de tempo (e seu respectivo nível de carga associado) desde a hora 1 até a hora  $T$ . A fim de explicar este modelo, a Fig. 4.1 apresenta um estado amostrado  $h$  e o próximo estado  $h+1$ , onde  $L_h(A_m)$  representa o nível de carga associado ao estado  $h$  na área  $m$  e  $\lambda_L$  é a taxa de transição da carga. Portanto, se uma transição de carga ocorrer, o nível de carga em todas as áreas mudará de  $L_h$  para  $L_{h+1}$ . Note que a carga pode estar aumentando em uma área enquanto em outra pode estar diminuindo.



**Fig. 4.1: Modelo de Carga Markoviano Não-Agregado de Níveis Múltiplos.**

4.2.1.2 Modelagem das Fontes Convencionais e Renováveis

Um modelo Markoviano de dois estados é utilizado para representar o ciclo *Up/Down* de todas as unidades térmicas e hidráulicas de geração. Elas são especificadas através de suas taxas de falha ( $\lambda$ ) e de sucesso ( $\mu$ ). A Fig. 4.2a apresenta o bem conhecido modelo Markoviano de dois estados [BA96]. As capacidades de geração das unidades térmicas são fixas e pré-especificadas.



**Fig. 4.2: Modelos Markovianos de (a) Dois estados; (b) Estados múltiplos.**

No caso das unidades hidráulicas, a capacidade disponível quando a unidade se encontra no estado *Up* é definida em uma base mensal, considerando a série hidrológica sendo utilizada na simulação. Utilizando polinômios é possível converter volumes armazenados nos reservatórios em capacidades disponíveis de geração [PMLS08]. No caso de usinas hidrelétricas com capacidade de bombeamento, algumas avaliações adicionais são efetuadas para refletir o aumento na capacidade disponível. As séries hidrológicas são amostradas de um histórico de séries anualizadas de volumes por usina e por mês. O uso de modelos



simplificados para a representação de unidades hidráulicas pode ser justificado pela alta complexidade que envolve monitorar as condições de despacho em longo prazo. Um exemplo destas séries pode ser encontrado em [LSMB10].

O modelo Markoviano de múltiplos estados apresentado na Fig. 4.2b é utilizado para representar o comportamento estocástico de um grupo de  $N$  unidades eólicas idênticas. Se  $C$  é a capacidade de uma unidade, a capacidade associada com o  $k$ -ésimo estado é dado por  $C_k = (N-k) \times C$ ,  $k=0,1,2,\dots,N$ . A probabilidade acumulada  $P_k$  (de 0 a  $k$ ) associada com cada estado pode ser facilmente calculada. A fim de reduzir o número destes estados durante a SMC quasi-sequencial, um simples processo de truncamento é utilizado para escolher o nível de precisão desejado. Para representar a flutuação de capacidade nas unidades eólicas, séries horárias são amostradas a partir de históricos disponíveis considerando cada região geográfica. Estas séries [LSMB10] tentam capturar as características da conversão de velocidade do vento para potência disponível.

#### 4.2.1.3 Algoritmo de Simulação

Um algoritmo conceitual para a SMC quasi-sequencial pode ser resumido como segue:

- Passo 1)* Ler toda a informação referente a parâmetros das unidades, níveis horários de carga, séries hidrológicas e eólicas, e esquemas de manutenção programada. Além disso, os seguintes parâmetros devem ser definidos: (a) número máximo de amostras  $M_{MAX}$ ; (b) coeficiente de variação  $\beta_{MAX}$ ;
- Passo 2)* Fazer  $M = 1$  e  $h = 1$ , onde  $M$  representa o contador de amostras e  $h$  é um índice que define a posição atual no vetor horário de carga;
- Passo 3)* Amostrar as séries hidrológicas e eólicas de acordo com suas respectivas probabilidades de ocorrência;
- Passo 4)* Avaliar as capacidades de fato das unidades de geração durante a hora  $h$ , considerando as séries hidrológicas e eólicas amostradas;
- Passo 5)* Amostrar o estado *Up/Down* de cada unidade de geração considerando os seus respectivos modelos estocásticos. Levar em consideração os esquemas de manutenção;

- Passo 6)* Avaliar  $G(h)$ , i.e., a capacidade total do sistema durante a hora  $h$ , considerando as capacidades de fato das unidades geradoras naquele instante e os estados *Up/Down* de cada unidade;
- Passo 7)* Comparar a capacidade total de geração disponível na hora  $h$ , i.e.,  $G(h)$ , com a carga total do sistema  $L(h)$ ;
- Passo 8)* Avaliar as funções testes correspondentes a cada índice de confiabilidade de acordo com as Eqs. (2.11), (2.12) e (2.13);
- Passo 9)* Estimar os índices de confiabilidade considerando todos os estados amostrados  $\mathbf{X}_i$  via (4.1), (4.2) e (4.3);

$$\hat{\text{LOLP}} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M H_{\text{LOLP}}(\mathbf{X}_i) \quad (4.1)$$

$$\hat{\text{EPNS}} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M H_{\text{EPNS}}(\mathbf{X}_i) \quad (4.2)$$

$$\hat{\text{LOLF}} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M H_{\text{LOLF}}(\mathbf{X}_i) \quad (4.3)$$

Avalie também os respectivos coeficientes de variação. Se qualquer critério de convergência for atingido ( $\beta_{\text{MAX}}$  ou  $M_{\text{MAX}}$ ), parar a simulação; caso contrário, continue no *Passo 10*;

- Passo 10)* Fazer  $M := M + 1$  e  $h := h + 1$ . Se  $h = T + 1$ , então fazer  $h = 1$  e retorne ao *Passo 3*, caso contrário, volte ao *Passo 4*.

Se o modelo de carga for seguido hora a hora pelo processo de simulação, outros fenômenos dependentes do tempo podem ser capturados também. Assim, a SMC quasi-sequencial basicamente seguirá o modelo Markoviano não-agregado de níveis múltiplos de carga, enquanto amostra os estados *Up/Down* dos equipamentos de geração considerando as capacidades reais disponíveis a cada instante (séries hidrológicas e eólicas).

A implementação computacional da SMC quasi-sequencial é muito simples. Ela permite representar modelos horários de carga diferentes por barramento ou por área e também as

flutuações nas capacidades das fontes renováveis. Esquemas de manutenção programada também podem ser facilmente incluídos no modelo de simulação. A SMC quasi-sequencial apresenta um desempenho computacional similar ao da SMC pseudo-cronológica descrita em [LMMB00], porém, a dificuldade de programação é muito menor.

#### 4.2.1.4 Versão Baseada em Entropia Cruzada

Para melhorar ainda mais o desempenho computacional, principalmente em sistemas confiáveis, a SMC quasi-sequencial/CE foi proposta também em [LGSM10]. Esta versão do algoritmo utiliza os conceitos de entropia cruzada propostos em [G09, LGS10] a fim de obter uma distorção ótima para os parâmetros dos geradores e incentivar a amostragem dos eventos de falha. O processo de otimização baseado em CE é basicamente o mesmo ao apresentado na Seção 3.4.2 (*Passos 1 - 6*), com uma particularidade. No caso das fontes renováveis (unidades hidráulicas e eólicas), o valor de capacidade que será considerado durante o processo de otimização, i.e.,  $C_j$ , será igual à capacidade média de cada unidade de acordo com suas respectivas séries hidrológicas/eólicas. O processo de estimação dos índices será semelhante à versão padrão do algoritmo, sendo a única diferença o *Passo 9*. Assim, os índices de confiabilidade serão avaliados de acordo com as seguintes equações

$$\hat{LOLP} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M H_{LOLP}(\mathbf{X}_i) \mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_K^{LOLP}) \quad (4.4)$$

$$\hat{EPNS} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M H_{EPNS}(\mathbf{X}_i) \mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_K^{LOLP}) \quad (4.5)$$

$$\hat{LOLF} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M H_{LOLF}(\mathbf{X}_i) \mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_K^{LOLP}) \quad (4.6)$$

onde  $\mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_K^{LOLP})$  representa a razão de verossimilhança em (3.28).

A SMC quasi-sequencial/CE retém todas as vantagens da versão padrão e, ao mesmo tempo, aproveita a distorção ótima do modelo de geração a fim de promover a ocorrência de eventos de falha. Como resultado, esta versão baseada no método CE apresenta um desempenho muito superior em comparação às SMC quasi-sequencial e pseudo-cronológica padrões,

principalmente em sistemas robustos. O parâmetro  $\Phi$  apresentado na Seção 3.4.3.3 também pode ser aplicado para melhorar ainda mais a eficiência computacional.

Ambas as versões da SMC quasi-sequencial, i.e., com e sem os conceitos de entropia cruzada, não podem avaliar as distribuições de probabilidade dos índices de confiabilidade. O ciclo completo das interrupções também não pode ser capturado e, portanto, somente valores aproximados do índice LOLC podem ser avaliados. Contudo, a simplicidade de programação e o ótimo desempenho computacional tornam os algoritmos de SMC quasi-sequencial boas alternativas em relação às simulações sequenciais. Mesmo utilizando uma abordagem não-sequencial, estes algoritmos conseguem representar alguns aspectos cronológicos como, por exemplo, a flutuação nas capacidades de geração e a manutenção programada de equipamentos. Finalmente, estes algoritmos podem ser facilmente estendidos para avaliar a confiabilidade composta de sistemas elétricos de potência, conforme será apresentado no capítulo seguinte.

#### **4.2.2. Simulação Monte Carlo Pseudo-Cronológica/CE**

A SMC pseudo-cronológica/CE é uma metodologia de avaliação da confiabilidade derivada de uma combinação entre a SMC pseudo-cronológica tradicional [LMMB00] e os conceitos de entropia cruzada propostos em [LGS10]. Este método permite estimar índices de confiabilidade em sistemas com alta penetração de energia renovável, com particular ênfase no índice LOLC.

##### *4.2.2.1 Avaliação do Índice LOLC*

A maioria das ferramentas de avaliação da confiabilidade expressa seus resultados em termos dos tradicionais índices de perda de carga. Embora estes índices sejam muito úteis, é sempre importante avaliar o impacto econômico para a sociedade, i.e., avaliar os custos de interrupção que resultam de um determinado nível de confiabilidade ou configuração do sistema. A LOLC [MPL94] é um índice importante, principalmente em ambientes competitivos. Além de fornecer uma base simples de discussão, i.e., dólares ao invés de probabilidades, MWh, ocorrências, etc., o índice LOLC pode ser diretamente incluída na função objetivo a ser minimizada em uma abordagem de planejamento baseada em custo mínimo.

A LOLC depende dos blocos de energia não suprida (MWh) e dos custos unitários de interrupção (US\$/MWh) para cada classe consumidora: residencial, comercial e industrial, etc. Os custos unitários de interrupção (UC) são usualmente obtidos a partir de pesquisas econômicas. A Fig. 4.3, que foi obtida de uma pesquisa da Ontario Hydro [EPRI89], apresenta os valores de UC para os consumidores residenciais, comerciais e industriais em função da duração da interrupção. Uma pesquisa semelhante foi feita para o sistema brasileiro [MSH94] e seus resultados são apresentados na Fig.4.4.

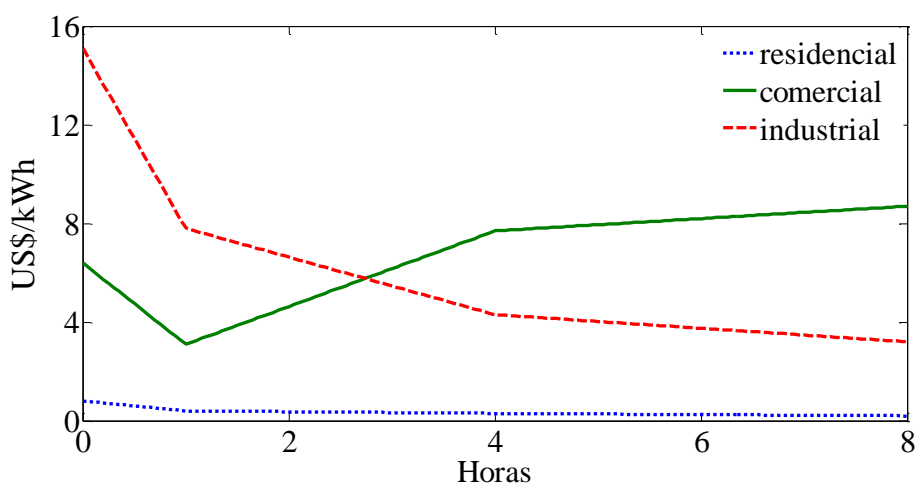


Fig. 4.3: Custos Unitários de Interrupção para a Ontario Hydro.

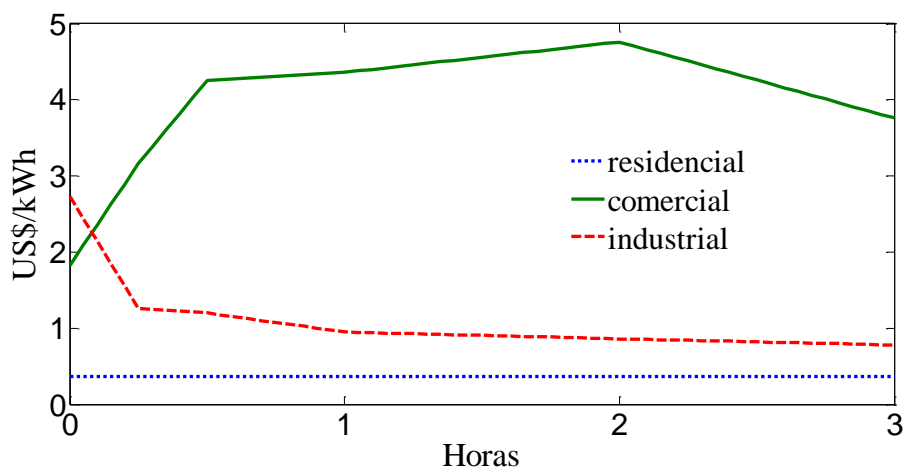


Fig. 4.4: Custos Unitários de Interrupção para o Sistema Brasileiro.

De acordo com estas pesquisas, os valores de UC dependem de vários fatores como, por exemplo, duração, frequência, tempo de ocorrência, aviso prévio, profundidade do corte de carga, cobertura geográfica, etc. Contudo, a duração da interrupção é considerada o fator dominante e, assim, uma avaliação exata do índice LOLC requer conhecimento sobre a

evolução cronológica dos estados de falha. Em [LPMM97] é demonstrado que se os aspectos cronológicos do processo de interrupção são desconsiderados, somente valores aproximados do índice LOLC podem ser obtidos.

A SMC sequencial é a ferramenta natural para simular aspectos cronológicos, porém, o esforço computacional é muito mais substancial em comparação a metodologias não-sequenciais. A fim de reduzir o esforço computacional das simulações sequenciais, a SMC pseudo-cronológica foi proposta em [LMMB00]. Durante a SMC pseudo-cronológica os estados são amostrados não-sequencialmente de acordo com suas respectivas probabilidades de ocorrência. Quando um estado de falha é amostrado a sequência completa do processo de interrupção é obtida através das simulações *forward/backward*. Este processo já foi descrito na Seção 2.2.3.3. Os índices de confiabilidade são então avaliados utilizando funções teste específicas. As funções teste para os índices LOLP e EPNS são as mesmas apresentadas em (2.11) e (2.12), respectivamente. Os índices LOLF e LOLC são avaliados utilizando as funções teste

$$H_{LOLF}(\mathbf{X}_i) = \begin{cases} 0 & \text{se } \mathbf{X}_i \in \Psi_{\text{Sucesso}} \\ 1/E[D_I] & \text{se } \mathbf{X}_i \in \Psi_{\text{Falha}} \end{cases} \quad (4.7)$$

$$H_{LOLC}(\mathbf{X}_i) = \begin{cases} 0 & \text{se } \mathbf{X}_i \in \Psi_{\text{Sucesso}} \\ K_I / E[D_I] & \text{se } \mathbf{X}_i \in \Psi_{\text{Falha}} \end{cases} \quad (4.8)$$

onde  $E[D_I]$  é o valor esperado para a duração total da interrupção  $I$ ; e  $K_I$  é o custo associado à interrupção  $I$ .

#### 4.2.2.2 Cálculo do Custo da Interrupção

Uma interrupção  $I$  pode ser descrita como um conjunto  $S_{ES(I)}$  de blocos de energia cortada relacionados com a sequência de estados de falha que compõem a interrupção [LMMB00]. O custo total associado a esta interrupção  $K_I$  (US\$) é dado por

$$K_I = \sum_{j \in S_{ES(I)}} ES_j \times UC(D_j) \quad (4.9)$$

onde  $ES_j$  é o bloco de energia cortada  $j$ ;  $D_j$  é a duração respectiva do bloco de energia  $j$ ; e  $UC(D_j)$  é o custo unitário de interrupção (US\$/MWh). Estes conceitos são ilustrados na Fig. 4.5, a qual apresenta uma interrupção com diferentes blocos de energia cortada. Para esta interrupção em particular, a expressão (4.9) resulta em

$$K_I = \sum_{j=1}^6 ES_j \times UC(D_j) \quad (4.10)$$

onde  $ES_1=PS_1 \times D_1$ ,  $PS_1=P_1-0$ ,  $D_1=t_{10}-t_1$ ;  $ES_2=PS_2 \times D_2$ ,  $PS_2=P_2-P_1$ ,  $D_2=t_9-t_2$ ;  $ES_3=PS_3 \times D_3$ ,  $PS_3=P_3-P_2$ ,  $D_3=t_7-t_3$ ;  $ES_4=PS_4 \times D_4$ ,  $PS_4=P_4-P_3$ ,  $D_4=t_5-t_4$ ;  $ES_5=PS_5 \times D_5$ ,  $PS_5=P_4-P_3$ ,  $D_5=t_8-t_6$ ;  $ES_6=PS_6 \times D_6$ ,  $PS_6=P_5-P_4$ ,  $D_6=t_7-t_6$ . Esta modelagem para o cálculo do custo da interrupção é mais realista, pois os processos de interrupção são efetuados considerando certas prioridades ou critérios de corte de carga. Uma boa aproximação do índice LOLC também pode ser obtida avaliando  $K_I$  em função da duração total do processo de interrupção e da energia total cortada [MPL94, LPMM97].

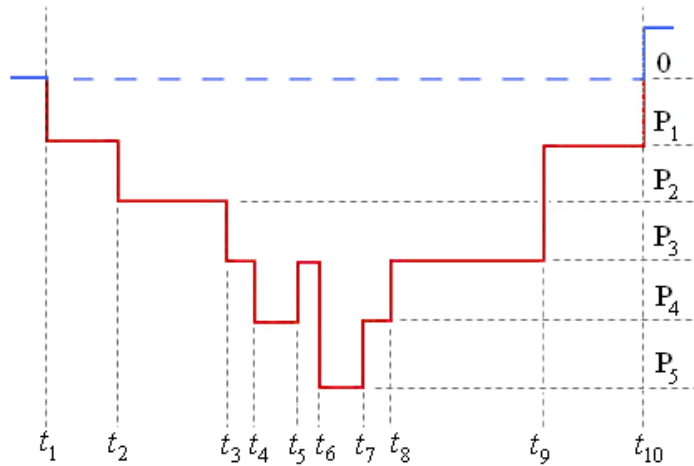


Fig. 4.5: Representação Gráfica de um Processo de Interrupção.

#### 4.2.2.3 Algoritmo Baseado em Entropia Cruzada

A SMC pseudo-cronológica retém a eficiência computacional das metodologias não-sequenciais e a habilidade de modelar curvas de carga cronológicas por área ou barramento. É capaz de capturar todos os blocos de energia não suprida e suas respectivas durações a fim de caracterizar completamente o processo de interrupção [LMMB00]. Contudo, em sistemas muito confiáveis os estados de falha são dificilmente amostrados e, portanto, o desempenho computacional de SMC pseudo-cronológica ainda será comprometido nestes casos.

Assim, a ideia é agora utilizar os conceitos de CE a fim de aumentar a eficiência com que os estados de falha são amostrados. Uma distorção do espaço de estados será aplicada novamente ao modelo de geração e o vetor de parâmetros de referência ótimo  $\mathbf{v}_{opt}$  pode ser encontrado através de um procedimento semelhante ao proposto em [LGS10]. O algoritmo computacional da SMC pseudo-cronológica/CE [GL11a] pode ser sintetizado como segue:

*Passo 1)* Considere um sistema com  $N_C$  estações geradoras, onde a  $j$ -ésima estação ( $GS_j$ ) tem  $n_j$  unidades idênticas e independentes, cada uma com capacidade  $C_j$  e indisponibilidade  $u_j$ . Definir os parâmetros: (i) tamanho da amostra  $N$  (e.g., 10000 amostras); (ii) parâmetro de níveis múltiplos  $\rho$  (e.g., entre 0.01 e 0.1 [RK04]); (iii) parâmetro de suavização  $\alpha = 1$  (somente diferente de um para evitar a ocorrência de zeros e uns no vetor  $\mathbf{v}_{opt}$  [RK04]); Apontar a distorção para a carga pico, i.e.,  $L=L_{MAX}$ ; Também definir os vetores  $\mathbf{u} = [u_1, u_2, \dots, u_j, \dots, u_{N_C}]$  e  $\mathbf{n} = [n_1, n_2, \dots, n_j, \dots, n_{N_C}]$ ;

*Passo 2)* Definir  $\hat{\mathbf{v}}_0 = \mathbf{u}$ ; Também, fazer  $k:=1$  (contador de iterações do processo de otimização baseado em CE);

*Passo 3)* Gerar uma amostra aleatória  $\mathbf{G}_1, \mathbf{G}_2, \dots, \mathbf{G}_i, \dots, \mathbf{G}_N$  de estados de geração de acordo com  $g(\bullet; \mathbf{n}, \hat{\mathbf{v}}_{k-1})$ ;

*Passo 4)* Avaliar a função de desempenho  $S(\mathbf{G}_i) = \sum G_{ij} \cdot C_j$ , i.e., a capacidade de geração total disponível em  $\mathbf{G}_i$ , para cada estado de geração amostrado e ordene-os do maior ao menor valor, i.e.,  $\mathbf{S}_{[1]} \geq \mathbf{S}_{[2]} \geq \dots \geq \mathbf{S}_{[N]}$ ;

*Passo 5)* Fazer  $\hat{L}_k = \mathbf{S}_{[(1-\rho)N]}$ , se este valor for maior que  $L$ ; caso contrário, fazer  $\hat{L}_k = L$ . Avaliar a função teste  $H(\mathbf{G}_i) = I_{\{S(\mathbf{G}_i) < \hat{L}_k\}}$  para todo  $\mathbf{G}_i$ : Se  $S(\mathbf{G}_i) < \hat{L}_k$ , então  $H(\mathbf{G}_i)=1$ ; caso contrário,  $H(\mathbf{G}_i)=0$ ;

*Passo 6)* Calcular  $\mathbf{W}(\mathbf{G}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_{k-1})$  para todo  $\mathbf{G}_i$  de acordo com (4.11)

$$\mathbf{W}(\mathbf{G}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_{k-1}) = \frac{\prod_{j=1}^{N_C} (1-u_j)^{G_{ij}} (u_j)^{n_j-G_{ij}}}{\prod_{j=1}^{N_C} (1-v_j)^{G_{ij}} (v_j)^{n_j-G_{ij}}}; \quad (4.11)$$



*Passo 7)* Utilizar a mesma amostra para avaliar cada elemento  $j = 1, 2, \dots, N_C$  do novo vetor de parâmetros de referência  $\hat{\mathbf{v}}_k$  como segue:

$$\hat{v}_{k,j} = 1 - \frac{1}{n_j} \left[ \frac{\sum_{i=1}^N I_{\{S(\mathbf{G}_i) < \hat{L}_k\}} \mathbf{W}(\mathbf{G}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_{k-1}) G_{ij}}{\sum_{i=1}^N I_{\{S(\mathbf{G}_i) < \hat{L}_k\}} \mathbf{W}(\mathbf{G}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_{k-1})} \right]; \quad (4.12)$$

Como as variáveis aleatórias envolvidas, i.e., distribuições binomiais, pertencem a NEF, a expressão analítica (4.12) foi encontrada adaptando os conceitos e provas descritos em [RK04, HR02, RK07]. Caso  $\alpha \neq 1$ , corrigir  $\hat{v}_{k,j}$  como apresentado na Seção 3.3.4;

*Passo 8)* Se  $\hat{L}_k = L$ , finalize o processo de otimização em  $k = K$  (iteração final) e considere  $\hat{\mathbf{v}}_K \cong \mathbf{v}_{opt}$ ; caso contrário, incremente o contador  $k:=k+1$ , e volte ao *Passo 3*;

*Passo 9)* Agora, uma SMC pseudo-cronológica baseada em técnicas de IS será executada utilizando o vetor de parâmetros ótimos  $\hat{\mathbf{v}}_K$ . Portanto, defina o novo contador de iterações  $M=0$ , o número máximo de amostras  $M_{MAX}$  e o coeficiente de variação  $\beta_{MAX}$  (e.g., entre 1% e 5%). Também, criar um vetor  $\mathbf{v}$  de parâmetros de Bernoulli utilizando os vetores de parâmetros binomiais  $\hat{\mathbf{v}}_K$  e  $\mathbf{n}$ . Por exemplo, se  $\hat{\mathbf{v}}_K = [v_1, v_2, \dots, v_{N_C}]$  e  $\mathbf{n} = [n_1=3, n_2=2, \dots, n_{N_C}=4]$ , então  $\mathbf{v} = [v_1, v_1, v_1, v_2, v_2, \dots, v_{N_C}, v_{N_C}, v_{N_C}]$ . Note que  $\mathbf{v}$  tem dimensão  $1 \times \sum \mathbf{n}$ . Analogamente, redefinir  $\mathbf{u}$  como um vetor de parâmetros de Bernoulli;

*Passo 10)* Fazer  $M:=M+1$  e amostrar um estado de carga  $\mathbf{L}_M$  de acordo com o modelo probabilístico da carga;

*Passo 11)* Amostrar um estado de geração  $\mathbf{G}_M$  de acordo com a distribuição de Bernoulli  $f(\bullet; \mathbf{v})$ ;

*Passo 12)* Avaliar as funções teste  $H_{LOLP}$ ,  $H_{EPNS}$ ,  $H_{LOLF}$  e  $H_{LOLC}$  considerando o estado do sistema amostrado  $\mathbf{X}_M = \{ \mathbf{G}_M; \mathbf{L}_M \}$ . Se  $\mathbf{X}_M$  é um estado de falha, uma simulação *forward/backward* deve ser executada para avaliar as funções teste  $H_{LOLF}$  e  $H_{LOLC}$ ;

*Passo 13)* Avaliar a razão de verossimilhança para o estado de geração amostrado  $\mathbf{G}_M$

$$\mathbf{W}(\mathbf{G}_M; \mathbf{u}, \mathbf{v}) = \frac{\prod_{j=1}^{N_G} (1-u_j)^{G_{Mj}} (u_j)^{1-G_{Mj}}}{\prod_{j=1}^{N_G} (1-v_j)^{G_{Mj}} (v_j)^{1-G_{Mj}}} \quad (4.13)$$

onde  $N_G = \sum \mathbf{n}$  = número total de unidades de geração.

*Passo 14)* Avaliar o estimador não tendencioso para o índice LOLP na iteração  $M$ :

$$\hat{\text{LOLP}} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M H_{\text{LOLP}}(\mathbf{X}_M) \mathbf{W}(\mathbf{G}_M; \mathbf{u}, \mathbf{v}) \quad (4.14)$$

Os índices EPNS, LOLF e LOLC podem ser estimados de forma similar utilizando suas respectivas funções teste em (4.14). Os outros índices de confiabilidade podem ser estimados como: LOLE = LOLP× $T$ , EENS = EPNS× $T$ , e LODD = LOLP/LOLF, onde  $T$  é usualmente 8760 horas;

*Passo 15)* Avaliar os coeficientes de variação  $\beta_{\text{LOLP}}$ ,  $\beta_{\text{EPNS}}$ ,  $\beta_{\text{LOLF}}$  e  $\beta_{\text{LOLC}}$  na iteração  $M$ . Se todos eles forem menores ou iguais a  $\beta_{\text{MAX}}$ , ou se  $M \geq M_{\text{MAX}}$ , então pare o algoritmo; caso contrário, volte para o *Passo 10*. A fim de tornar o processo mais eficiente, a convergência pode ser verificada em blocos de, por exemplo, 1000 amostras.

A SMC pseudo-cronológica/CE [GL11a] retém todas as vantagens da versão padrão, e ainda aproveita a distorção ótima do modelo de geração para acelerar a convergência dos índices. O parâmetro  $\Phi$  discutido na Seção 3.4.3.3 também pode ser aplicado neste algoritmo aumentando ainda mais sua eficiência computacional. Por outro lado, a SMC pseudo-cronológica/CE também retém algumas limitações da versão padrão como, por exemplo, a necessidade de utilizar hipóteses Markovianas para a transição entre estados. Além disso, as distribuições de probabilidade dos índices de confiabilidade não podem ser avaliadas.

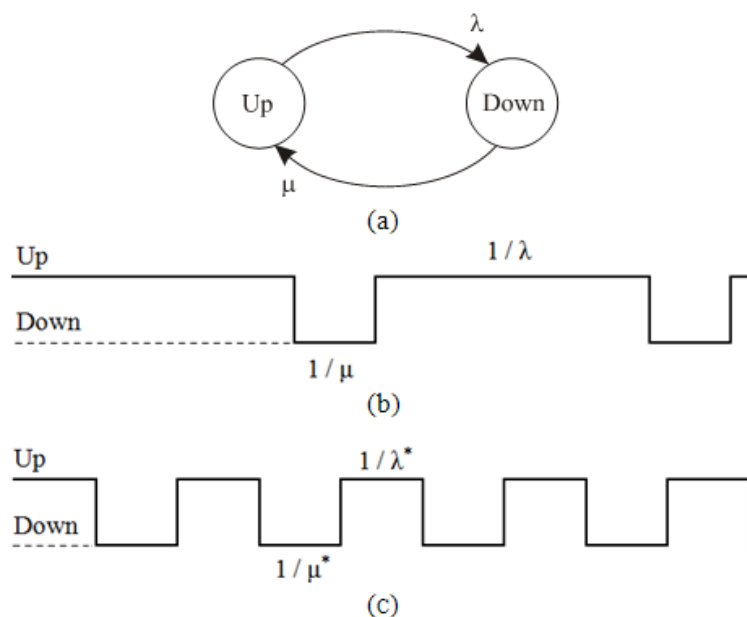
### 4.2.3. Simulação Monte Carlo Sequencial/CE

A SMC sequencial/CE é um método de avaliação da confiabilidade proposto recentemente em [GL11b], que tem como principal objetivo avaliar índices de confiabilidade em sistemas complexos (com alta dependência cronológica) e robustos (sistemas muito confiáveis).

Baseado em uma SMC sequencial, a ideia do método é obter uma distorção ótima para as taxas de transição dos equipamentos utilizando os conceitos de CE apresentados em [G09, LGS10]. A seguir, uma simulação sequencial é efetuada utilizando este novo conjunto de parâmetros. Note que este procedimento modifica ambas as frequências e durações dos estados do sistema. A fim de evitar estimativas tendenciosas para os índices de confiabilidade, as sequências históricas distorcidas são adequadamente compensadas. A distorção ótima aplicada às sequências históricas promove a ocorrência de eventos de falha, o que é particularmente interessante em sistemas muito confiáveis. Como resultado, os esforços computacionais da SMC sequencial podem ser reduzidos drasticamente enquanto a maioria de suas vantagens é preservada.

#### 4.2.3.1 Conceitos Básicos

Considere inicialmente que o comportamento estocástico de uma unidade de geração pode ser representado pelo modelo Markoviano de dois estados apresentado na Fig. 4.6a. Sob esta hipótese, a indisponibilidade da unidade de geração segue uma distribuição de Bernoulli com  $u = \lambda/(\lambda+\mu)$ . O tempo médio até a falha (*mean time to failure* - MTTF) e o tempo médio até o reparo (*mean time to repair* - MTTR) dependem do recíproco da taxa de falha  $\lambda$  e da taxa de reparo  $\mu$ , respectivamente. O diagrama de tempo médio/estado [BA92] para esta unidade de geração é apresentado na Fig. 4.6b.



**Fig. 4.6: (a) Modelo Markoviano de Dois Estados; (b) Diagrama de Tempo Médio/Estado Original; (c) Diagrama de Tempo Médio/Estado Distorcido.**

Agora, assuma que certa distorção é aplicada à indisponibilidade  $u$  da unidade de geração. O termo “distorção”, neste caso, se refere a uma mudança no valor de  $u$ , por exemplo, de 0,02 para 0,54. Fazendo isto, a unidade de geração continua seguindo uma distribuição de Bernoulli, mas agora com indisponibilidade  $v = \lambda^*/(\lambda^* + \mu^*)$ .

Note que existe um número infinito de combinações possíveis para os valores de  $\lambda^*$  e  $\mu^*$  que resultam na indisponibilidade desejada  $v$ . No entanto, a fim de maximizar o número esperado de eventos de falha para qualquer intervalo de tempo, toda a distorção será aplicada somente à taxa de falha, i.e.,  $\lambda^*$ . Assim, as taxas de falha e de reparo distorcidas são dadas por:

$$\mu^* = \mu \quad (4.15)$$

$$\lambda^* = \frac{v\mu^*}{(1-v)} \quad (4.16)$$

Note que como  $\mu^* = \mu$ , o MTTR permanece inalterado. O MTTF, contudo, é modificado convenientemente de tal forma que  $\lambda^*/(\lambda^* + \mu) = v$ . O diagrama de tempo médio/estado distorcido para esta unidade de geração é apresentado na Fig. 4.6c. Uma simulação sequencial pode agora ser executada utilizando os parâmetros distorcidos  $\lambda^*$  e  $\mu^*$ . Conforme mencionado anteriormente, este processo modificará as durações médias dos estados do sistema. Assim, para evitar estimativas tendenciosas para qualquer variável de interesse, as durações amostradas para cada estado devem ser compensadas utilizando

$$\mathbf{W}_1(x_s) = \frac{MRT(x_s)}{MRT^*(x_s)} = \frac{1/\sum \lambda_s^{\text{out}}}{1/\sum \lambda_s^{\text{out}*}} \quad (4.17)$$

onde  $\mathbf{W}_1(x_s)$  é a “compensação do tempo de residência” para o estado  $x_s$ ;  $MRT(x_s)$  é a função do tempo médio de residência para  $x_s$ ; e  $\sum \lambda_s^{\text{out}}$  é a soma de todas as taxas de transição que abandonam o estado  $x_s$ . Note que, considerando o exemplo da unidade de geração com dois estados,  $\mathbf{W}_1(\text{Down})=1$  e  $\mathbf{W}_1(\text{Up})=\lambda^*/\lambda$ .

Agora considere um sistema com  $N_G$  unidades de geração. Assuma que todas as unidades podem ser representadas pelo modelo Markoviano de dois estados apresentado na Fig. 4.6a.

Um estado de geração é agora representado por um vetor  $\mathbf{X}_s=[x_1, x_2, \dots, x_j, \dots, x_{N_G}]$ , cujo componente genérico  $x_j=1$  se a  $j$ -ésima unidade de geração está no estado  $Up$ , ou  $x_j=0$ , caso contrário. Se um sistema tem mais de dois estados,  $\mathbf{W}_1(\mathbf{X}_s)$  não será suficiente para compensar as frequências e durações corretamente. Neste caso, um segundo fator de compensação precisa ser utilizado. A “compensação da frequência de encontro” é dada por

$$\mathbf{W}_2(\mathbf{X}_s) = \frac{f(\mathbf{X}_s)}{f^*(\mathbf{X}_s)} = \frac{P\{\mathbf{X} = \mathbf{X}_s\} \sum \lambda_s^{\text{out}}}{P^*\{\mathbf{X} = \mathbf{X}_s\} \sum \lambda_s^{\text{out}^*}} \quad (4.18)$$

onde  $f(\mathbf{X}_s)$  é a frequência de encontro de  $\mathbf{X}_s$ , e  $P\{\mathbf{X} = \mathbf{X}_s\}$  é a probabilidade em regime permanente do estado  $\mathbf{X}_s$ . Os fatores de compensação  $\mathbf{W}_1$  e  $\mathbf{W}_2$  são então utilizados em conjunto a fim de evitar qualquer estimativa tendenciosa. A combinação de  $\mathbf{W}_1$  e  $\mathbf{W}_2$  resulta finalmente em

$$\mathbf{W}(\mathbf{X}_s; \mathbf{u}, \mathbf{v}) = \frac{P\{\mathbf{X} = \mathbf{X}_s\}}{P^*\{\mathbf{X} = \mathbf{X}_s\}} = \frac{\prod_{j=1}^{N_G} (1-u_j)^{x_j} (u_j)^{1-x_j}}{\prod_{j=1}^{N_G} (1-v_j)^{x_j} (v_j)^{1-x_j}} \quad (4.19)$$

onde  $\mathbf{u} = [u_1, u_2, \dots, u_j, \dots, u_{N_G}]$  é o vetor das indisponibilidades originais,  $\mathbf{v} = [v_1, v_2, \dots, v_j, \dots, v_{N_G}]$  é o vetor das indisponibilidades distorcidas, e  $\mathbf{W}(\mathbf{X}_s; \mathbf{u}, \mathbf{v})$  é a bem conhecida razão de verossimilhança utilizada em IS. O valor de  $\mathbf{W}(\mathbf{X}_s; \mathbf{u}, \mathbf{v})$  representa uma correção que deve ser introduzida no processo de amostragem, pois o vetor de taxas de falha distorcidas  $\mathbf{\Lambda}^* = [\lambda_1^*, \lambda_2^*, \dots, \lambda_j^*, \dots, \lambda_{N_G}^*]$  está sendo utilizado ao invés do vetor original  $\mathbf{\Lambda} = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_j, \dots, \lambda_{N_G}]$ . O vetor  $\mathbf{\Lambda}^*$  pode ser obtido facilmente aplicando (4.16) para cada elemento em  $\mathbf{v}$ , assim, o problema agora consiste em encontrar o melhor  $\mathbf{v}$  tal que o esforço computacional da SMC sequencial seja minimizado.

#### 4.2.3.2 Algoritmo Computacional

O vetor de parâmetros binomiais  $\hat{\mathbf{v}}_k$  (indisponibilidades distorcidas) pode ser estimado através do mesmo procedimento descrito na seção anterior para a SMC pseudo-cronológica/CE, i.e., *Passos 1 - 8*. O vetor de parâmetros de Bernoulli  $\mathbf{v}$  é montado

considerando os vetores de parâmetros binomiais  $\hat{\mathbf{v}}_K$  e  $\mathbf{n}$ . Por exemplo, se  $\hat{\mathbf{v}}_K = [v_1, v_2, \dots, v_{Nc}]$  e  $\mathbf{n} = [n_1=3, n_2=2, \dots, n_{Nc}=4]$ , então  $\mathbf{v} = [v_1, v_1, v_1, v_2, v_2, \dots, v_{Nc}, v_{Nc}, v_{Nc}, v_{Nc}]$ . O vetor  $\mathbf{u}$  é redefinido de forma análoga. A seguir, as expressões (4.15) e (4.16) são utilizadas para construir  $\Lambda^* = [\lambda_1^*, \lambda_2^*, \dots, \lambda_{N_G}^*]$ ,  $\Lambda = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{N_G}]$ , e  $\mathbf{M}^* = \mathbf{M} = [\mu_1^*, \mu_2^*, \dots, \mu_{N_G}^*]$ .

Teoricamente, unidades não-Markovianas poderiam ser incluídas também no processo de otimização baseado em CE. Porém, o processo de atualização dos parâmetros em cada iteração resultaria em um problema de otimização estocástico complexo. Para evitar este problema, os tempos *Up/Down* das unidades não-Markovianas não serão distorcidos. Além disso, quando a capacidade de uma unidade Markoviana flutua (fontes renováveis), o valor médio de capacidade disponível desta unidade será considerado como seu valor de  $C_j$  durante o processo de otimização baseado em CE.

Uma SMC sequencial será agora executada utilizando os parâmetros distorcidos das unidades de geração. É importante ressaltar que o modelo de carga não será distorcido por duas razões principais: (i) A distribuição de probabilidade da carga, na maioria dos casos, não pertence à NEF; e (ii) Se o modelo de carga não é distorcido, então é possível saber “onde” a simulação se encontra no tempo simplesmente seguindo o modelo de carga em uma base horária. A SMC sequencial/CE pode ser sintetizada nos seguintes passos:

*Passo 1)* Encontrar o vetor de parâmetros de referência  $\mathbf{v}$  e os vetores de taxas de transição distorcidas  $\Lambda^*$  e  $\mathbf{M}^*$ ; Definir os parâmetros: (i)  $\beta_{MAX}$  (e.g., entre 5% e 1%); (ii)  $NY_{MAX}$  (e.g., 10000 períodos de simulação); (iii) e  $T_{Sim}$  (e.g., 1 ano ou 8760 horas); Também, fazer o contador de períodos de simulação  $NY=0$ ;

*Passo 2)* Amostrar um estado inicial  $\mathbf{X}_1$  considerando o modelo cronológico de carga e o modelo de geração distorcido dado por  $f(\bullet; \mathbf{v})$ ; Amostrar o tempo de residência respectivo ( $t_1$ ) considerando o modelo cronológico de carga e os vetores  $\Lambda^*$  e  $\mathbf{M}^*$ ; Se for o caso, amostre também as séries hidráulicas e eólicas para o período de simulação atual [LSMB10] de acordo com suas respectivas probabilidades de ocorrência; Também, fazer  $T_{Down}^*, T_{Down}, T_{Up}^*, T_{Up}, ens, occ = 0$ ;

*Passo 3)* Se  $\mathbf{X}_i = \mathbf{X}_1$ , avaliar o fator de compensação  $\mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{u}, \mathbf{v})$  para o estado atual  $\mathbf{X}_i$  utilizando a expressão (4.19); Caso contrário,  $\mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{u}, \mathbf{v}) = \mathbf{W}(\mathbf{X}_{i-1}; \mathbf{u}, \mathbf{v}) \cdot \omega$ ,

onde: (i)  $\omega = 1$ , se a transição de  $\mathbf{X}_{i-1}$  para  $\mathbf{X}_i$  foi devido à carga ou unidades de geração não distorcidas; (ii)  $\omega = [(1-u_j) v_j] / [(1-v_j) u_j]$ , se a transição de  $\mathbf{X}_{i-1}$  para  $\mathbf{X}_i$  foi devido à mudança de estado de uma unidade distorcida de  $x_j=Down$  para  $x_j=Up$ ; (iii)  $\omega = [(1-v_j) u_j] / [(1-u_j) v_j]$ , se a transição de  $\mathbf{X}_{i-1}$  para  $\mathbf{X}_i$  foi devido à mudança de estado de uma unidade distorcida de  $x_j=Up$  para  $x_j=Down$ ; Note que  $\mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{u}, \mathbf{v})$  pode sempre ser avaliada utilizando (4.19). Porém, como um único componente muda de estado por vez, utilizar a expressão  $\mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{u}, \mathbf{v}) = \mathbf{W}(\mathbf{X}_{i-1}; \mathbf{u}, \mathbf{v}) \cdot \omega$  é mais eficiente do ponto de vista computacional, principalmente em sistemas de grande porte;

*Passo 4)* Avaliar o estado atual  $\mathbf{X}_i$ ; Se  $\mathbf{X}_i$  é um estado de falha, então proceder para o *Passo 5*; caso contrário, ir para o *Passo 6*;

*Passo 5)* Acumular os valores:

$$T_{Down}^* := T_{Down}^* + t_i \quad (4.20a)$$

$$T_{Down} := T_{Down} + t_i \cdot \mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{u}, \mathbf{v}) \quad (4.20b)$$

$$ens := ens + t_i \cdot \Delta P(\mathbf{X}_i) \cdot \mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{u}, \mathbf{v}) \quad (4.20c)$$

onde  $\Delta P(\mathbf{X}_i)$  é a potência cortada no estado  $\mathbf{X}_i$ ; Se  $\mathbf{X}_{i-1}$  também era um estado de falha, então proceder diretamente para o *Passo 7*; caso contrário, antes de proceder para o *Passo 7*, acumular também:

$$occ := occ + 1 \cdot \mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{u}, \mathbf{v}); \quad (4.20d)$$

*Passo 6)* Acumular os valores:

$$T_{Up}^* := T_{Up}^* + t_i \quad (4.21a)$$

$$T_{Up} := T_{Up} + t_i \cdot \mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{u}, \mathbf{v}); \quad (4.21b)$$

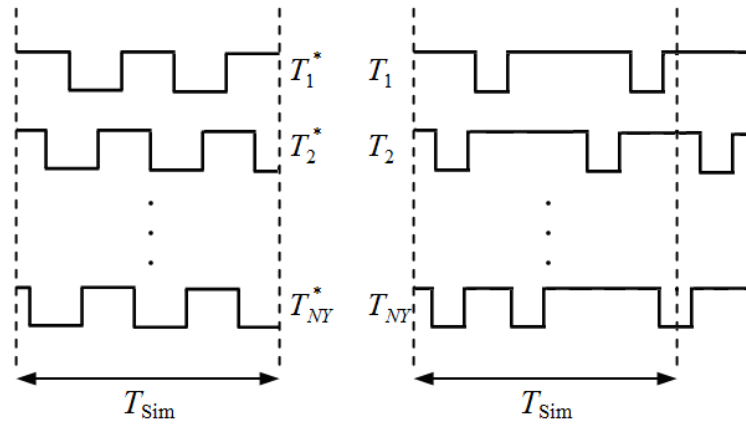
*Passo 7)* Transitar para o próximo estado do sistema; Amostrar seu respectivo tempo de residência ( $t_i$ ) considerando o modelo cronológico de carga e os vetores  $\mathbf{\Lambda}^*$  e  $\mathbf{M}^*$ ; Se  $(T_{Up}^* + T_{Down}^*) \geq T_{Sim}$  então proceder para o *Passo 8*; caso contrário, voltar para o *Passo 3*;

*Passo 8)* Fazer  $NY:=NY+1$ ; Neste ponto  $(T_{Up}^* + T_{Down}^*) \cong T_{Sim}$ , porém,  $(T_{Up} + T_{Down}) \neq T_{Sim}$ . De fato,  $(T_{Up} + T_{Down})$  será diferente para cada período de simulação  $NY$  e, conseqüentemente, uma abordagem de média ponderada será utilizada para estimar os índices para o período  $NY$ . O peso ou ponderação correspondente ao  $NY$ -ésimo período é dado por,  $w_{NY} = (T_{Up} + T_{Down})/T_{Sim}$ . Esta situação é ilustrada na Fig. 4.7. Os índices de confiabilidade para o  $NY$ -ésimo período são avaliados como segue:

$$Lolp_{NY} = \frac{T_{Down}}{(T_{Up} + T_{Down})} w_{NY} \quad (4.22a)$$

$$Epns_{NY} = \frac{ens}{(T_{Up} + T_{Down})} w_{NY} \quad (4.22b)$$

$$Lolf_{NY} = \frac{occ}{(T_{Up} + T_{Down})} w_{NY}; \quad (4.22c)$$



**Fig. 4.7: Períodos de Simulação Distorcidos e Compensados.**

*Passo 9)* Os coeficientes de variação  $\beta_{LOLP}$ ,  $\beta_{EPNS}$  e  $\beta_{LOLF}$  são avaliados. Se todos eles estiverem abaixo do limite  $\beta_{MAX}$  ou se  $NY=NY_{MAX}$ , então proceder para o *Passo 10*; caso contrário, retornar para o *Passo 2*;

*Passo 10)* Estimar o índice LOLP como segue:

$$\hat{LOLP} = \frac{\sum_{k=1}^{NY} Lolp_k}{\sum_{k=1}^{NY} w_k}; \quad (4.23)$$



Os índices EPNS e LOLF podem ser estimados de forma semelhante. Os outros índices de confiabilidade podem ser estimados como:  $LOLE=LOLP \times T_{Sim}$ ,  $EENS=EPNS \times T_{Sim}$  e  $LOLD=LOLP/LOLF$ .

#### 4.2.3.3 Aspectos Adicionais

O parâmetro  $\Phi$  proposto em [G09, LGS10] também pode ser utilizado durante a SMC sequencial/CE. O mesmo procedimento descrito na Seção 3.4.3.3 pode ser utilizado para obter uma estimativa de  $\hat{\ell}$ . Assim, quando o nível de carga for inferior a  $\hat{\ell}$  a simulação é interrompida e a duração correspondente desta condição é diretamente considerada como sucesso. Quando o próximo nível de carga maior que  $\hat{\ell}$  for encontrado, um estado inicial é amostrado utilizando  $\mathbf{v}$  e simulação sequencial continua.

A SMC sequencial/CE permite representação de esquemas de manutenção programada em uma base horária ou mensal. Por exemplo, considere que uma determinada unidade de geração foi programada para entrar em manutenção no período entre  $t_{M1}$  e  $t_{M2}$ . Basicamente, em uma SMC sequencial tradicional esta unidade permanecerá indisponível durante esse intervalo de tempo. Na SMC sequencial/CE o mesmo procedimento pode ser aplicado, porém, com uma particularidade. Uma unidade de geração que teve seus parâmetros distorcidos não será compensada enquanto ela estiver em manutenção, i.e., ela não vai contribuir no valor de (4.19) durante o *Passo 3* do algoritmo. A Fig. 4.8 ilustra o histórico operativo normal e distorcido para uma unidade Markoviana, assim como seu respectivo período de manutenção. Note que o período de manutenção é o mesmo para ambos históricos operativos. Uma unidade de geração somente precisa ser compensada antes e depois do período de manutenção, quando seu comportamento é representado por um processo Markoviano com parâmetros distorcidos.

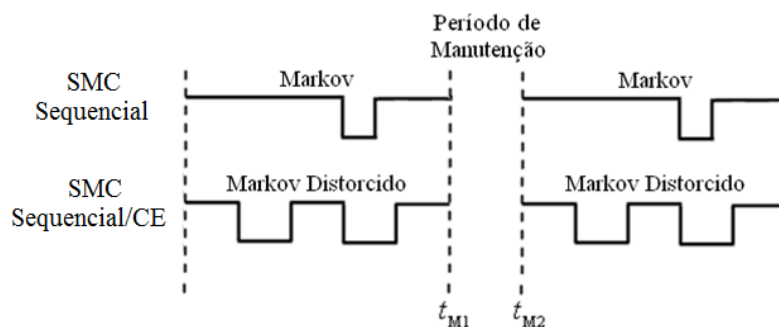


Fig. 4.8: Representação de Esquemas de Manutenção Programada.

Conforme discutido anteriormente, a fim de avaliar corretamente o índice LOLC é necessário capturar o ciclo completo do processo de interrupção. A SMC sequencial/CE pode fazer esta tarefa, porém, devido à distorção ótima aplicada ao modelo de geração, as sequências de interrupção também serão distorcidas. O fator de compensação descrito em (4.19) pode ser utilizado somente para compensar estados de forma individual, e não uma sequência de estados. Em outras palavras, uma sequência de estados não pode ser compensada de forma correta simplesmente compensando cada estado da sequência individualmente.

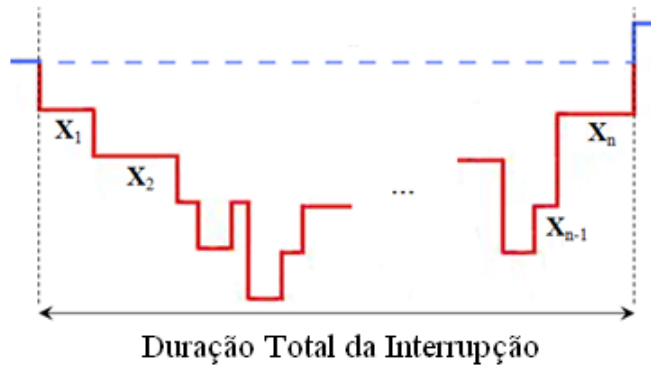


Fig. 4.9: Compensação Simultânea de um Grupo de Estados de Falha.

Para compensar corretamente um grupo ou sequência de estados é necessário considerar as probabilidades de amostrar a mesma sequência em ambos os históricos operativos, i.e., no histórico normal e no histórico distorcido. Assim temos

$$W_{\text{Group}} = \frac{P\{\text{Amostrar sequência no histórico operativo normal}\}}{P\{\text{Amostrar sequência no histórico operativo distorcido}\}}; \quad (4.24)$$

Considere a sequência de estados de falha ilustrada na Fig. 4.9. O fator de compensação grupal  $W_{\text{Group}}$  pode ser obtido utilizando uma abordagem baseada em probabilidade condicional, i.e.,

$$W_{\text{Group}} = \frac{P\{\mathbf{X}_1\} \cdot P\{\mathbf{X}_2 | \mathbf{X}_1\} \cdot \dots \cdot P\{\mathbf{X}_n | \mathbf{X}_{n-1}\}}{P^*\{\mathbf{X}_1\} \cdot P^*\{\mathbf{X}_2 | \mathbf{X}_1\} \cdot \dots \cdot P^*\{\mathbf{X}_n | \mathbf{X}_{n-1}\}}; \quad (4.24)$$

onde  $P\{\mathbf{X}_1\}$  é a probabilidade de encontrar o primeiro estado a sequência e  $P\{\mathbf{X}_n | \mathbf{X}_{n-1}\}$  é a probabilidade condicional de encontrar o n-ésimo estado da sequência dado que o estado anterior era  $\mathbf{X}_{n-1}$ . Utilizando (4.24) os blocos de energia cortados e suas respectivas durações

podem ser corretamente compensados. Portanto, não somente o índice LOLC, mas também outros índices de confiabilidade como, por exemplo, a LOLE, EENS e LOLD, podem ser avaliados compensando ciclos completos de interrupção ao invés de estados de falha individualmente.

Finalmente, a SMC sequencial/CE pode também representar modelos de carga cronológicos diferentes por área ou barramento, tempos de operação e de falha não-Markovianos e a flutuação nas capacidades de geração em fontes renováveis. A modelagem de unidades eólicas e hidráulicas pode ser feita da mesma forma apresentada na Seção 4.2.1.2.

Por causa da distorção ótima aplicada ao modelo de geração, um único “ano distorcido” é estatisticamente equivalente a muitos “anos reais”. Foi demonstrado em [GL11b] que a SMC sequencial/CE atinge *speed-ups* muito elevados em comparação à SMC sequencial tradicional, enquanto retém quase todas as suas vantagens. A única característica que a SMC sequencial/CE não consegue reter é a habilidade de capturar as distribuições de probabilidade dos índices de confiabilidade. As distribuições obtidas com esta metodologia são distorcidas intencionalmente com o objetivo de apontar para os valores médios, o que pode ser observado claramente nas Fig. 4.10a e 4.10b.

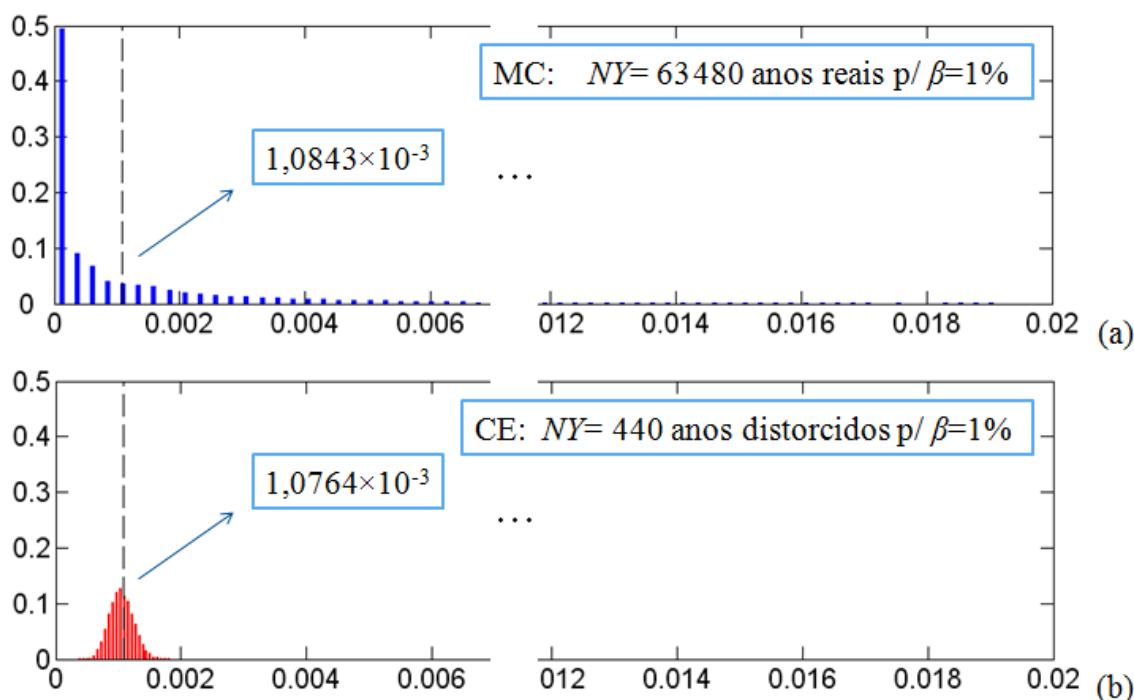


Fig. 4.10: Exemplos de Distribuições de Probabilidade obtidas com (a) SMC Sequencial e (b) SMC Sequencial/CE.

### 4.3. APLICAÇÕES NUMÉRICAS

Na presente seção, as diferentes metodologias baseadas no método CE serão implementadas e seus respectivos desempenhos computacionais serão avaliados. Com este objetivo, diversos sistemas testes de geração serão utilizados. Em todos os casos, o processamento computacional foi efetuado em plataforma MATLAB utilizando um processador Intel® Core 2 Duo 2,66 GHz.

#### 4.3.1. Algoritmos Não-Cronológicos

Primeiramente, a metodologia básica de avaliação de índices de confiabilidade baseada em CE será testada. Este método, denominado CE-ISMC (*Cross-Entropy-Importance Sampling Monte Carlo*), foi proposto em [G09, LGS10] e seus principais conceitos foram sintetizados na Seção 3.4. O desempenho computacional deste método será comparado com uma abordagem analítica extremamente eficiente [LMC91] e uma SMC não-sequencial convencional. O IEEE RTS [IEEE79] e algumas modificações deste sistema [LGS10] são utilizados para realizar as comparações.

##### 4.3.1.1 IEEE Reliability Test System

Este sistema de geração consiste em 32 unidades geradoras com capacidade total instalada de 3405 MW. Os principais parâmetros que descrevem o sistema, i.e., indisponibilidades e capacidades das unidades, podem ser encontrados em [IEEE79]. A carga é representada por 8736 níveis discretos, cujo valor pico é de 2850 MW.

TABELA 4.1 – IEEE RTS: ÍNDICES DE CONFIABILIDADE – MODELO DE CARGA CONSTANTE

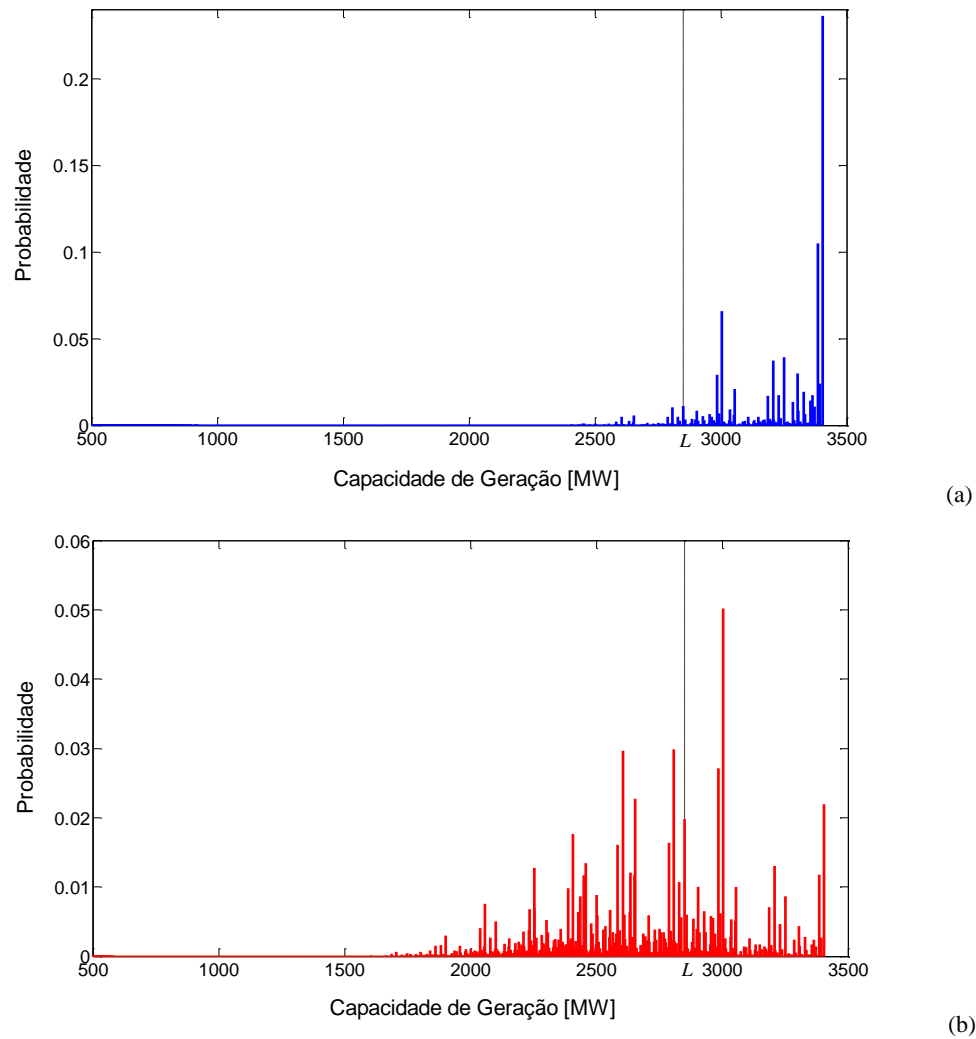
IEEE-RTS	LOLP	EPNS [MW]	LOLF [oc./ano]	Tempo de CPU [s]
<b>Método Analítico</b>	$8,45778 \times 10^{-2}$	$1,46936 \times 10^1$	$1,95123 \times 10^1$	0,03
<b>SMC Conv.</b>	$8,42043 \times 10^{-2}$ (0,74%)	$1,47239 \times 10^1$ (0,99%)	$1,92890 \times 10^1$ (0,92%)	6,90
<b>CE-ISMC</b>	$8,45349 \times 10^{-2}$ (0,58%)	$1,46499 \times 10^1$ (0,48%)	$1,94612 \times 10^1$ (1,00%)	2,90

Este sistema é primeiramente utilizado com o único objetivo de se ter valores padrões de referência para os índices de confiabilidade e tempos de CPU. No entanto, o IEEE RTS não é o melhor sistema para mostrar a capacidade total do método baseado em CE, assim como será discutido mais adiante.

A Tabela 4.1 apresenta os índices de confiabilidade para este sistema considerando um nível constante de carga, i.e., 2850 MW, para os métodos: analítico, SMC convencional e CE-ISMC. Para o método analítico, um incremento  $\Delta=1\text{MW}$  é utilizado de maneira semelhante ao descrito em [LMC91]. O parâmetro  $\beta$  é especificado como menor ou igual a 1% para todos os índices, e seus valores correspondentes são apresentados entre parêntesis. Em geral, os índices EPNS e LOLF requerem maior número de amostras para atingir o critério de convergência. Para o CE-ISMC, os parâmetros  $\alpha=1$ ,  $\rho=0,1$  e  $N=2\times 10^4$  foram utilizados. Todos os métodos atingem um valor próximo de  $8,4\times 10^{-2}$  para o índice LOLP. Os métodos analíticos, SMC convencional e CE-ISMC gastam 0,03, 6,9 e 2,9 segundos, respectivamente. Como os eventos envolvidos não são raros, o ganho computacional entre a SMC convencional e o CE-ISMC não é significativo. Verifica-se que em sistemas pequenos o método analítico apresentado em [LMC91] resulta praticamente imbatível.

A Fig. 4.11a ilustra as probabilidades do espaço de estados sob a função massa de probabilidade original  $f(\bullet; \mathbf{n}, \mathbf{u})$ . A Fig. 4.11b apresenta o mesmo espaço de estados, mas sob a função massa de probabilidade ótima  $f(\bullet; \mathbf{n}, \hat{\mathbf{v}}_k^{\text{LOLP}})$ . Conclui-se a partir de ambas as figuras que, se  $f(\bullet; \mathbf{n}, \hat{\mathbf{v}}_k^{\text{LOLP}})$  for utilizado no processo de amostragem, o desempenho computacional deve ser sempre melhor.

A Tabela 4.2 apresenta os resultados para os índices de confiabilidade considerando o modelo de carga original do IEEE RTS [IEEE79]. O fator de carga é aproximadamente 0,61 com uma carga pico de 2850 MW e um período de 8736 horas. O parâmetro  $\beta$  é também especificado em 1% para todos os índices e seus valores correspondentes são apresentados entre parêntesis. Na abordagem analítica,  $\Delta=1\text{MW}$  é utilizado e não é especificada nenhuma probabilidade de truncamento. Para o CE-ISMC, os parâmetros  $\alpha=1$ ,  $\rho=0,1$  e  $N=2,5\times 10^4$  e  $\Phi = 0,04$  foram utilizados. Note que, neste caso, o CE-ISMC tem um desempenho muito melhor do que a SMC convencional, pois a convergência foi atingida em um tempo de simulação 40,34 vezes menor (*speed-up*).



**Fig. 4.11: Espaço de Estados para o IEEE RTS com Carga Constante.**

TABELA 4.2 – IEEE RTS: ÍNDICES DE CONFIABILIDADE – MODELO DE CARGA VARIÁVEL

IEEE-RTS	LOLP	EPNS [MW]	LOLF [oc./ano]	Tempo de CPU [s]
<b>Método Analítico</b>	$1,07258 \times 10^{-3}$	$1,34649 \times 10^{-1}$	$2,01619 \times 10^0$	0,89
<b>SMC Conv.</b>	$1,06849 \times 10^{-3}$ (0,48%)	$1,32769 \times 10^{-1}$ (0,66%)	$1,99962 \times 10^0$ (1,00%)	1 440
<b>CE-ISMC (<math>\Phi=0,04</math>)</b>	$1,07047 \times 10^{-3}$ (0,41%)	$1,34107 \times 10^{-1}$ (0,39%)	$2,00882 \times 10^0$ (1,00%)	35,7

A Fig. 4.12 ilustra o processo de convergência de ambos os métodos, SMC convencional e CE-ISMC, para o índice LOLP. O CE-ISMC utiliza um conjunto de parâmetros definidos como segue:  $\alpha=1$ ,  $\rho=0,1$ ,  $N=2,5 \times 10^4$  e  $\Phi = 0,02$ . Nesta figura, a ilustração superior representa os valores para o índice e a inferior os respectivos valores de  $\beta$ .

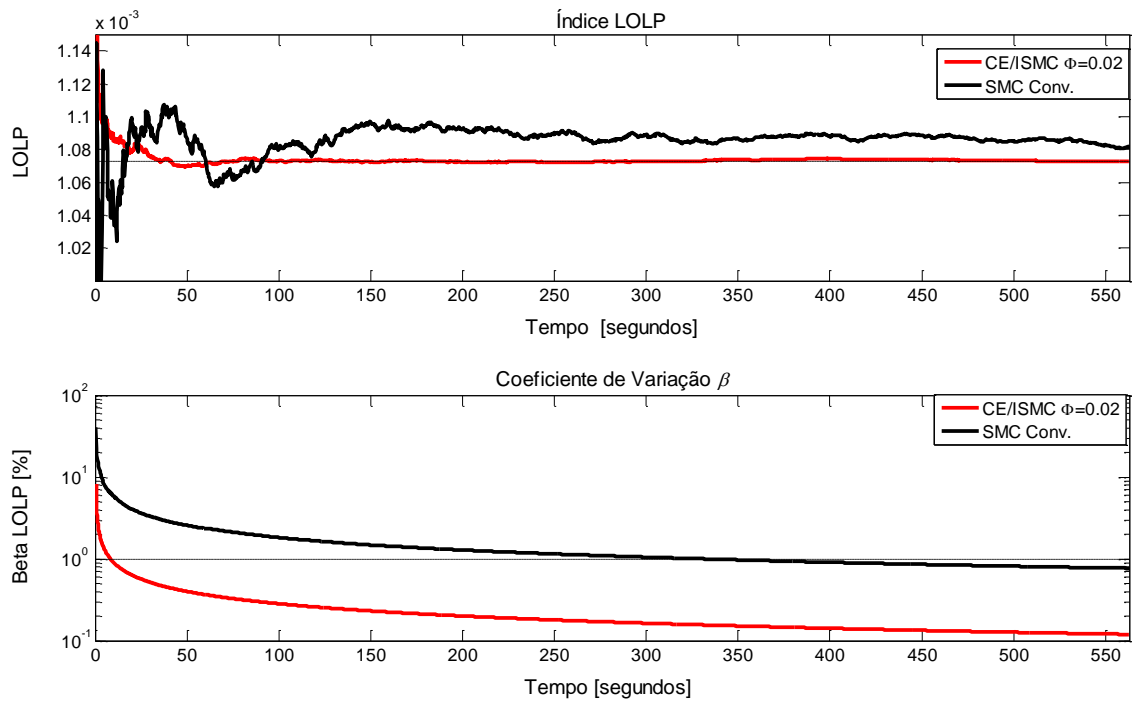


Fig. 4.12: Processo de Convergência do Índice LOLP.

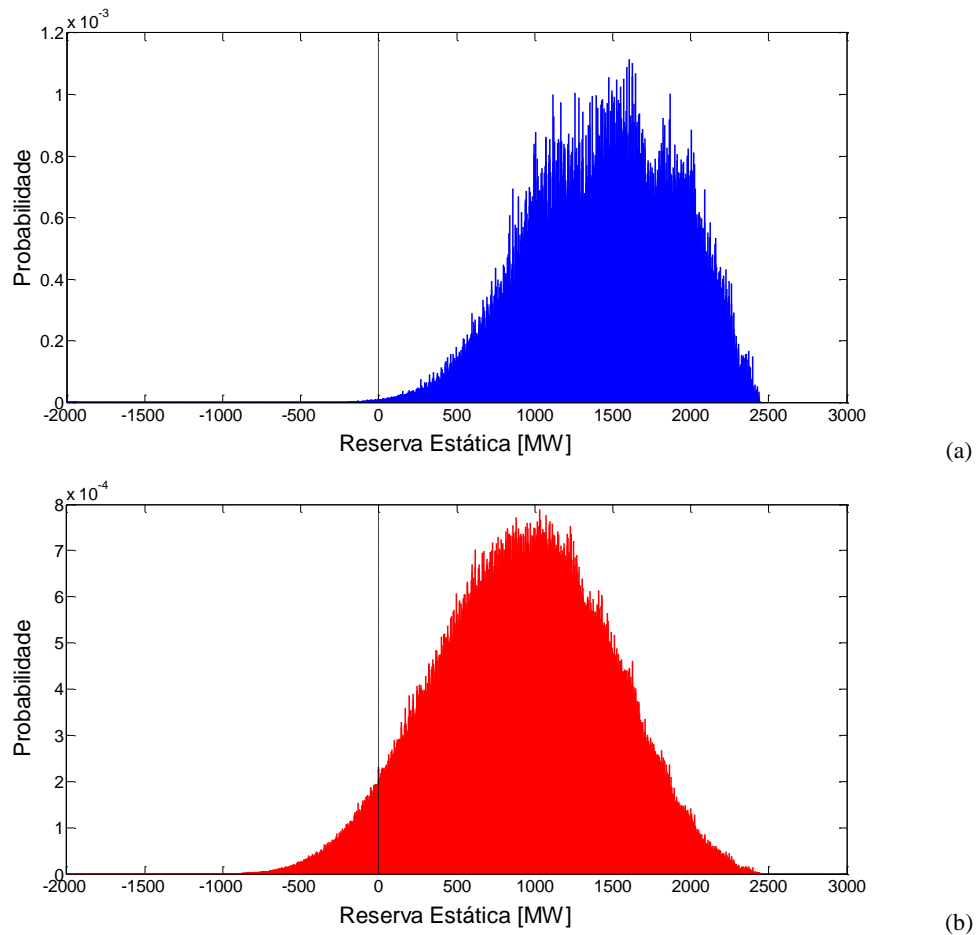


Fig. 4.13: Espaço de Estados para o IEEE RTS com Carga Variável.

O CE-ISMC atingiu um  $\beta_{LOLP}=1\%$  em aproximadamente 8,5 segundos, o que representa  $6,22 \times 10^5$  amostras. A SMC convencional atingiu o mesmo  $\beta$  em aproximadamente 332 segundos, ou  $9,21 \times 10^6$  amostras. Note que as taxas de amostragem, i.e., amostras/segundo, são diferentes para ambos os métodos, principalmente porque  $\Phi \neq 0$  e também pela implementação computacional específica de cada um deles. Por este motivo, a comparação do processo de convergência para cada método foi baseada em uma escala de tempo, e não no número de amostras como é usualmente encontrado na literatura. No entanto, o número de amostras necessárias para atingir a convergência é evidentemente menor no CE-ISMC.

A Fig. 4.13a ilustra as probabilidades dos estados de reserva sob a função massa de probabilidade original  $f(\bullet; \mathbf{n}, \mathbf{u})$ . A Fig. 4.13b apresenta o mesmo espaço de estados, mas sob  $f(\bullet; \mathbf{n}, \hat{\mathbf{v}}_K^{LOLP})$ . Mais uma vez, verifica-se que a aplicação de  $f(\bullet; \mathbf{n}, \hat{\mathbf{v}}_K^{LOLP})$  no processo de amostragem deve ser sempre vantajosa.

#### 4.3.1.2 Modificações no IEEE RTS

A fim de comparar completamente o desempenho do CE-ISMC com ambos os métodos analítico e SMC convencional, diversas modificações do IEEE RTS são criadas. Estas modificações estão representadas por diferentes “fatores de escala”. Por exemplo, se um fator de escala de cinco está sendo utilizado (denominado IEEE RTS $\times 5$ ), isto quer dizer que o número de unidades e níveis de carga são multiplicados por este fator.

A Tabela 4.3 apresenta os resultados para o IEEE RTS modificado pelos fatores de escala 1 (i.e., o sistema original), 5, 10, 15 e 20. Aumentar este fator implica no aumento do número de estados do sistema, enquanto os valores do índice LOLP decrescem. Isto ocorre porque a capacidade total do sistema se torna imensa em comparação a uma única unidade geradora, o que significa que mesmo as saídas forçadas das máquinas de maior capacidade não têm um impacto significativo no desempenho operativo normal do sistema. A Tabela 4.3 também apresenta os valores para o índice LOLP calculados com o método analítico e com o CE-ISMC (com  $\beta=1\%$  para os três índices). Também apresenta os tempos de processamento obtidos com: o método analítico ( $\Delta=1\text{MW}$ ); SMC convencional com  $\beta=5\%$ ; CE-ISMC com  $\beta=5\%$ ; e CE-ISMC com  $\beta=1\%$ . Para os métodos de CE-ISMC, diferentes valores do parâmetro  $\Phi$  são apresentados entre parêntesis. Os parâmetros,  $\alpha=1$ ,  $\rho=0,1$  e  $N=2,5 \times 10^4$  foram utilizados em todos os casos.



TABELA 4.3\* – IEEE RTS × FATOR DE ESCALA – MODELO DE CARGA VARIÁVEL

Fator de Escala	LOLP Método Analítico	LOLP CE-ISM $\beta=1$	Tempo de CPU			
			Método Analítico	SMC Conv. $\beta=5$	CE-ISM $\beta=5$ ( $\Phi$ )	CE-ISM $\beta=1$ ( $\Phi$ )
1	$1,07258 \times 10^{-3}$	$1,06406 \times 10^{-3}$	0,89 s	61,0 s	2,39 s (0,01)	34,6 s (0,05)
5	$1,24395 \times 10^{-6}$	$1,21271 \times 10^{-6}$	4,70 s	6,75 h	4,21 s (0,05)	36,6 s (0,13)
10	$1,06714 \times 10^{-8}$	$1,06797 \times 10^{-8}$	19,4 s	3 me.*	5,77 s (0,05)	34,7 s (0,15)
15	$1,58195 \times 10^{-10}$	$1,57368 \times 10^{-10}$	43,8 s	26 a*	5,38 s (0,07)	30,6 s (0,15)
20	$2,69301 \times 10^{-12}$	$2,69051 \times 10^{-12}$	85,0 s	707 a*	4,96 s (0,1)	28,2 s (0,2)

Pode ser observado na Tabela 4.3 que os resultados obtidos com o método analítico e com o CE-ISM $\beta=1$  são basicamente os mesmos. A Fig. 4.14 também ilustra estas comparações em termos de um diagrama de barras semi-log. Considerando o aumento do fator de escala desde 1 até 20, o índice LOLP vai de  $10^{-3}$  a  $10^{-12}$ . De fato, desde um fator de escala igual a 5, os eventos de falha do sistema podem ser considerados raros (i.e., menores que  $10^{-5}$ ) e os ganhos computacionais obtidos com o CE-ISM $\beta=1$  começam ser evidentes a partir deste ponto.

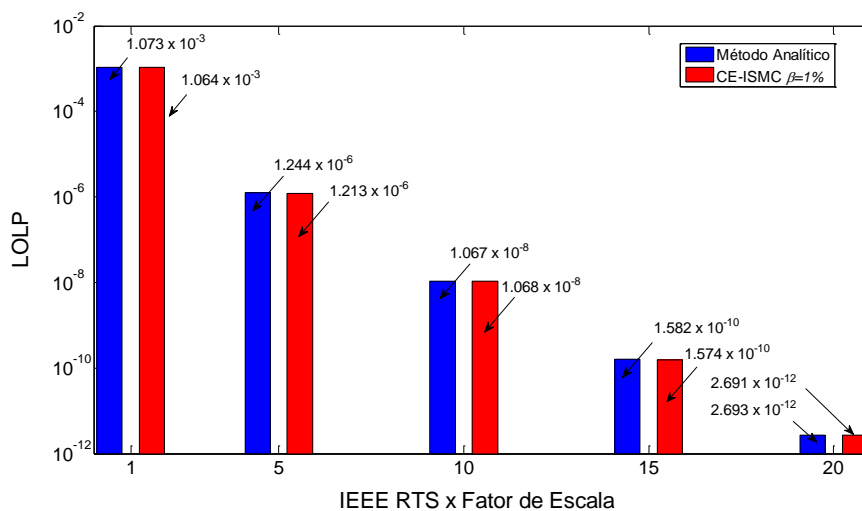


Fig. 4.14: Valores da LOLP para Diferentes Modificações no IEEE RTS.

A Fig. 4.15 ilustra os desempenhos de todas as metodologias quando aplicadas ao IEEE RTS com diferentes fatores de escala.

\* Estes valores, expressos em meses (me.) e anos (a), foram obtidos por extrapolação das tendências em gráficos semi-log correspondentes.

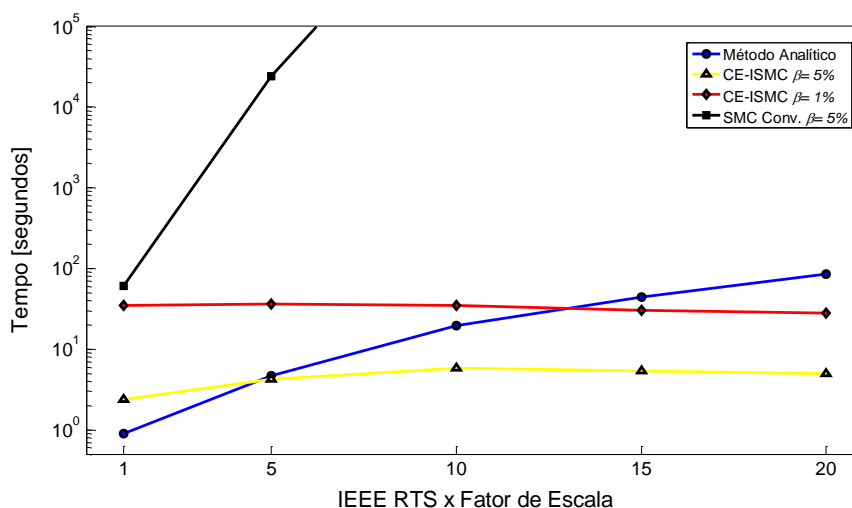


Fig. 4.15: Comparação de Desempenhos – IEEE RTS com Diferentes Fatores de Escala.

Note que os desempenhos do método analítico e da SMC convencional decrescem quando o tamanho do sistema aumenta. O método analítico não é consideravelmente sensível à raridade dos eventos de falha envolvidos. Porém, ele é ao aumento do número possível de estados, mesmo com um algoritmo extremamente eficiente que evita a “maldição combinatória” (*combinatorial curse*). O contrário ocorre com a SMC convencional, pois ela não é muito sensível ao número de estados do sistema, mas é dramaticamente sensível à raridade dos eventos envolvidos. O desempenho computacional do CE-ISM é, no entanto, indiferente a ambos os problemas. Ele não tem problemas com o número de estados do sistema, pois é basicamente uma SMC. A raridade dos eventos de falha envolvidos não apresenta problemas devido à distorção ótima aplicada ao modelo de geração. Finalmente, problemas envolvendo sistemas com fatores de carga baixos podem ser minimizados pelo uso adequado do parâmetro  $\Phi$ . Estes conceitos podem ser visualizados na Fig. 4.15. Note que, enquanto os desempenhos de ambos os métodos (analítico e SMC convencional) ficam piores, o desempenho do CE-ISM é praticamente constante, o qual neste caso depende principalmente dos valores especificados de  $\beta$  e  $\Phi$ .

É impressionante observar que enquanto a SMC convencional pode gastar horas (IEEE RTS×5) ou mesmo anos (IEEE RTS×20) para concluir a avaliação da confiabilidade, o CE-ISM levará apenas alguns segundos para qualquer sistema de geração. Além disso, o CE-ISM torna-se ainda mais veloz do que um método analítico extremamente eficiente, por exemplo, considerando  $\beta = 5\%$ , o ponto de corte é o IEEE RTS×5 (i.e., 4,70s > 4,21s). A Fig. 4.16 ilustra o processo de convergência para o índice LOLP considerando o IEEE RTS×5. É

possível observar claramente nesta ilustração a dificuldade que a SMC convencional encontra quando os eventos de falha são raros.

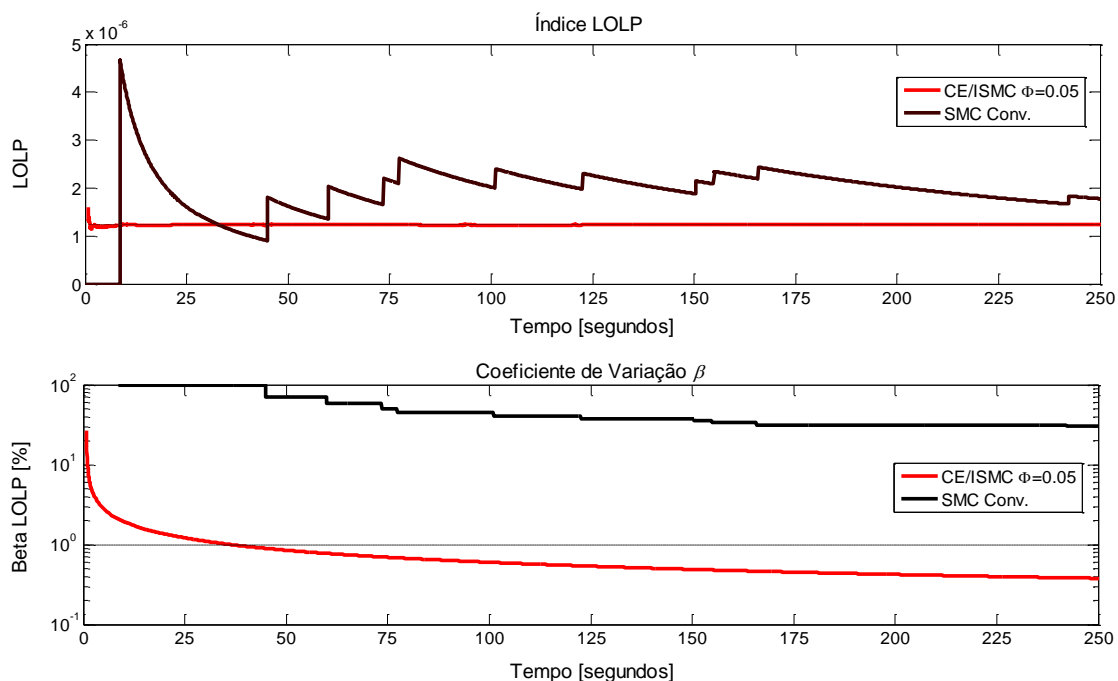


Fig. 4.16: Processo de Convergência do Índice LOLP – IEEE-RTS $\times 5$ .

Por último, é importante destacar que todas as tabelas e figuras apresentadas na Seção 4.3.1 foram diretamente extraídas de [G09] e/ou [LGS10]. Os algoritmos baseados em SMC, i.e., a SMC convencional e o CE-ISMC, foram, porém, recentemente reprogramados a fim de torná-los ainda mais eficientes. Como resultado, os tempos de simulação reportados nestas tabelas e figuras serão certamente modificados. Por exemplo, considerando o IEEE RTS com carga constante, os tempos de simulação caem de 6,9 para 1,9 segundos no caso da SMC convencional, e de 2,9 para 1,5 segundos no caso do CE-ISMC. Considerando o IEEE RTS com carga variável, os tempos caem de 1440 para 446 segundos no caso da SMC convencional, e de 35,7 para 10,3 segundos no caso do CE-ISMC. A reprogramação tem como único efeito a redução dos tempos de simulação para os métodos baseados em SMC, no entanto, todos os comentários e conclusões permanecem válidos.

#### 4.3.2. Algoritmos com Representação Cronológica

As metodologias de SMC quasi-sequencial/CE, pseudo-cronológica/CE e sequencial/CE apresentadas neste capítulo foram todas desenvolvidas utilizando o método CE-ISMC como

ponto de partida. Estes métodos conseguem avaliar a confiabilidade de sistemas cronológicos de uma maneira muito eficiente, conforme será verificado nas seções seguintes. Os sistemas IEEE RTS [IEEE79], IEEE RTS-96 [IEEE99], IEEE RTS-96HW [LSMB10] e duas configurações do sistema Sul-Sudeste Brasileiro (SSB) foram todos utilizados para comparar os desempenhos das diferentes metodologias.

Os diversos testes realizados foram agrupados em 10 casos principais. Nos *Casos 1-6* os índices LOLP, LOLE, EPNS, EENS, LOLF, e LORD são avaliados para diferentes sistemas de geração. Como o índice LOLC não é avaliado, todos os algoritmos com representação cronológica discutidos nesta Tese são utilizados. Nos *Casos 7-10* o índice LOLC é também avaliado e, portanto, somente os algoritmos que conseguem avaliar este índice de forma correta [LPMM97] são utilizados. Em todos os casos, as metodologias baseadas em CE utilizam o conjunto de parâmetros  $\alpha=1$ ,  $\rho=0,1$ ,  $N=2,5 \times 10^4$  e  $\Phi = 0,05$ , com exceção do *Caso 6* que utiliza um  $\Phi = 0,10$ . Um  $\beta_{MAX} = 5\%$  é utilizado como critério de convergência para todos os casos, com exceção do *Caso 1*, que utiliza um  $\beta_{MAX} = 1\%$ .

#### 4.3.2.1 Caso 1: IEEE RTS-79

O IEEE RTS é mais uma vez utilizado para obter valores de referência para os índices de confiabilidade e tempos de processamento. O sistema de geração tem 32 unidades com capacidades que variam de 12 MW a 400 MW, totalizando 3405 MW de potência instalada. A carga é representada por uma curva horária com 8760 níveis (um ano) cujo pico é 2850 MW.

TABELA 4.4 – CONFIABILIDADE DE GERAÇÃO: IEEE RTS

Algoritmo	LOLE [horas/ano]	EENS [MWh/ano]	LOLF [oc./ano]	Tempo de CPU [s]
Sequencial	9,455334 (0,69%)	1184,959 (1,00%)	2,037272 (0,55%)	5 291,44
Quasi-Sequencial	9,373635 (0,48%)	1178,616 (0,65%)	1,985581 (1,00%)	315,96
Pseudo-Cronológico	9,453160 (0,73%)	1175,767 (1,00%)	2,046524 (0,98%)	301,49
Sequencial/CE	9,429586 (0,81%)	1193,713 (0,80%)	1,998511 (0,99%)	31,73
Quasi-Sequencial/CE	9,323998 (0,41%)	1170,202 (0,39%)	2,006896 (0,99%)	10,34
Pseudo-Cronológico/CE	9,390336 (0,64%)	1175,095 (0,60%)	2,027222 (0,99%)	32,93

A Tabela 4.4 apresenta os valores para os índices LOLE, EENS e LOLF obtidos com as diversas metodologias e os respectivos valores de  $\beta$  são apresentados entre parênteses. Para este caso, um  $\beta_{MAX} = 1\%$  foi especificado para todos os índices.

Todos os métodos atingem um valor para o índice LOLE de aproximadamente 9,4 horas/ano. Os tempos de simulação para os algoritmos sequencial, quasi-sequencial e pseudo-cronológico são de 1,47 horas, 5,27 minutos, e 5,02 minutos, respectivamente. Aplicando os conceitos de CE nestes algoritmos, pode-se observar que os tempos de simulação caem significativamente. O algoritmo sequencial/CE gastou 31,7 segundos, o que representa um *speed-up* aproximado de 167 em relação ao sequencial convencional. O quasi-sequencial/CE atingiu o melhor desempenho computacional com 10,3 segundos, i.e., 30,5 vezes mais rápido em relação ao quasi-sequencial. Por último, o pseudo-cronológico/CE gastou 32,9 segundos, sendo 9,16 vezes mais veloz em comparação ao pseudo-cronológico padrão.

#### 4.3.2.2 Caso 2: IEEE RTS-96

Em sua configuração original, o IEEE RTS-96 tem 96 unidades de geração com uma potência instalada de 10215 MW. Deste total, 900 MW correspondem a unidades hidráulicas e 9315 MW a unidades térmicas. A carga é representada por 8760 níveis horários com um pico anual de 8550 MW. A Tabela 4.5 apresenta os valores dos índices de confiabilidade e os tempos de simulação para cada uma das diferentes metodologias.

TABELA 4.5 – CONFIABILIDADE DE GERAÇÃO: IEEE RTS-96

Algoritmo	LOLE [horas/ano]	EENS [MWh/ano]	LOLF [oc./ano]	Tempo de CPU [s]
Sequencial	0,1350335 (3,31%)	23,40306 (5,00%)	0,05278489 (2,67%)	10 621,99
Quasi-Sequencial	0,1322297 (3,26%)	23,51399 (4,48%)	0,05637590 (4,97%)	382,95
Pseudo-Cronológico	0,1362021 (3,60%)	24,67294 (5,00%)	0,05157269 (4,29%)	487,24
Sequencial/CE	0,1336292 (4,10%)	23,95419 (3,71%)	0,05203548 (4,75%)	4,07
Quasi-Sequencial/CE	0,1385396 (2,93%)	24,15139 (2,49%)	0,05164412 (4,99%)	1,50
Pseudo-Cronológico/CE	0,1328486 (3,51%)	23,47012 (3,05%)	0,05073014 (4,90%)	6,42

Todas as metodologias atingiram um valor para o índice LOLE entorno de 0,135 horas/ano. A confiabilidade deste sistema é maior em comparação ao caso anterior ( $LOLP \cong 1,5 \times 10^{-5}$ ), o que começa a causar algumas dificuldades nos métodos sem CE. Como esperado, o algoritmo sequencial tem o maior tempo de simulação com 2,95 horas. O quasi-sequencial e o pseudo-cronológico gastaram 6,4 e 8,1 minutos, respectivamente. Em todas as metodologias baseadas em CE, o vetor de parâmetros de referência ótimo é praticamente o mesmo. O tempo necessário para encontrar este vetor foi de aproximadamente 0,57 segundos. Os tempos de simulação para os algoritmos sequencial/CE, quasi-sequencial/CE e pseudo-cronológico/CE são de 4,1, 1,5 e 6,4 segundos, respectivamente. O quasi-sequencial/CE é ligeiramente mais rápido em comparação as outras duas metodologias, porém, todas elas atingem *speed-ups* elevados em relação aos correspondentes algoritmos sem CE. No caso do algoritmo sequencial/CE, um *speed-up* aproximado de 2610 foi obtido. O quasi-sequencial/CE e o pseudo-cronológico/CE têm *speed-ups* de 255 e 76, respectivamente.

#### 4.3.2.3 Caso 3: IEEE RTS-96HW

A fim de lidar com as flutuações nas capacidades das fontes hidráulicas e eólicas, algumas modificações são introduzidas no IEEE RTS-96 (caso anterior). Como a configuração original não tem nenhuma unidade eólica, uma das unidades de 350 MW (carvão) é substituída por 1526 MW de potência eólica. Fazendo isto, a potência total instalada ascende a 11 391 MW, e a porcentagem de potência renovável vai de 8,8% para 21,3%.

O subsistema térmico de geração tem 77 unidades com capacidades que variam de 12 MW a 400 MW, totalizando 9315 MW. O subsistema de geração hidráulico tem 18 unidades de 50 MW cada uma, distribuídas em três estações geradoras. Para simular a flutuação de capacidade nas unidades hidráulicas, cinco séries históricas relacionadas com a capacidade média mensal são apresentadas em [LSMB10]. Assume-se que estas séries têm a mesma probabilidade de ocorrência. O subsistema eólico de geração tem 763 unidades de 2 MW, distribuídas em três regiões ou áreas com diferentes características de vento: área 1 (267 unidades), área 2 (229 unidades), e área 3 (267 unidades). A fim de caracterizar a flutuação das capacidades eólicas, três séries são utilizadas [LSMB10] para cada área, em uma base horária, relacionadas com a potência média gerada por uma unidade eólica. Estas séries são classificadas como favoráveis, médias e desfavoráveis, com probabilidades iguais a 0,25, 0,5 e 0,25, respectivamente. Finalmente, o modelo de carga é o mesmo do caso anterior.

TABELA 4.6 – CONFIABILIDADE DE GERAÇÃO: IEEE RTS-96HW

Algoritmo	LOLE [horas/ano]	EENS [MWh/ano]	LOLF [oc./ano]	Tempo de CPU [s]
Sequencial	0,3415849 (3,40%)	63,86254 (5,00%)	0,1212349 (2,72%)	14455,88
Quasi-Sequencial	0,3496294 (3,05%)	63,17914 (4,23%)	0,1263711 (5,00%)	981,32
Pseudo-Cronológico	0,3442650 (3,70%)	64,28638 (4,99%)	0,1240061 (4,45%)	685,41
Sequencial/CE	0,3392593 (4,89%)	64,10993 (5,00%)	0,1214231 (4,96%)	32,70
Quasi-Sequencial/CE	0,3399892 (2,77%)	64,13262 (2,46%)	0,1263012 (4,96%)	6,96
Pseudo-Cronológico/CE	0,3382995 (3,70%)	64,95246 (3,40%)	0,1202474 (4,90%)	10,18

Como apresentado na Tabela 4.6, o novo valor do índice LOLE atingido por todos os métodos é de aproximadamente 0,34 horas/ano. O algoritmo sequencial gastou 4,02 horas. O quasi-sequencial e o pseudo-cronológico gastaram 16,4 e 11,4 minutos, respectivamente. Para os métodos baseados em CE, o tempo necessário para obter o vetor de parâmetros ótimo foi de aproximadamente 2,3 segundos. O algoritmo sequencial/CE gastou 32,7 segundos, o que representa um *speed-up* em relação ao sequencial de 442. O quasi-sequencial/CE foi o mais veloz com 7 segundos, e seu *speed-up* em relação ao quasi-sequencial foi de 141. Por último, o pseudo-cronológico/CE gastou 10,2 segundos, com um *speed-up* de 67,3 em relação à versão padrão. Sem dúvida, todos os métodos baseados em CE são boas opções, principalmente em comparação ao algoritmo sequencial.

É possível observar que o efeito combinado das flutuações nas capacidades hidráulicas e eólicas deteriora ligeiramente os índices de confiabilidade. As unidades hidráulicas têm suas capacidades efetivas reduzidas pelas séries hidráulicas. A substituição da unidade térmica de 350 MW por 1526 MW de potência eólica melhora ligeiramente os índices de confiabilidade. Porém, o efeito final é um incremento no risco de falha do sistema.

#### 4.3.2.4 Caso 4: IEEE RTS-96HW Usando Séries Críticas

De maneira semelhante ao *Caso 3*, outro cenário é avaliado onde somente as piores séries hidráulicas e eólicas são consideradas, assim como definidas em [LSMB10]. A Tabela 4.7 apresenta os índices de confiabilidade e os tempos de simulação para este sistema, considerando as diferentes metodologias.

TABELA 4.7 – CONFIABILIDADE DE GERAÇÃO: IEEE RTS-96HW – SÉRIES CRÍTICAS

Algoritmo	LOLE [horas/ano]	EENS [MWh/ano]	LOLF [oc./ano]	Tempo de CPU [s]
Sequencial	1,425376 (3,25%)	288,6341 (4,99%)	0,4865063 (2,58%)	4 182,54
Quasi-Sequencial	1,415992 (2,96%)	281,3399 (4,01%)	0,4782562 (5,00%)	206,43
Pseudo- Cronológico	1,406778 (3,57%)	280,5438 (5,00%)	0,4930916 (4,31%)	150,40
Sequencial/CE	1,425377 (3,74%)	287,2782 (3,32%)	0,4815509 (4,84%)	6,21
Quasi- Sequencial/CE	1,407083 (2,67%)	286,3519 (2,47%)	0,4919515 (4,98%)	3,75
Pseudo- Cronológico/CE	1,424639 (3,61%)	285,4139 (3,28%)	0,4815814 (4,94%)	5,71

No cenário crítico, todos os métodos atingem um valor para o índice LOLE de aproximadamente 1,41 horas/ano. Os tempos de simulação para os algoritmos sequencial, quasi-sequencial e pseudo-cronológico são de 1,16 horas, 3,44 minutos, e 2,51 minutos, respectivamente. O algoritmo sequencial/CE gastou 6,21 segundos, o que representa um *speed-up* aproximado de 673,5 em relação ao sequencial convencional. O quasi-sequencial/CE gastou 3,75 segundos, i.e., 55 vezes mais rápido em relação ao quasi-sequencial. Finalmente, o pseudo-cronológico/CE gastou 5,71 segundos, sendo 26,3 vezes mais veloz em comparação ao pseudo-cronológico padrão.

Conforme esperado, a confiabilidade do sistema se deteriora se somente as séries críticas são consideradas. Se os índices aumentam, a convergência dos algoritmos se torna mais rápida e o esforço computacional é reduzido. Mais uma vez, os algoritmos baseados em CE apresentaram um bom desempenho computacional.

#### 4.3.2.5 Caso 5: IEEE RTS-96HW Considerando Manutenção

Neste caso, as seis unidades de 400 MW são programadas para manutenção durante um mês, uma de cada vez, durante os meses de: Janeiro-Março e Junho-Agosto. A Tabela 4.8 apresenta os resultados obtidos com este esquema de manutenção. Distribuindo os períodos de manutenção das unidades, os índices de confiabilidade são muito próximos (ligeiramente maiores) em comparação ao *Caso 3*. Mais uma vez, todos os métodos atingem os mesmos resultados considerando uma tolerância de  $\beta_{MAX} = 5\%$ .



TABELA 4.8 – CONFIABILIDADE DE GERAÇÃO: IEEE RTS-96HW – MANUTENÇÃO

Algoritmo	LOLE [horas/ano]	EENS [MWh/ano]	LOLF [oc./ano]	Tempo de CPU [s]
Sequencial	0,4026289 (3,40%)	73,71172 (5,00%)	0,1420217 (2,67%)	12 636,70
Quasi-Sequencial	0,4036210 (2,99%)	75,05670 (4,12%)	0,1394442 (4,99%)	888,85
Pseudo-Cronológico	0,4107426 (3,61%)	73,81417 (4,98%)	0,1479748 (4,40%)	591,78
Sequencial/CE	0,3986157 (4,82%)	74,16854 (4,94%)	0,1463301 (4,79%)	33,76
Quasi-Sequencial/CE	0,4064179 (2,75%)	74,21213 (2,41%)	0,1491415 (4,95%)	5,90
Pseudo-Cronológico/CE	0,3947422 (3,61%)	74,90980 (3,43%)	0,1470850 (4,98%)	9,50

#### 4.3.2.6 Caso 6: IEEE RTS-96HW com Evento Raro

Este caso é similar ao *Caso 3*. A única diferença é o valor da carga pico, que é reduzida de 8550 MW para 8050 MW. Esta condição cria um evento raro ( $LOLP \cong 2,9 \times 10^{-6}$ ), causando algumas dificuldades na convergência dos algoritmos sem CE.

TABELA 4.9 – CONFIABILIDADE DE GERAÇÃO: IEEE RTS-96HW – EVENTO RARO

Algoritmo	LOLE [horas/ano]	EENS [MWh/ano]	LOLF [oc./ano]	Tempo de CPU [s]
Sequencial	0,02497833 (3,10%)	3,997260 (4,99%)	0,00979014 (2,42%)	166 142,71
Quasi-Sequencial	0,02615371 (3,16%)	4,140580 (4,37%)	0,01012025 (4,99%)	12 194,07
Pseudo-Cronológico	0,02477595 (3,73%)	3,967099 (5,00%)	0,00977266 (4,39%)	9 121,94
Sequencial/CE	0,02528874 (4,41%)	4,116118 (4,31%)	0,00997831 (4,81%)	39,25
Quasi-Sequencial/CE	0,02522819 (2,64%)	4,061047 (2,19%)	0,00993352 (4,86%)	9,79
Pseudo-Cronológico/CE	0,02614590 (4,05%)	4,084366 (3,09%)	0,01005282 (5,00%)	17,89

A Tabela 4.9 apresenta os índices de confiabilidade e os tempos de simulação para as diversas metodologias. Os tempos de simulação para os algoritmos sequencial, quasi-sequencial e pseudo-cronológico foram de 46,2, 3,4 e 2,5 horas, respectivamente. No entanto, considerando os algoritmos baseados em CE (com  $\Phi = 0,10$ ), os tempos de simulação são

muito próximos (ligeiramente maiores) aos obtidos para o *Caso 3* sem nenhuma perda significativa de precisão. Todos estes métodos atingem *speed-ups* muito elevados em relação aos correspondentes algoritmos sem CE. No caso do algoritmo sequencial/CE, um *speed-up* aproximado de 4233 foi obtido. O quasi-sequencial/CE e o pseudo-cronológico/CE têm *speed-ups* de 1245 e 510, respectivamente. Neste caso, é possível observar claramente a grande vantagem de utilizar algoritmos baseados em CE.

#### 4.3.2.7 Caso 7: IEEE RTS-79 com LOLC

Neste caso, o índice LOLC é também avaliado para o sistema IEEE RTS. Os custos unitários de interrupção são extraídos de uma pesquisa da Ontario Hydro [EPRI89], cujos resultados são ilustrados na Fig. 4.3. A participação de cada classe consumidora em um dado bloco de energia cortada é extraída de [LPMM97]. Basicamente, blocos de energia com profundidade de corte entre 0 e 546 MW são considerados 100% residenciais; entre 546 e 1023 MW são 100% comerciais; e entre 1023 e 2850 MW são 100% industriais. A Tabela 4.10 apresenta os resultados para este sistema. Note que os resultados dos algoritmos quasi-sequencial e quasi-sequencial/CE não são apresentados. Isto se deve a que estes métodos não conseguem representar o ciclo completo de um processo de interrupção.

TABELA 4.10 – CONFIABILIDADE DE GERAÇÃO: IEEE RTS COM LOLC

Algoritmo	LOLE [horas/ano]	EENS [MWh/ano]	LOLF [oc./ano]	LOLC [10 <sup>5</sup> ×US\$/ano]	Tempo de CPU [s]
<b>Sequencial</b>	9,318482 (2,47%)	1159,775 (3,62%)	2,015083 (1,95%)	3,546620 (5,00%)	914,75
<b>Pseudo-Cronológico</b>	9,241800 (2,43%)	1176,696 (3,30%)	2,010455 (3,29%)	3,548333 (4,98%)	43,74
<b>Sequencial/CE</b>	9,361388 (3,44%)	1174,100 (4,56%)	2,072129 (4,49%)	3,515828 (4,93%)	3,59
<b>Pseudo-Cronológico/CE</b>	9,486402 (3,18%)	1181,386 (3,01%)	2,030117 (4,73%)	3,522374 (2,98%)	2,17

Os algoritmos sequencial e sequencial/CE gastaram 15,2 minutos e 3,6 segundos, respectivamente (um *speed-up* aproximado de 255). O pseudo-cronológico e o pseudo-cronológico/CE gastaram respectivamente 43,7 e 2,2 segundos (um *speed-up* próximo de 20,2). Este sistema é mais uma vez utilizado para obter valores de referência para os índices de confiabilidade (principalmente para a LOLC). Por exemplo, todos os resultados apresentados na Tabela 4.10 estão de acordo com aqueles reportados em [LPMM97].

## 4.3.2.8 Caso 8: IEEE RTS-96 com LOLC

Neste caso, o índice LOLC é avaliado para o IEEE RTS-96. Os custos unitários de interrupção são extraídos da Fig. 4.3. As participações das classes consumidoras em todos os blocos de energia cortada são consideradas como: 21% residencial, 30% comercial e 49% industrial. A Tabela 4.11 apresenta os índices de confiabilidade e os tempos de CPU para as diferentes metodologias.

TABELA 4.11 – CONFIABILIDADE DE GERAÇÃO: IEEE RTS-96 COM LOLC

Algoritmo	LOLE [horas/ano]	EENS [MWh/ano]	LOLF [oc./ano]	LOLC [10 <sup>5</sup> ×US\$/ano]	Tempo de CPU [s]
Sequencial	0,1360758 (3,21%)	24,26441 (4,99%)	0,05150888 (2,57%)	1,119615 (4,86%)	12 545,13
Pseudo- Cronológico	0,1362021 (3,60%)	24,67294 (5,00%)	0,05157269 (4,29%)	1,120699 (4,52%)	1 075,85
Sequencial/CE	0,1370004 (4,10%)	25,29736 (3,59%)	0,05183286 (4,98%)	1,144563 (3,82%)	10,34
Pseudo- Cronológico/CE	0,1388941 (3,92%)	24,46965 (3,21%)	0,05107761 (5,00%)	1,120741 (3,22%)	9,95

Os algoritmos sequencial e sequencial/CE gastaram 3,48 horas e 10,34 segundos, respectivamente (um *speed-up* aproximado de 1213). O pseudo-cronológico e o pseudo-cronológico/CE gastaram respectivamente 17,93 minutos e 9,95 segundos (um *speed-up* de 108). Neste caso, como os eventos de falha são mais raros ( $LOLP \cong 1,55 \times 10^{-5}$ ), maiores *speed-ups* são obtidos pelas abordagens baseadas no método CE.

## 4.3.2.9 Caso 9: IEEE RTS-96HW com LOLC

O índice LOLC é agora avaliado para o IEEE RTS-96HW. Os custos unitários de interrupção e a participação das classes consumidoras nos blocos de energia cortada são os mesmos descritos para o caso anterior.

A Tabela 4.12 apresenta os resultados para este sistema. Mais uma vez, todos os métodos apresentam os mesmos resultados dentro da tolerância especificada. O algoritmo sequencial gastou 4,3 horas e o sequencial/CE 37,5 segundos, o que representa um *speed-up* de aproximadamente 412. O pseudo-cronológico e o pseudo-cronológico/CE gastaram respectivamente 15,2 minutos e 12,7 segundos, resultando em um *speed-up* próximo de 72.

TABELA 4.12 – CONFIABILIDADE DE GERAÇÃO: IEEE RTS-96HW COM LOLC

Algoritmo	LOLE [horas/ano]	EENS [MWh/ano]	LOLF [oc./ano]	LOLC [10 <sup>5</sup> ×US\$/ano]	Tempo de CPU [s]
Sequencial	0,3472868 (3,33%)	65,32082 (5,00%)	0,1224466 (2,70%)	2,995527 (4,88%)	15453,31
Pseudo- Cronológico	0,3512025 (3,76%)	64,97073 (4,99%)	0,1248356 (4,55%)	3,017564 (4,56%)	913,17
Sequencial/CE	0,3385365 (4,66%)	64,85486 (4,83%)	0,1213568 (4,74%)	2,933583 (4,94%)	37,47
Pseudo- Cronológico/CE	0,3409582 (3,59%)	65,25953 (3,22%)	0,1197059 (4,99%)	2,979434 (3,12%)	12,71

#### 4.3.2.10 Caso 10: Sistema Sul-Sudeste Brasileiro com LOLC

As metodologias baseadas em CE serão testadas utilizando duas configurações do sistema SSB (normal e reforçada) planejadas para a década de 90 [LGS10, LMC91]. Em sua configuração normal, este sistema tem 67 estações geradoras: 53 plantas hidráulicas e 14 plantas térmicas. Existem 290 unidades com capacidades que variam de 15 MW até 700 MW (unidades de Itaipu), totalizando uma potência instalada de 42,8 GW. A configuração reforçada considera quatro unidades adicionais de 700 MW na usina de Itaipu. Um modelo de carga com 8736 níveis e 41,2 GW de pico é utilizado para ambas as configurações. Os custos unitários de interrupção são extraídos da Fig. 4.4 [MSH94]. A participação de cada classe consumidora em um dado bloco de energia cortada é considerada como: 100% residencial para profundidades de corte entre 0 e 1000 MW; 50% residencial e 50% industrial para profundidades de corte entre 1000 e 1500 MW; 20% residencial, 30% industrial e 50% comercial para profundidades de corte acima de 1500 MW.

A Tabela 4.13 mostra os resultados para a configuração normal. O índice LOLP para esta configuração é aproximadamente  $3,44 \times 10^{-3}$ . Os algoritmos sequencial e pseudo-cronológico gastam aproximadamente 59,4 e 15,9 segundos, respectivamente. O sequencial/CE e o pseudo-cronológico/CE gastam respectivamente 2,7 e 1,7 segundos.

Os resultados para a configuração reforçada são apresentados na Tabela 4.14. O novo valor do índice LOLP é aproximadamente  $1,91 \times 10^{-5}$ . Os tempos de simulação para o sequencial e pseudo-cronológico são 59 e 36 minutos, respectivamente. O sequencial/CE gastou 7,5 segundos e o pseudo-cronológico/CE 4,1 segundos.

TABELA 4.13 – CONFIABILIDADE DE GERAÇÃO: SSB NORMAL COM LOLC

Algoritmo	LOLE [horas/ano]	EENS [MWh/ano]	LOLF [oc./ano]	LOLC [10 <sup>6</sup> ×US\$/ano]	Tempo de CPU [s]
Sequencial	30,26114 (2,14%)	16 856,58 (3,46%)	30,03607 (1,87%)	8,094393 (4,73%)	59,39
Pseudo- Cronológico	30,07680 (2,88%)	16 407,83 (3,83%)	30,05710 (3,16%)	8,151531 (4,82%)	15,90
Sequencial/CE	30,19435 (4,42%)	16 874,00 (2,88%)	30,06514 (5,00%)	8,030430 (4,28%)	2,65
Pseudo- Cronológico/CE	30,15549 (4,32%)	17 054,41 (4,20%)	29,09631 (4,99%)	8,024833 (4,33%)	1,73

TABELA 4.14 – CONFIABILIDADE DE GERAÇÃO: SSB REFORÇADO COM LOLC

Algoritmo	LOLE [horas/ano]	EENS [MWh/ano]	LOLF [oc./ano]	LOLC [10 <sup>4</sup> ×US\$/ano]	Tempo de CPU [s]
Sequencial	0,1727700 (2,84%)	62,10702 (4,09%)	0,197111 (2,67%)	2,527724 (4,99%)	3 519,28
Pseudo- Cronológico	0,1664346 (2,96%)	61,20089 (4,13%)	0,1874692 (3,22%)	2,508693 (5,00%)	2 155,12
Sequencial/CE	0,1709448 (4,49%)	65,18582 (4,35%)	0,1933361 (4,87%)	2,435799 (4,15%)	7,52
Pseudo- Cronológico/CE	0,1661942 (4,34%)	62,38050 (3,46%)	0,1945364 (4,95%)	2,552720 (3,33%)	4,13

Mesmo que a configuração normal do sistema SSB tenha mais unidades de geração que o IEEE RTS, ele converge mais rapidamente porque o número médio de falhas/ano é muito maior (aproximadamente 30 do SSB normal contra 2 do IEEE RTS). Note que os desempenhos dos algoritmos sequencial e pseudo-cronológico são severamente afetados quando a configuração reforçada é considerada. Os tempos de simulação dos métodos baseados em CE, porém, sofrem apenas um leve incremento.

#### 4.4. COMENTÁRIOS FINAIS

O presente capítulo apresentou alguns métodos eficientes baseados no método CE para avaliar a confiabilidade de geração. A abordagem comum em todos eles foi utilizar os conceitos de entropia cruzada a fim de encontrar uma distorção ótima para o modelo de geração e reduzir desta forma o esforço computacional. Todos os métodos podem representar aspectos cronológicos como, por exemplo, as flutuações nas capacidades de fontes renováveis e esquemas de manutenção programada de equipamentos. Contudo, cada um deles apresenta diferentes características, vantagens e limitações.

A SMC quasi-sequencial/CE é a mais simples de implementar e apresenta o melhor desempenho computacional para a maioria dos sistemas. Este método pode ser facilmente derivado de um algoritmo de SMC não-sequencial tradicional e sua extensão para a avaliação da confiabilidade composta é mais ou menos direta, conforme será apresentado no próximo capítulo. Contudo, esta metodologia não consegue capturar o ciclo completo dos processos de interrupção e, portanto, somente valores aproximados do índice LOLC podem ser avaliados [LPMM97]. Além disso, todos os equipamentos devem ser representados por modelos Markovianos.

A SMC pseudo-cronológica/CE tem uma implementação computacional um pouco mais sofisticada. Seu desempenho computacional, no entanto, não é muito diferente em comparação à SMC quasi-sequencial/CE. Esta metodologia é capaz de capturar detalhadamente os blocos de energia cortada e suas respectivas durações, caracterizando completamente os processos de interrupção. Desta maneira, o índice LOLC pode ser avaliado de forma correta e precisa dentro da tolerância do  $\beta_{LOLC}$  especificado. Por outro lado, assim como acontece na SMC quasi-sequencial/CE, este método requer que todos os equipamentos e as transições entre estados sejam representados por modelos Markovianos.

A SMC sequencial/CE tem uma dificuldade de programação média para elevada. Por causa da amostragem sequencial de estados, seu desempenho computacional é ligeiramente inferior em comparação às duas metodologias anteriores. Porém, este é um método mais poderoso e flexível, capaz de representar quaisquer aspectos cronológicos ou restrições operativas complexas. Além de avaliar o índice LOLC de forma correta e precisa, esta metodologia consegue também representar equipamentos Markovianos e não-Markovianos. A ideia de simular históricos operativos distorcidos é bastante original e permitiu obter *speed-ups* muito elevados em relação à SMC sequencial tradicional, principalmente em sistemas muito confiáveis ou robustos.

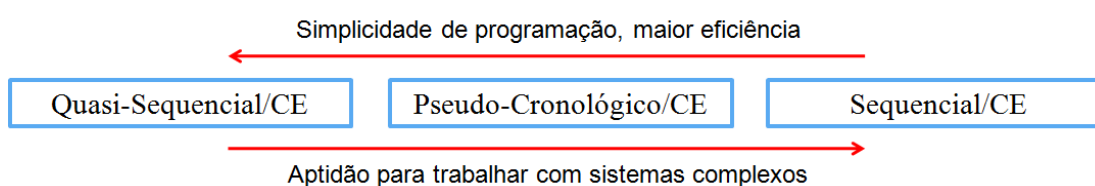


Fig. 4.17: Comparação entre diferentes metodologias baseadas em CE.

A Fig. 4.17 sintetiza as conclusões prévias. É difícil especificar qual dos métodos baseados em CE é o melhor, pois isto dependerá da aplicação em questão e dos requisitos do usuário. Porém, é possível afirmar que estas ferramentas são excelentes alternativas, principalmente em comparação às SMC convencionais [GL12a, GL12b]. Finalmente, a SMC sequencial padrão é a única metodologia que consegue avaliar as distribuições de probabilidade dos índices de confiabilidade. O preço a pagar para obter tais distribuições será necessariamente um tempo de simulação muito elevado. A SMC pseudo-cronológica/CE e a SMC sequencial/CE podem, contudo, avaliar distribuições de probabilidade de algumas grandezas “por interrupção”, e.g., a duração, potência máxima cortada e energia total cortada por interrupção.

# CAPÍTULO 5

## AVALIAÇÃO DA CONFIABILIDADE COMPOSTA VIA MÉTODO CE

### 5.1. CONSIDERAÇÕES INICIAIS

**E**MBORA os índices de confiabilidade da capacidade de geração forneçam informações muito importantes para o planejamento, o rápido aumento no tamanho dos sistemas e no número de interconexões levaram ao reconhecimento de que as linhas de transmissão representam um papel importante na determinação da confiabilidade global do sistema [PP92]. Conforme mencionado no Capítulo 2, a inclusão das restrições da transmissão torna a tarefa de avaliar a confiabilidade do sistema muito mais complexa. Na confiabilidade composta, a avaliação da adequação de um estado (i.e., definidos os níveis de carga, a geração disponível e os estados dos circuitos) usualmente requer uma análise de fluxo de potência e a representação de ações corretivas ao invés de simples comparações entre geração disponível e carga, como é feito no caso da confiabilidade de geração.

Nos capítulos anteriores, o método da Entropia Cruzada (CE) foi aplicado satisfatoriamente para avaliar índices de confiabilidade em sistemas de geração. No Capítulo 3 foi apresentada uma aplicação inicial básica deste método [LGS10], a qual apresentou ganhos computacionais muito promissores, principalmente em sistemas confiáveis. No Capítulo 4 esta metodologia básica foi estendida para representar diversos aspectos cronológicos como, por exemplo, a flutuação na capacidade de fontes renováveis e a representação da manutenção programada de equipamentos. Surgiram assim, três metodologias baseadas em CE para a avaliação da confiabilidade em sistemas de geração renováveis; a simulação Monte Carlo (SMC) quase-sequencial/CE [LGSM10], a SMC pseudo-cronológica/CE [GL11a], e a SMC sequencial/CE [GL11b]. Todas estas metodologias, com suas respectivas vantagens e desvantagens, foram discutidas detalhadamente no capítulo anterior.

O objetivo principal deste capítulo é estender os conceitos de CE para tratar o problema da confiabilidade composta (i.e., geração e transmissão) de sistemas elétricos de potência. De



maneira semelhante às aplicações em confiabilidade de geração, o método proposto utiliza um processo de otimização estocástico baseado em CE a fim de obter uma distorção ótima para as indisponibilidades dos equipamentos (agora, geradores e linhas de transmissão). Uma vez obtidas estas distorções, os índices de confiabilidade tradicionais do sistema são determinados utilizando uma SMC não-sequencial baseada em amostragem por importância (IS). A distorção ótima tem como objetivo incentivar a amostragem de eventos de falha significativos, reduzindo as variâncias dos estimadores e, conseqüentemente, o esforço computacional. O método proposto será testado utilizando diversos sistemas, incluindo o IEEE RTS [IEEE79], IEEE MRTS [R06], IEEE RTS-96 [IEEE99], IEEE MRTS-96 [R06], e uma configuração do sistema Sul-Sudeste Brasileiro (SSB) [R06].

Finalmente, é importante ressaltar que o método CE para a avaliação da confiabilidade composta apresentada neste capítulo representa apenas uma aplicação inicial. Portanto, nenhum aspecto cronológico será discutido, ficando estas questões como propostas para trabalhos futuros.

## **5.2. APLICAÇÃO BÁSICA DO MÉTODO CE EM CONFIABILIDADE COMPOSTA**

Nesta seção será apresentada uma metodologia básica para avaliar a confiabilidade composta de sistemas de potência via o método CE. A ideia é aproveitar o algoritmo de CE já apresentado para confiabilidade de geração, e adaptá-lo para estimar agora índices de confiabilidade em sistemas compostos, i.e., de geração e transmissão.

Na metodologia proposta, os estados das estações geradoras e das linhas de transmissão serão representados por variáveis aleatórias binomiais e por variáveis de Bernoulli, respectivamente. A carga do sistema pode ser representada por um nível constante em todos os barramentos, ou por uma sequência de níveis discretos em cada barramento, correlacionados ou não.

De maneira semelhante às metodologias apresentadas no capítulo anterior, o método proposto apresenta duas etapas bem diferenciadas. Primeiramente, um processo de otimização estocástico baseado em CE será utilizado para estimar as indisponibilidades distorcidas ótimas

de todos os componentes (unidades geradoras e linhas de transmissão). A continuação, os índices de confiabilidade tradicionais do sistema serão estimados utilizando uma SMC não-sequencial baseada em IS. A convergência do processo continuará sendo controlada pelo parâmetro  $\beta_{MAX}$  especificado.

### 5.2.1. Reformulação do Problema

Considere o sistema teste apresentado na Fig. 5.1. O sistema é composto por seis barramentos, três estações geradoras (um total de quatro unidades, totalizando 260 MW) e onze linhas de transmissão. Todos os dados determinísticos e estocásticos das estações geradoras são apresentados na Tabela 5.1. Analogamente, todos os dados das linhas de transmissão são apresentados na Tabela 5.2. A curva de carga do sistema é a mesma do IEEE RTS [IEEE79], mas com uma carga pico de 210 MW. Assume-se que os custos do corte de carga são muito maiores que os custos de geração.

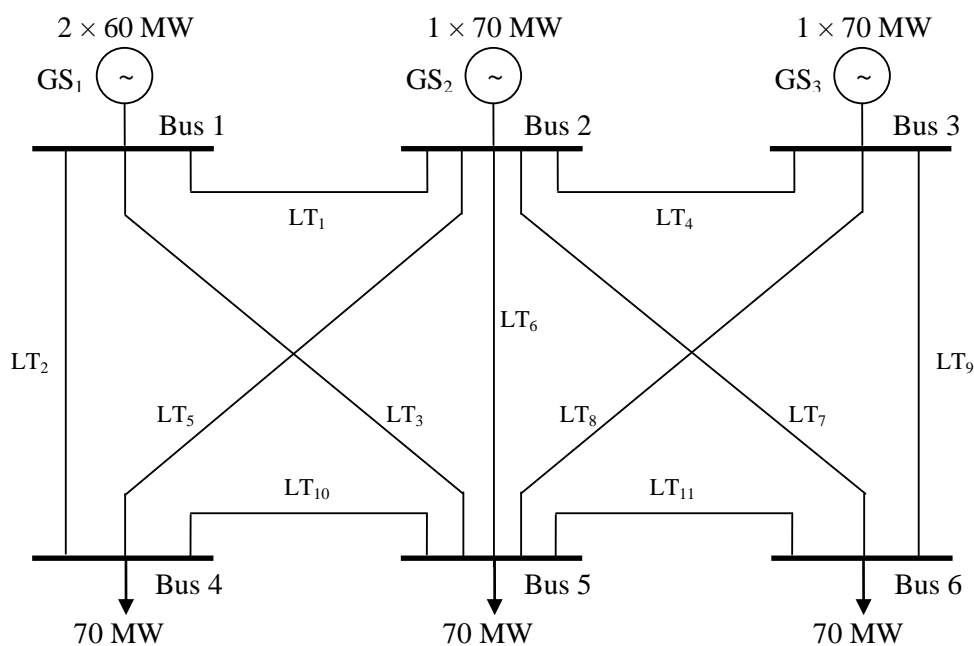


Fig. 5.1: Sistema Teste 6 Barras.

TABELA 5.1 – SISTEMA TESTE 6 BARRAS: DADOS DE GERAÇÃO

Estação Geradora	Barra	Nro. de Unidades	$P_{MIN}$ [MW]	$P_{MAX}$ [MW]	Custo [\$/MWh]	Taxa de Falha [1/y]	MTTR [h]
GS <sub>1</sub>	1	2	0,00	60,00	25,00	3,00	20,00
GS <sub>2</sub>	2	1	0,00	70,00	15,00	5,00	40,00
GS <sub>3</sub>	3	1	0,00	70,00	35,00	5,00	40,00

TABELA 5.2 – SISTEMA TESTE 6 BARRAS: DADOS DE TRANSMISSÃO

Linha de Transmissão	Desde	Para	Reatância [%]	Capacidade [MW]	Taxa de Falha [1/y]	MTTR [h]
LT <sub>1</sub>	1	2	20,00	50,00	1,00	10,00
LT <sub>2</sub>	1	4	20,00	50,00	1,00	10,00
LT <sub>3</sub>	1	5	30,00	40,00	1,50	10,00
LT <sub>4</sub>	2	3	25,00	40,00	1,25	10,00
LT <sub>5</sub>	2	4	10,00	80,00	0,50	10,00
LT <sub>6</sub>	2	5	30,00	40,00	1,50	10,00
LT <sub>7</sub>	2	6	20,00	50,00	1,00	10,00
LT <sub>8</sub>	3	5	26,00	40,00	1,18	10,00
LT <sub>9</sub>	3	6	10,00	80,00	0,50	10,00
LT <sub>10</sub>	4	5	40,00	30,00	2,00	10,00
LT <sub>11</sub>	5	6	30,00	40,00	1,50	10,00

Seja  $\mathbf{u}_{GS}$  um vetor que contém as indisponibilidades originais das estações geradoras. Analogamente, seja  $\mathbf{u}_{LT}$  um vetor que contém as indisponibilidades originais das linhas de transmissão. Um estado amostrado é representado por um vetor  $\mathbf{X}_i$  que contém o número de unidades disponíveis em cada estação geradora, os estados *Up/Down* das linhas de transmissão, e os níveis de carga em cada barramento.

Agora, considere que o objetivo seja estimar os índices de confiabilidade deste sistema via SMC não-sequencial. Uma amostra aleatória  $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_N$  é então retirada considerando  $f(\bullet; \mathbf{u}_{GS})$ ,  $f(\bullet; \mathbf{u}_{LT})$  e o modelo probabilístico da carga. A seguir, os índices LOLP, EPNS e LOLF são estimados utilizando

$$\hat{LOLP} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N H_{LOLP}(\mathbf{X}_i) \quad (5.1)$$

$$\hat{EPNS} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N H_{EPNS}(\mathbf{X}_i) \quad (5.2)$$

$$\hat{LOLF} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N H_{LOLF}(\mathbf{X}_i) \quad (5.3)$$

onde  $H_{LOLP}(\mathbf{X}_i)$ ,  $H_{EPNS}(\mathbf{X}_i)$  e  $H_{LOLF}(\mathbf{X}_i)$  representam as funções testes da LOLP, EPNS e LOLF conforme (5.4), (5.5) e (5.6), respectivamente.

$$H_{LOLP}(\mathbf{X}_i) = \begin{cases} 0 & \text{se } \mathbf{X}_i \in \Psi_{\text{Sucesso}} \\ 1 & \text{se } \mathbf{X}_i \in \Psi_{\text{Falha}} \end{cases} \quad (5.4)$$

$$H_{EPNS}(\mathbf{X}_i) = \begin{cases} 0 & \text{se } \mathbf{X}_i \in \Psi_{\text{Sucesso}} \\ \Delta P_i & \text{se } \mathbf{X}_i \in \Psi_{\text{Falha}} \end{cases} \quad (5.5)$$

$$H_{LOLF}(\mathbf{X}_i) = \begin{cases} 0 & \text{se } \mathbf{X}_i \in \Psi_{\text{Sucesso}} \\ \lambda_i^{out} & \text{se } \mathbf{X}_i \in \Psi_{\text{Falha}} \text{ e } \mathbf{X}_m \in \Psi_{\text{Sucesso}} \\ 0 & \text{se } \mathbf{X}_i \in \Psi_{\text{Falha}} \text{ e } \mathbf{X}_m \in \Psi_{\text{Falha}} \end{cases} \quad (5.6)$$

Em (5.6),  $\mathbf{X}_m$  representa um estado que pode ser alcançado desde  $\mathbf{X}_i$  em uma única transição. Este estado é amostrado utilizando uma abordagem baseada em probabilidades condicionais de transição, muito semelhante à simulação *forward* (utilizada na SMC pseudo-cronológica). A expressão (5.6) representa uma função teste para o índice LOLF diferente da apresentada em (2.13), e é usualmente conhecida como estimador *one step forward*. Esta função teste foi proposta em [LRMB04] e apresenta diversas vantagens em comparação à função teste tradicional, principalmente em estudos de confiabilidade composta. Maiores detalhes sobre este estimador, assim como demonstrações matemáticas rigorosas podem ser encontradas em [LRMB04].

A fim de reduzir os esforços computacionais da SMC não-sequencial, técnicas de redução de variância devem ser utilizadas. Assim, aplicando os conceitos de IS tem-se

$$\hat{LOLP} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N H_{LOLP}(\mathbf{X}_i) \mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \mathbf{v}) \quad (5.7)$$

$$\hat{EPNS} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N H_{EPNS}(\mathbf{X}_i) \mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \mathbf{v}) \quad (5.8)$$

$$\hat{LOLF} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N H_{LOLF}(\mathbf{X}_i) \mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \mathbf{v}). \quad (5.9)$$

A expressão  $\mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \mathbf{v})$  é a razão de verossimilhança que, neste caso, é dada por

$$\mathbf{W}_{GS}(\mathbf{X}_{GSi}; \mathbf{n}_{GS}, \mathbf{u}_{GS}, \mathbf{v}_{GS}) = \frac{\prod_{j=1}^{N_{GS}} (1-u_{GSj})^{X_{GSj}} (u_{GSj})^{n_{GSj}-X_{GSj}}}{\prod_{j=1}^{N_{GS}} (1-v_{GSj})^{X_{GSj}} (v_{GSj})^{n_{GSj}-X_{GSj}}} \quad (5.10)$$

$$\mathbf{W}_{LT}(\mathbf{X}_{LTi}; \mathbf{n}_{LT}, \mathbf{u}_{LT}, \mathbf{v}_{LT}) = \frac{\prod_{j=1}^{N_{LT}} (1-u_{LTj})^{X_{LTj}} (u_{LTj})^{1-X_{LTj}}}{\prod_{j=1}^{N_{LT}} (1-v_{LTj})^{X_{LTj}} (v_{LTj})^{1-X_{LTj}}} \quad (5.11)$$

$$\mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \mathbf{v}) = \mathbf{W}_{GS}(\mathbf{X}_{GSi}; \mathbf{n}_{GS}, \mathbf{u}_{GS}, \mathbf{v}_{GS}) \cdot \mathbf{W}_{LT}(\mathbf{X}_{LTi}; \mathbf{n}_{LT}, \mathbf{u}_{LT}, \mathbf{v}_{LT}) \quad (5.12)$$

onde

$N_{GS}$  é o número de estações geradoras;

$N_{LT}$  é o número de linhas de transmissão;

$\mathbf{X}_{GSi} = [X_{GS1}, X_{GS2}, \dots, X_{GSj}, \dots, X_{N_{GS}}]$  é o vetor com o número de unidades disponíveis nas estações geradoras  $j=1, 2, \dots, N_{GS}$ , considerando a amostra  $i$ ;

$\mathbf{X}_{LTi} = [X_{LT1}, X_{LT2}, \dots, X_{LTj}, \dots, X_{N_{LT}}]$  é o vetor que indica se as linhas de transmissão  $j=1, 2, \dots, N_{LT}$  estão disponíveis ou não, considerando a amostra  $i$  (i.e.,  $Up=1$  e  $Down=0$ );

$\mathbf{X}_i = [\mathbf{X}_{GSi}, \mathbf{X}_{LTi}, \mathbf{X}_{Cargas_i}]$  representa o estado amostrado  $i$ .  $\mathbf{X}_{Cargas_i}$  é o vetor que contém os valores de carga em cada barramento;

$\mathbf{n}_{GS} = [n_{GS1}, n_{GS2}, \dots, n_{GSj}, \dots, n_{N_{GS}}]$  é o vetor com o número de unidades em cada estação geradora  $j=1, 2, \dots, N_{GS}$ ;

$\mathbf{n}_{LT} = [1, 1, \dots, 1]$  é um vetor unitário de comprimento  $N_{LT}$ ;

$\mathbf{n} = [\mathbf{n}_{GS}, \mathbf{n}_{LT}]$  é o vetor resultante da concatenação de  $\mathbf{n}_{GS}$  com  $\mathbf{n}_{LT}$  ;

$\mathbf{u}_{GS} = [u_{GS1}, u_{GS2}, \dots, u_{GSj}, \dots, u_{N_{GS}}]$  é o vetor que contém as indisponibilidades originais das estações geradoras;

$\mathbf{u}_{LT} = [u_{LT1}, u_{LT2}, \dots, u_{LTj}, \dots, u_{N_{LT}}]$  é o vetor que contém as indisponibilidades originais das linhas de transmissão;

$\mathbf{u} = [\mathbf{u}_{GS}, \mathbf{u}_{LT}]$  é o vetor resultante da concatenação de  $\mathbf{u}_{GS}$  com  $\mathbf{u}_{LT}$  ;

$\mathbf{v}_{GS} = [v_{GS1}, v_{GS2}, \dots, v_{GSj}, \dots, v_{N_{GS}}]$  é o vetor que contém as indisponibilidades distorcidas das estações geradoras;

$\mathbf{v}_{LT} = [v_{LT1}, v_{LT2}, \dots, v_{LTj}, \dots, v_{N_{LT}}]$  é o vetor que contém as indisponibilidades distorcidas das linhas de transmissão;

$\mathbf{v} = [\mathbf{v}_{GS}, \mathbf{v}_{LT}]$  é o vetor resultante da concatenação de  $\mathbf{v}_{GS}$  com  $\mathbf{v}_{LT}$  .

Uma distorção das probabilidades do espaço de estados é determinada pelo vetor de parâmetros  $\mathbf{v}$ . Assim, o problema agora consiste em escolher o melhor conjunto de parâmetros  $\mathbf{v}$  tal que o esforço computacional da SMC seja reduzido o máximo possível.

### 5.2.2. Algoritmo Baseado em CE para Confiabilidade Composta

A fim de estimar o vetor de parâmetros de referência ótimo  $\mathbf{v}$ , o seguinte algoritmo de dez passos é utilizado. O *Passo 1* é o processo de inicialização de dados e parâmetros. Os *Passos 2-6* representam a abordagem de otimização do método CE, e os *Passos 7-10* representam a SMC não-sequencial otimizada com IS.

*Passo 1)* Carregar todos os dados estocásticos e determinísticos que caracterizam um problema de confiabilidade composta (i.e., dados das estações geradoras, linhas de

transmissão e níveis de carga por barramento), os seguintes parâmetros adicionais precisam ser definidos: (i) tamanho da amostra  $N$  (e.g., 25 000 amostras) para o processo de otimização (*Passos 2-6*); (ii) parâmetro de níveis múltiplos  $\rho$  (com valores típicos entre 0,01 e 0,1) [RK04]; (iii) o parâmetro de suavização  $\alpha$ , geralmente igual a 0,999 (somente para evitar a aparição de zeros ou uns no vetor de parâmetros  $\mathbf{v}$  [RK04]); (iv) número máximo de amostras  $N_{MAX}$  e o coeficiente de variação  $\beta_{MAX}$  (e.g., entre 1% e 5%) para os *Passos 7-10*;

*Passo 2)* Definir  $\mathbf{v}_0 := \mathbf{u}$ , ou seja,  $\mathbf{v}_0$  será igual ao vetor de indisponibilidades originais dos componentes do sistema (agora, estações geradoras e linhas de transmissão); Apontar a distorção para a carga pico do sistema, i.e.,  $\gamma = L_{MAX}$ , que é somatória de todas as cargas pico de todos os barramentos. Durante o processo de otimização, a carga do sistema e em todos os barramentos é considerada constante e igual a seus respectivos valores pico; Também, fazer  $k := 1$  (contador de iterações do processo de otimização do método CE);

*Passo 3)* Gerar  $N$  amostras  $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_N$  (de estados de geração e transmissão) de acordo com  $f(\bullet; \mathbf{n}, \mathbf{v}_{k-1})$ . Avaliar a função desempenho  $S(\mathbf{X}_i)$  para todo  $\mathbf{X}_i$  tal que

$$S(\mathbf{X}_i) = \mathbf{X}_{GSi} \mathbf{C}_{GS}^T = [x_{GS1}, x_{GS2}, \dots, x_{GSj}, \dots, x_{N_{GS}}] [C_1, C_2, \dots, C_j, \dots, C_{N_{GS}}]^T \quad (5.13)$$

, caso não exista nenhum corte de carga no estado  $\mathbf{X}_i$ , e

$$S(\mathbf{X}_i) = L_{MAX} - \sum_{Bus=1}^{N_{Bus}} \text{cortes}_{Bus} \quad (5.14)$$

, caso existam cortes em algum barramento do sistema; A expressão (5.13) representa a capacidade de geração total disponível em  $\mathbf{X}_i$ , e (5.14) representa basicamente o total de cargas sendo atendidas; A seguir, ordenar os resultados em ordem crescente tal que  $\mathbf{S} = [S_{[1]}, S_{[2]}, \dots, S_{[M]}]$  e  $S_{[1]} \leq S_{[2]} \leq \dots \leq S_{[M]}$ ;

*Passo 4)* Se  $\mathbf{S}_{[\rho N]} \leq \gamma$ , então fazer  $\gamma_k := \gamma$ ; caso contrário, fazer  $\gamma_k := \mathbf{S}_{[\rho N]}$ ; Avaliar a função teste  $H(\mathbf{X}_i)$  para todo  $\mathbf{X}_i$  tal que,  $H(\mathbf{X}_i) = 1$ , se  $S(\mathbf{X}_i) < \gamma_k$ , e  $H(\mathbf{X}_i) = 0$ ,

caso contrário; Avaliar também a razão de verossimilhança  $\mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \mathbf{v}_{k-1})$  para todo  $\mathbf{X}_i$  de acordo com (5.10), (5.11) e (5.12);

*Passo 5)* Usar a mesma amostra  $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_N$  para avaliar cada elemento  $j=1, 2, \dots, N_{GS}$  e  $j=1, 2, \dots, N_{LT}$  dos novos vetores de parâmetros de referência  $\mathbf{v}_{GSk}$  e  $\mathbf{v}_{LTk}$ , utilizando (5.15) e (5.16), respectivamente. Caso  $\alpha \neq 1$ , corrigir estes vetores de maneira semelhante a (3.20).

$$v_{GSk,j} = 1 - \frac{1}{n_{GSj}} \left[ \frac{\sum_{i=1}^N H(\mathbf{X}_i) \mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \mathbf{v}_{k-1}) X_{GSij}}{\sum_{i=1}^N H(\mathbf{X}_i) \mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \mathbf{v}_{k-1})} \right]; \quad (5.15)$$

$$v_{LTk,j} = 1 - \left[ \frac{\sum_{i=1}^N H(\mathbf{X}_i) \mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \mathbf{v}_{k-1}) X_{LTij}}{\sum_{i=1}^N H(\mathbf{X}_i) \mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \mathbf{v}_{k-1})} \right]; \quad (5.16)$$

*Passo 6)* Se  $\gamma_k := \gamma$ , então é o fim do processo de otimização baseado em CE (em  $k = K$ ) e continuar no *Passo 7*; caso contrario, incrementar o contador de iterações  $k := k + 1$  e recomeçar o processo iterativo desde o *Passo 3*;

*Passo 7)* Considere que  $\mathbf{v}_{opt}$  seja aproximadamente igual a  $\mathbf{v}_K$ . Agora, uma SMC não-sequencial baseada em IS será executada utilizando o vetor de parâmetros ótimos  $\mathbf{v}_K$ . Portanto, considere o novo contador de iterações  $N_1 := 0$ ;

*Passo 8)* Fazer  $N_1 := N_1 + 1$  e gerar uma amostra  $\mathbf{X}_{N_1}$  (agora considerando os estados das estações geradoras, linhas de transmissão e níveis de carga horários em todos os barramentos) de acordo com  $f(\bullet; \mathbf{n}, \mathbf{v}_K)$ ;

*Passo 9)* Avaliar  $H_{LOLP}(\mathbf{X}_{N_1})$ ,  $H_{EPNS}(\mathbf{X}_{N_1})$ ,  $H_{LOLF}(\mathbf{X}_{N_1})$  e  $\mathbf{W}(\mathbf{X}_{N_1}; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \mathbf{v}_K)$ ; Avaliar os estimadores não tendenciosos para os índices LOLP, EPNS e LOLF na iteração  $N_1$  como segue:



$$\hat{LOLP} = \frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^{N_1} H_{LOLP}(\mathbf{X}_i) \mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \mathbf{v}_K) \quad (5.17)$$

$$\hat{EPNS} = \frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^{N_1} H_{EPNS}(\mathbf{X}_i) \mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \mathbf{v}_K) \quad (5.18)$$

$$\hat{LOLF} = \frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^{N_1} H_{LOLF}(\mathbf{X}_i) \mathbf{W}(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \mathbf{v}_K). \quad (5.19)$$

onde  $H_{LOLP}(\mathbf{X}_i)$ ,  $H_{EPNS}(\mathbf{X}_i)$  e  $H_{LOLF}(\mathbf{X}_i)$  representam as funções testes da LOLP, EPNS e LOLF conforme (5.4), (5.5) e (5.6), respectivamente. Considerando um período de análise  $T$  tem-se também

$$\hat{LOLE} = \hat{LOLP} \times T \quad (5.20)$$

$$\hat{EENS} = \hat{EPNS} \times T \quad (5.21)$$

$$\hat{LOLD} = \frac{\hat{LOLP}}{\hat{LOLF}} \quad (5.22)$$

*Passo 10)* Calcular os coeficientes de variação  $\beta_{LOLP}$ ,  $\beta_{EPNS}$  e  $\beta_{LOLF}$  na iteração  $N_I$ . Se todos eles forem menores ou iguais a  $\beta_{MAX}$ , ou se  $N_I \geq N_{MAX}$ , então pare o algoritmo; caso contrário, volte para o *Passo 8*. A fim de tornar o processo mais eficiente, a convergência pode ser verificada em blocos de, por exemplo, 5000 amostras.

A Tabela 5.3 apresenta os resultados obtidos com uma SMC não-sequencial tradicional e com a metodologia proposta, considerando o sistema apresentado na Fig. 5.1. Para o método CE-ISMC foi utilizado o seguinte grupo de parâmetros:  $\alpha = 0,999$ ,  $\rho = 0,1$  e  $N = 5,0 \times 10^4$ . Um  $\beta_{MAX} = 1\%$  é definido para todos os índices de confiabilidade. Ambos os métodos atingiram um valor para o índice LOLP de aproximadamente  $1,16 \times 10^{-3}$ . Os tempos de simulação obtidos com a SMC não-sequencial convencional e com o CE-ISMC são de 10,8 minutos e 31 segundos, respectivamente, o que representa um *speed-up* aproximado de 20,9.

TABELA 5.3 – CONFIABILIDADE COMPOSTA: SISTEMA TESTE 6 BARRAS

Algoritmo	LOLP	EPNS [MW]	LOLF [oc./ano]	Tempo de CPU [s]	Nro. de Amostras
<b>SMC Não-Sequencial</b>	$1,16574 \times 10^{-3}$ (0,44%)	$2,04236 \times 10^{-2}$ (0,62%)	$2,03193 \times 10^0$ (1,00 %)	648	45 131 111
<b>CE-ISMC (Sem <math>\Phi</math>)</b>	$1,15888 \times 10^{-3}$ (0,39%)	$2,00306 \times 10^{-2}$ (0,22%)	$2,04717 \times 10^0$ (1,00%)	31	3 600 331

### 5.2.3. Aspectos Adicionais

#### 5.2.3.1 Regiões de Interesse e Valor do Parâmetro $\gamma$

No Capítulo 3, na seção 3.4.3.2, foi afirmado que o vetor de parâmetros ótimos obtido para  $L=L_{MAX}$  (ou valores muito próximos) é o que apresenta melhor desempenho computacional quando  $L$  é representada com níveis múltiplos. Esta afirmação é sempre verdade para todos os métodos baseados em CE aplicados à confiabilidade de geração. Em estudos de confiabilidade composta, no entanto, isto nem sempre é verdade.

Em estudos de confiabilidade de geração, a região de interesse para o cálculo dos índices de adequação será sempre caracterizada por valores baixos de geração disponível. Em outras palavras, somente aqueles estados com capacidades de geração inferiores ao nível de carga podem contribuir no valor dos índices. Nestes casos, a região que mais contribui para os índices de confiabilidade estará sempre localizada próxima ao pico de carga. Em estudos de confiabilidade composta, no entanto, devido à modelagem das restrições da transmissão, existe a possibilidade de se ter falhas mesmo em estados com grandes capacidades de geração. Existe assim a chance de que a região que mais contribui para os índices esteja localizada acima do valor da carga pico, i.e., o valor ótimo de  $\gamma$  (parâmetro que indica para onde é apontada a distorção) poderia ser maior que  $L_{MAX}$ .

O valor ótimo de  $\gamma$  dependerá principalmente das características do sistema. Em sistemas onde as falhas por falta de geração são dominantes, o  $\gamma$  ótimo estará sempre próximo de  $L_{MAX}$ . Por outro lado, quando as falhas dominantes são devido a restrições no sistema de transmissão, o  $\gamma$  ótimo tende a assumir valores acima de  $L_{MAX}$ . Porém, note que  $\gamma$  não pode ser muito maior que  $L_{MAX}$ , pois, na medida em que  $\gamma$  aumenta  $\mathbf{v}_K \rightarrow \mathbf{u}$ . Outro fator que influi na determinação do valor ótimo de  $\gamma$  é o grande custo computacional necessário para avaliar

um estado. Em confiabilidade composta, para afirmar que um estado amostrado é de sucesso ou de falha, é necessário executar algoritmos de fluxo de potência (PF – *Power Flow*) e/ou fluxo de potência ótimo (OPF – *Optimal Power Flow*), que têm um alto custo computacional. Além disso, os custos computacionais destes algoritmos não são constantes, i.e., variam dependendo do estado amostrado. Isto pode levar a condições onde o “ótimo matemático” (distorção que faz a SMC convergir com o menor número de amostras) não seja necessariamente o “ótimo real” (distorção que resulta no menor esforço computacional). Em outras palavras, às vezes é mais vantajoso distorcer intencionalmente o espaço de estados de uma forma mais “leve” e amostrar mais estados a um custo unitário baixo, do que amostrar poucos estados com um custo de avaliação unitário altíssimo.

A determinação do valor ótimo de  $\gamma$  não é trivial, pois depende de muitos fatores (inclusive a eficiência de programação dos PF e OPF), porém, diversos testes permitiram concluir que este valor em geral encontra-se entre  $0,98L_{MAX} \leq \gamma \leq 1,09L_{MAX}$ . Nos resultados que serão apresentados nas seguintes seções os valores ótimos de  $\gamma$  foram encontrados por experiência. Porém, é possível implementar um procedimento dentro do processo de otimização baseado em CE que escolha automaticamente o valor deste parâmetro. Este procedimento estaria baseado no reconhecimento do tipo de falha (se é devido insuficiência de geração e/ou por restrições na transmissão) e nos custos computacionais de avaliação dos estados amostrados. A implementação computacional deste procedimento encontra-se em desenvolvimento e representa uma das propostas de trabalhos futuros.

### 5.2.3.2 Parâmetro $\Phi$ em Confiabilidade Composta

O parâmetro  $\Phi$  proposto em [G09, LGS10] também pode ser aplicado em confiabilidade composta, porém, com algumas particularidades. Primeiro, o vetor ótimo  $\mathbf{v}_k$  é estimado seguindo os *Passos 1-6* do algoritmo apresentado na Seção 5.2.2. A seguir, são retiradas  $N$  amostras (e.g., 25000) de estados de geração de acordo com  $f(\bullet; \mathbf{n}_{GS}, \mathbf{v}_{GSK})$ . A capacidade de geração disponível é avaliada para cada estado amostrado e os resultados são colocados em ordem crescente:  $G_{[1]} \leq G_{[2]} \leq \dots \leq G_{[N]}$ . O nível de carga limite será tal que  $\hat{\ell} = G_{[\Phi N]}$ . Durante a SMC baseada em IS são amostrados primeiramente os estados de carga e das linhas de transmissão. Assim, todos aqueles estados com cargas (totais) menores que  $\hat{\ell}$  e que não tenham ocorrência de ilhamentos serão automaticamente considerados como sucesso.

Este é um procedimento simples e muito eficiente do ponto de vista computacional, pois muitas execuções de PF e/ou OPF são evitadas. Existe, porém, algumas recomendações para o uso adequado deste parâmetro. Devido aos desvios que ele introduz nas estimativas dos índices, seu valor especificado não pode ser muito elevado. Valores típicos recomendados (para confiabilidade composta) vão de 0,001 até 0,05, para sistemas com LOLP entre  $10^{-3}$  e  $10^{-5}$ ; e de 0,05 a 0,10 para  $LOLP < 10^{-5}$ . Além disso, valores baixos deste parâmetro (entre 0,001 e 0,005) são recomendados nos seguintes casos: (i) em sistemas muito pequenos (com até 10 barramentos); (ii) em sistemas onde as falhas devido às restrições no sistema de transmissão são claramente dominantes; (iii) quando são especificados valores de  $\gamma \geq 1,05L_{MAX}$ ; e (iv) quando se deseja avaliar de forma muito precisa os índices de confiabilidade nos barramentos do sistema. Obviamente, nos casos onde a carga do sistema é considerada constante ao longo do tempo este parâmetro deve ser ignorado. Finalmente, existe também a possibilidade de se especificar valores diferentes de  $\Phi$  por área ou por barramento.

### 5.2.3.3 Distorções Ótimas por Área ou Barramento

No algoritmo apresentado na Seção 5.2.2 o objetivo era encontrar uma distorção ótima para as indisponibilidades dos componentes, tal que a convergência dos índices globais do sistema fosse otimizada. Contudo, o método CE também pode ser aplicado para se obter distorções específicas para determinadas áreas ou barramentos do sistema. Este recurso pode ser muito útil, por exemplo, para acelerar ainda mais a convergência dos índices em determinadas regiões ou barramentos considerados de interesse e que poderiam ter alta confiabilidade.

Para obter distorções por área ou barramento, duas modificações são necessárias no algoritmo da Seção 5.2.2. Primeiro, no *Passo 1*, além de todos os dados já mencionados o usuário deve também especificar os barramentos ou áreas de interesse. Segundo, no *Passo 3*, a definição de  $S(\mathbf{X}_i)$  deve ser modificada de tal forma que no vetor ordenado  $\mathbf{S}=[S_{[1]}, S_{[2]}, \dots, S_{[N]}]$  (em ordem crescente) apareçam nos primeiros lugares aqueles estados com cortes nos barramentos/áreas de interesse. Isto pode ser feito de diversas formas, e.g.,  $S(\mathbf{X}_i) = 0$ , se o estado amostrado apresenta cortes nos barramentos/áreas de interesse, e  $S(\mathbf{X}_i) = \mathbf{X}_{GSi} \mathbf{C}_{GS}^T$ , caso contrário.

Se a probabilidade de corte de carga nos barramentos/áreas de interesse for muito baixa, corre-se o risco de não se ter suficientes amostras de elite (i.e., a maioria dos  $H(\mathbf{X}_i)$  serão

iguais à zero para um  $N$  moderado). Nestes casos é recomendável a definição de uma região/área secundária mais abrangente nas proximidades da região/área principal de interesse. Por exemplo, o vetor ordenado  $\mathbf{S}=[S_{[1]}, S_{[2]}, \dots, S_{[N]}]$  pode conter: primeiro, os estados com cortes na região de interesse; segundo, aqueles estados que apresentam cortes fora da região de interesse, e por último, os estados de sucesso. Outra possibilidade para contornar o problema seria utilizar uma solução inicial, i.e., reduzindo artificialmente (e de forma temporária) as disponibilidades das linhas de transmissão e dos geradores nas proximidades dos barramentos/áreas de interesse.

Conforme mencionado anteriormente, as distorções ótimas por área/região podem ser muito úteis quando se desejam convergir os índices em determinados barramentos, pois mesmo em sistemas de baixa confiabilidade (índices globais do sistema altos), podem existir barramentos muito confiáveis (índices baixos em determinados barramentos). Por outro lado, as distorções ótimas por área/região também apresentam algumas desvantagens. Este tipo de distorção sacrifica o ótimo global do sistema, i.e., enquanto a convergência dos índices na região de interesse é melhorada, a convergência dos índices em outras áreas (ou, inclusive, a convergência dos índices do sistema) pode ser muito prejudicada. Além disso, como já foi mencionado na Seção 5.2.3.1, os custos computacionais dos PF e dos OPF não são constantes (variam muito dependendo do estado amostrado), o que pode levar a uma condição onde o “ótimo matemático” (distorção que converge os índices de uma área de interesse com menor número de amostras) não seja necessariamente o “ótimo real” (distorção que converge a área de interesse com menor esforço computacional). Por último, se duas ou mais regiões são especificadas como de interesse, é necessário que estas estejam eletricamente próximas, pois, caso contrário, pode não existir um ótimo local que beneficie simultaneamente a todas. Nestes casos, o ótimo global do sistema permanecerá como a melhor opção.

### **5.3. APLICAÇÕES NUMÉRICAS**

Na presente seção, a metodologia baseada em CE para avaliação da confiabilidade composta será testada utilizando diversos sistemas, incluindo o IEEE RTS [IEEE79], IEEE MRTS [R06], IEEE RTS-96 [IEEE99], IEEE MRTS-96 [R06], e uma configuração do sistema SSB. O método proposto foi implementado computacionalmente utilizando a linguagem Fortran 77. Em todos os casos, o processamento computacional foi realizado utilizando um processador Intel® Core 2 Duo 2,66 GHz.

### 5.3.1. IEEE RTS

O sistema IEEE-RTS, ilustrado na Fig. 5.2, possui 24 barras, 38 circuitos e 32 unidades geradoras distribuídas em 14 usinas, totalizando 3405 MW de potência instalada. O valor de pico anual da carga total do sistema atinge 2850 MW. A partir da curva anual de carga do sistema, foi produzido um modelo de Markov não-agregado, o qual é utilizado pela simulação não-sequencial. Assume-se também que as cargas em todos os barramentos são perfeitamente correlacionadas, porém, isto não é mandatório. Todos os dados referentes a este sistema estão detalhados em [IEEE79].

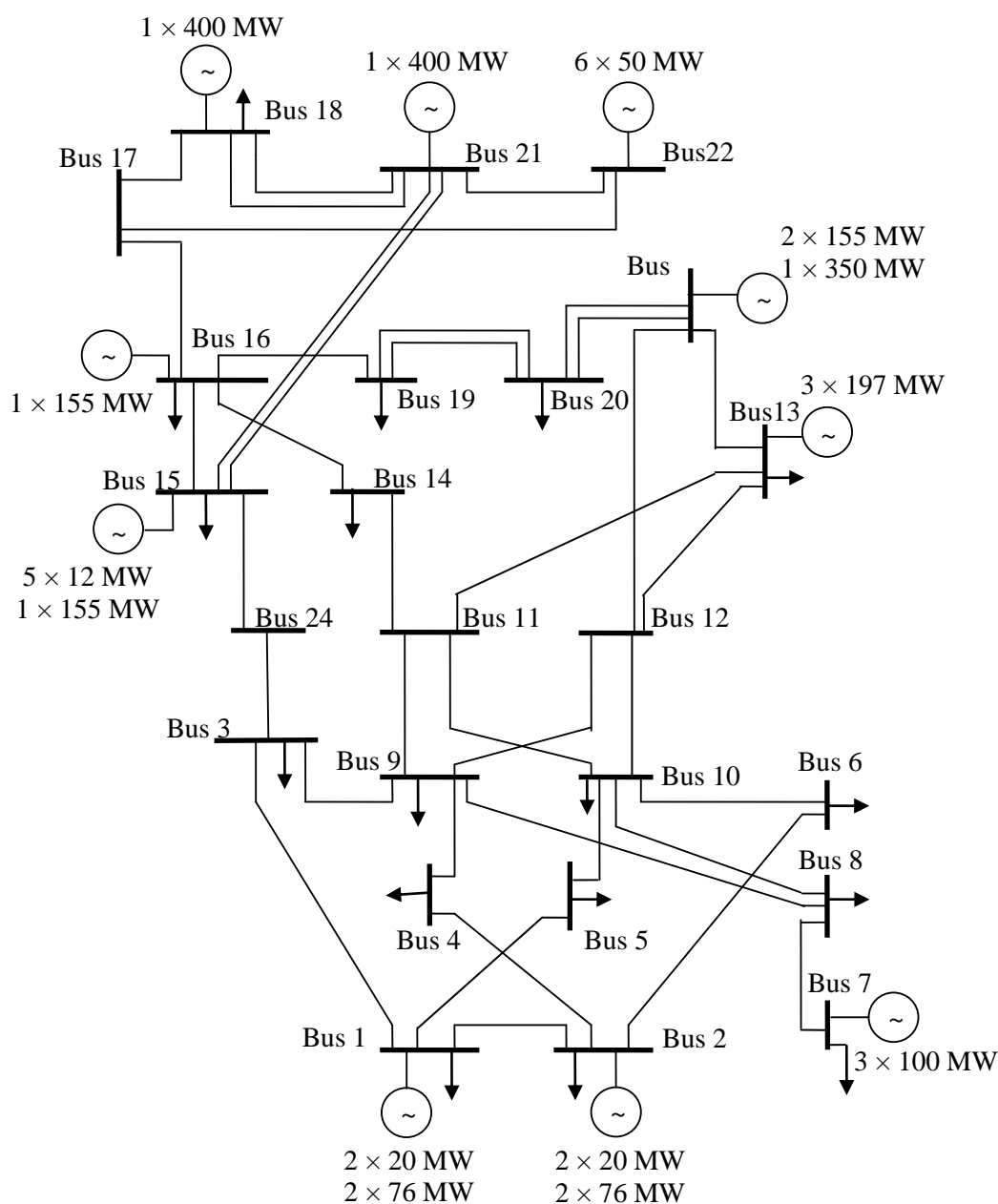


Fig. 5.2: Sistema IEEE RTS 79.

## 5.3.1.1 Caso 11: IEEE RTS-79 - Convergência do Sistema

Neste caso, o IEEE RTS em sua configuração original é utilizado a fim de estabelecer valores de referência para os índices de confiabilidade e tempos de CPU. A metodologia proposta baseada em CE utiliza o seguinte conjunto de parâmetros:  $\Phi = 0,05$ ,  $\alpha = 0,9999$ ,  $\rho = 0,01$ ,  $N = 2,5 \times 10^4$ , e  $\gamma = L_{MAX}$ . Finalmente, um  $\beta_{MAX}=5\%$  é especificado para todos os índices de confiabilidade. A Tabela 5.4 apresenta os resultados obtidos para este sistema utilizando a metodologia proposta e uma SMC não-sequencial convencional.

TABELA 5.4 – CONFIABILIDADE COMPOSTA: IEEE RTS

Algoritmo	LOLP	EPNS [MW]	LOLF [oc./ano]	Tempo de CPU [s]	Nro. de Amostras
<b>SMC Não-Sequencial</b>	$1,17902 \times 10^{-3}$ (2,14%)	$1,31222 \times 10^{-1}$ (3,03%)	$2,05606 \times 10^0$ (5,00%)	189	1848988
<b>CE-ISMC (<math>\Phi=0,05</math>)</b>	$1,20832 \times 10^{-3}$ (1,97%)	$1,35237 \times 10^{-1}$ (1,89%)	$2,22889 \times 10^0$ (5,00%)	36	175258

Ambos os métodos atingem um valor para o índice LOLP de aproximadamente  $1,19 \times 10^{-3}$ . A SMC não-sequencial atingiu o critério de convergência em 3,2 minutos com  $1,84 \times 10^6$  amostras. O CE-ISMC atingiu o mesmo nível de precisão em 36 segundos, incluindo o tempo gasto no processo de otimização CE (que neste caso, foi menos de um segundo). O método baseado em CE precisou aproximadamente  $1,75 \times 10^5$  amostras para atingir a convergência, incluindo as amostras retiradas durante a otimização. Neste caso, o CE-ISMC obteve um *speed-up* de 5,25 em termos de tempo e de 10,55 em termos de número de amostras. Conforme discutido anteriormente, a diferença entre estes dois valores se deve aos custos computacionais relacionados aos PF e OPF. No CE-ISMC, por causa da distorção aplicada às indisponibilidades dos componentes os estados de falha significativos são amostrados mais frequentemente. Isto leva a uma redução no número de amostras necessárias para atingir a convergência, mas com um custo de avaliação unitário mais elevado. Contudo, a diferença entre os dois *speed-ups* pode ser reduzida melhorando a eficiência dos algoritmos de PF e/ou OPF, ou ajustando convenientemente o valor do parâmetro  $\gamma$ .

## 5.3.1.2 Caso 12: IEEE RTS-79 com Evento Raro- Convergência do Sistema

Este caso é semelhante ao anterior, porém, a carga pico anual do sistema é reduzida para 2530 MW a fim de tornar os eventos de falha um pouco mais raros. A Tabela 5.5 apresenta os resultados obtidos com ambos os métodos. Neste caso, o CE-ISMC utiliza o seguinte

conjunto de parâmetros:  $\Phi = 0,05$ ,  $\alpha = 0,9999$ ,  $\rho = 0,01$ ,  $N = 5,0 \times 10^3$ , e  $\gamma = L_{MAX}$ . Um  $\beta_{MAX}=5\%$  é novamente escolhido como critério de convergência.

TABELA 5.5 – CONFIABILIDADE COMPOSTA: IEEE RTS – EVENTO RARO

Algoritmo	LOLP	EPNS [MW]	LOLF [oc./ano]	Tempo de CPU [s]	Nro. de Amostras
<b>SMC Não-Sequencial</b>	$1,28270 \times 10^{-4}$ (2,33%)	$1,08519 \times 10^{-2}$ (3,40%)	$2,67930 \times 10^{-1}$ (5,00%)	1380	14344794
<b>CE-ISMC (<math>\Phi=0,05</math>)</b>	$1,25613 \times 10^{-4}$ (2,02%)	$1,10597 \times 10^{-2}$ (1,89%)	$2,47723 \times 10^{-1}$ (4,92%)	59	215428

Devido à redução na carga do sistema, o índice LOLP caiu de  $1,19 \times 10^{-3}$  para  $1,27 \times 10^{-4}$ . Mais uma vez, ambos os métodos convergiram os índices de confiabilidade para os mesmo valores, considerando a tolerância especificada. A SMC não-sequencial precisou 23 minutos para atingir a convergência, o que representa aproximadamente  $1,43 \times 10^7$  amostras. O CE-ISMC, no entanto, demorou somente 59 segundos para convergir, sendo necessárias  $2,15 \times 10^5$  amostras. Neste caso, o processo de otimização baseado em CE demorou 6 segundos para encontrar a distorção ótima. Finalmente, em termos de *speed-up*, o CE-ISMC obteve um valor de 23,39 no tempo de simulação e de 66,59 no número de amostras.

Como este sistema é mais confiável que o anterior, os valores de *speed-up* obtidos com o CE-ISMC foram mais significativos. Por outro lado, o custo unitário de avaliação do estado aumentou na metodologia proposta. Note que no caso anterior, durante o processo de otimização baseado em CE, 25000 amostras foram avaliadas em menos de um segundo. Neste caso, 5000 amostras foram avaliadas em 6 segundos. Conclui-se desta maneira, que o desempenho computacional da metodologia proposta dependerá significativamente da eficiência de programação dos algoritmos de PF e/ou OPF. Em outras palavras, quanto mais eficientes sejam estes algoritmos, maiores serão os *speed-ups* obtidos com o CE-ISMC.

### 5.3.1.3 Caso 13: IEEE RTS-79 - Convergência nos Barramentos

Este caso é semelhante ao *Caso 11*, porém, a convergência dos índices de confiabilidade é agora monitorada em todos os barramentos do sistema. Os custos de interrupção nos barramentos são considerados todos iguais e muito maiores em relação aos custos de geração. O método baseado em CE utiliza o seguinte conjunto de parâmetros:  $\Phi = 0,01$ ,  $\alpha = 0,999$ ,  $\rho = 0,01$ ,  $N = 2,0 \times 10^5$ , e  $\gamma = L_{MAX}$ . Devido à dificuldade para convergir os índices por barramento,



um  $\beta_{MAX} = 10\%$  é escolhido como critério de convergência. As Tabelas 5.6 e 5.7 apresentam os resultados obtidos para este caso com o CE-ISMC e com a SMC não-sequencial.

TABELA 5.6 – CONFIABILIDADE COMPOSTA: IEEE RTS – SISTEMA– CASO 13

Algoritmo	LOLP	EPNS [MW]	LOLF [oc./ano]	Tempo de CPU [s]	Nro. de Amostras
<b>SMC Não-Sequencial</b>	$1,21210 \times 10^{-3}$ (0,17%)	$1,49964 \times 10^{-1}$ (0,24%)	$2,22874 \times 10^0$ (0,40%)	29 167	270903 182
<b>CE-ISMC (<math>\Phi=0,01</math>)</b>	$1,20654 \times 10^{-3}$ (0,27%)	$1,49477 \times 10^{-1}$ (0,25%)	$2,21498 \times 10^0$ (0,70%)	3 461	8001 585

TABELA 5.7 – CONFIABILIDADE COMPOSTA: IEEE RTS – BARRAMENTOS – CASO 13

Bus	Método	LOLP <sub>Bus</sub>	$\beta_{LOLPbus}$	EPNS <sub>Bus</sub> [MW]	$\beta_{EPNSbus}$	LOLF <sub>Bus</sub> [oc./ano]	$\beta_{LOLFbus}$
1	MC	$7,148 \times 10^{-4}$	0,23%	$4,817 \times 10^{-2}$	0,25%	$1,544 \times 10^0$	0,48%
	CE	$7,136 \times 10^{-4}$	0,33%	$4,818 \times 10^{-2}$	0,33%	$1,550 \times 10^0$	0,75%
2	MC	$8,051 \times 10^{-4}$	0,21%	$4,993 \times 10^{-2}$	0,24%	$1,889 \times 10^0$	0,43%
	CE	$8,036 \times 10^{-4}$	0,34%	$4,989 \times 10^{-2}$	0,36%	$1,881 \times 10^0$	0,74%
3	MC	$1,564 \times 10^{-4}$	0,49%	$1,402 \times 10^{-2}$	0,57%	$4,373 \times 10^{-1}$	0,90%
	CE	$1,555 \times 10^{-4}$	0,62%	$1,392 \times 10^{-2}$	0,55%	$4,289 \times 10^{-1}$	1,18%
4	MC	$3,691 \times 10^{-5}$	1,00%	$1,844 \times 10^{-3}$	1,08%	$1,169 \times 10^{-1}$	1,74%
	CE	$3,655 \times 10^{-5}$	1,10%	$1,817 \times 10^{-3}$	1,15%	$1,149 \times 10^{-1}$	1,93%
5	MC	$9,573 \times 10^{-5}$	0,62%	$4,609 \times 10^{-3}$	0,67%	$2,614 \times 10^{-1}$	1,16%
	CE	$9,484 \times 10^{-5}$	0,63%	$4,554 \times 10^{-3}$	0,68%	$2,590 \times 10^{-1}$	1,23%
6	MC	$7,081 \times 10^{-5}$	0,72%	$5,884 \times 10^{-3}$	0,81%	$2,035 \times 10^{-1}$	1,32%
	CE	$6,921 \times 10^{-5}$	0,82%	$5,703 \times 10^{-3}$	0,88%	$2,020 \times 10^{-1}$	1,58%
7	MC	$2,617 \times 10^{-6}$	3,76%	$1,271 \times 10^{-4}$	4,65%	$8,774 \times 10^{-3}$	6,44%
	CE	$2,543 \times 10^{-6}$	3,46%	$1,337 \times 10^{-4}$	3,57%	$9,577 \times 10^{-3}$	6,12%
8	MC	$5,227 \times 10^{-5}$	0,84%	$4,660 \times 10^{-3}$	0,97%	$1,684 \times 10^{-1}$	1,45%
	CE	$5,146 \times 10^{-5}$	0,72%	$4,643 \times 10^{-3}$	0,74%	$1,611 \times 10^{-1}$	1,28%
9	MC	$1,480 \times 10^{-5}$	1,58%	$1,338 \times 10^{-3}$	1,84%	$4,774 \times 10^{-2}$	2,74%
	CE	$1,524 \times 10^{-5}$	1,23%	$1,366 \times 10^{-3}$	1,17%	$4,971 \times 10^{-2}$	2,18%
10	MC	$8,228 \times 10^{-5}$	0,67%	$7,650 \times 10^{-3}$	0,80%	$2,503 \times 10^{-1}$	1,19%
	CE	$8,236 \times 10^{-5}$	0,73%	$7,640 \times 10^{-3}$	0,76%	$2,504 \times 10^{-1}$	1,32%
13	MC	$7,675 \times 10^{-5}$	0,69%	$6,043 \times 10^{-3}$	0,93%	$2,221 \times 10^{-1}$	1,26%
	CE	$7,571 \times 10^{-5}$	0,73%	$6,000 \times 10^{-3}$	0,82%	$2,187 \times 10^{-1}$	1,36%
14	MC	$1,866 \times 10^{-5}$	1,41%	$1,830 \times 10^{-3}$	1,65%	$6,378 \times 10^{-2}$	2,36%
	CE	$1,864 \times 10^{-5}$	1,08%	$1,841 \times 10^{-3}$	1,18%	$6,386 \times 10^{-2}$	1,86%
15	MC	$6,416 \times 10^{-6}$	2,40%	$8,045 \times 10^{-4}$	2,82%	$2,064 \times 10^{-2}$	4,15%
	CE	$6,058 \times 10^{-6}$	2,02%	$7,568 \times 10^{-4}$	2,23%	$1,990 \times 10^{-2}$	3,50%
16	MC	$3,924 \times 10^{-6}$	3,07%	$2,154 \times 10^{-4}$	3,50%	$1,349 \times 10^{-2}$	5,17%
	CE	$3,771 \times 10^{-6}$	2,60%	$2,100 \times 10^{-4}$	2,70%	$1,262 \times 10^{-2}$	4,35%
18	MC	$1,130 \times 10^{-6}$	5,72%	$6,867 \times 10^{-5}$	9,00%	$3,633 \times 10^{-3}$	9,95%
	CE	$1,120 \times 10^{-6}$	5,23%	$6,680 \times 10^{-5}$	7,10%	$3,229 \times 10^{-3}$	9,99%
19	MC	$7,696 \times 10^{-6}$	2,19%	$8,056 \times 10^{-4}$	2,47%	$2,382 \times 10^{-2}$	3,88%
	CE	$7,914 \times 10^{-6}$	1,42%	$8,363 \times 10^{-4}$	1,47%	$2,440 \times 10^{-2}$	2,52%
20	MC	$3,156 \times 10^{-5}$	1,08%	$1,965 \times 10^{-3}$	1,28%	$1,072 \times 10^{-1}$	1,82%
	CE	$3,034 \times 10^{-5}$	0,95%	$1,922 \times 10^{-3}$	0,94%	$1,026 \times 10^{-1}$	1,63%

A Tabela 5.6 apresenta os índices sistêmicos e, como esperado, estes estão bem próximos aos apresentados na Tabela 5.4. A pequena diferença no índice EPNS é devido a uma simplificação computacional utilizada nos casos anteriores. Esta simplificação consiste em

considerar, nos casos onde ocorre insuficiência de geração, que o corte de carga é diretamente igual à insuficiência, sem necessidade de executar algoritmos de PF e/ou OPF. Esta simplificação aumenta a eficiência computacional, mas cria uma leve redução no índice EPNS (e, conseqüentemente, no EENS), pois além da insuficiência de geração podem existir cortes devido às restrições do sistema de transmissão. No programa computacional desenvolvido, no entanto, o uso desta simplificação é opcional, ficando esta decisão a critério do usuário. A Tabela 5.7 apresenta os índices LOLP, EPNS e LOLF por barramento, e também seus respectivos valores de  $\beta$ . É importante destacar que os valores encontrados com ambas as metodologias estão bem próximos entre si, considerando os valores de  $\beta$  atingidos. Note também que os Barramentos 18 e 7 foram os que mais demoraram em convergir.

A SMC não-sequencial gastou aproximadamente 8,10 horas para atingir a convergência, sendo necessárias  $2,71 \times 10^8$  amostras. O CE-ISMC, no entanto, gastou somente 57,68 minutos para convergir com  $8,00 \times 10^6$  amostras, sendo que o processo de otimização baseado em CE demorou 26 segundos. Neste caso, como todos os barramentos foram selecionados como sendo de interesse, a distorção ótima encontrada foi basicamente a mesma utilizada no *Caso 11*. Finalmente, em termos de *speed-up*, o CE-ISMC obteve um valor de 8,43 no tempo de simulação e de 33,86 no número de amostras.

#### 5.3.1.4 Caso 14: IEEE RTS-79 - Convergência nos Barramentos da Área I

Este caso é similar ao anterior, porém, somente a região de 138 kV é selecionada como sendo de interesse. Isto quer dizer que somente os índices de confiabilidade dos barramentos dentro desta região (i.e., barramentos 1 ao 10) terão sua convergência controlada. O CE-ISMC utiliza o seguinte conjunto de parâmetros:  $\Phi = 0,01$ ,  $\alpha = 0,999$ ,  $\rho = 0,01$ ,  $N = 1,0 \times 10^5$ , e  $\gamma = L_{MAX}$ . Um  $\beta_{MAX} = 10\%$  é escolhido como critério de convergência. As Tabelas 5.8 e 5.9 apresentam os resultados obtidos para este caso.

TABELA 5.8 – CONFIABILIDADE COMPOSTA: IEEE RTS – SISTEMA – CASO 14

Algoritmo	LOLP	EPNS [MW]	LOLF [oc./ano]	Tempo de CPU [s]	Nro. de Amostras
SMC Não-Sequencial	$1,21266 \times 10^{-3}$ (0,26%)	$1,49976 \times 10^{-1}$ (0,35%)	$2,23636 \times 10^0$ (0,58%)	13 518	125 413 423
CE-ISMC ( $\Phi=0,01$ )	$1,20672 \times 10^{-3}$ (0,49%)	$1,50059 \times 10^{-1}$ (0,46%)	$2,23839 \times 10^0$ (1,25%)	1 103	2 600 520

TABELA 5.9 – CONFIABILIDADE COMPOSTA: IEEE RTS – BARRAMENTOS – CASO 14

Bus	Método	LOLP <sub>Bus</sub>	$\beta_{LOLPbus}$	EPNS <sub>Bus</sub> [MW]	$\beta_{EPNSbus}$	LOLF <sub>Bus</sub> [oc./ano]	$\beta_{LOLFbus}$
1	MC	$7,149 \times 10^{-4}$	0,33%	$4,817 \times 10^{-2}$	0,37%	$1,550 \times 10^0$	0,70%
	CE	$7,152 \times 10^{-4}$	0,59%	$4,846 \times 10^{-2}$	0,60%	$1,550 \times 10^0$	1,34%
2	MC	$8,056 \times 10^{-4}$	0,31%	$5,001 \times 10^{-2}$	0,35%	$1,899 \times 10^0$	0,63%
	CE	$8,010 \times 10^{-4}$	0,61%	$4,983 \times 10^{-2}$	0,63%	$1,902 \times 10^0$	1,31%
3	MC	$1,567 \times 10^{-4}$	0,71%	$1,404 \times 10^{-2}$	0,84%	$4,345 \times 10^{-1}$	1,32%
	CE	$1,582 \times 10^{-4}$	1,12%	$1,401 \times 10^{-2}$	0,98%	$4,406 \times 10^{-1}$	2,13%
4	MC	$3,697 \times 10^{-5}$	1,47%	$1,854 \times 10^{-3}$	1,59%	$1,158 \times 10^{-1}$	2,58%
	CE	$3,642 \times 10^{-5}$	1,96%	$1,826 \times 10^{-3}$	2,05%	$1,185 \times 10^{-1}$	3,68%
5	MC	$9,560 \times 10^{-5}$	0,91%	$4,597 \times 10^{-3}$	0,99%	$2,581 \times 10^{-1}$	1,72%
	CE	$9,539 \times 10^{-5}$	1,14%	$4,573 \times 10^{-3}$	1,20%	$2,681 \times 10^{-1}$	2,16%
6	MC	$7,002 \times 10^{-5}$	1,07%	$5,832 \times 10^{-3}$	1,20%	$2,036 \times 10^{-1}$	1,95%
	CE	$7,266 \times 10^{-5}$	1,48%	$6,037 \times 10^{-3}$	1,59%	$2,162 \times 10^{-1}$	2,89%
7	MC	$2,496 \times 10^{-6}$	5,65%	$1,187 \times 10^{-4}$	7,10%	$8,934 \times 10^{-3}$	9,95%
	CE	$2,583 \times 10^{-6}$	6,02%	$1,292 \times 10^{-4}$	5,89%	$1,041 \times 10^{-2}$	9,89%
8	MC	$5,178 \times 10^{-5}$	1,24%	$4,602 \times 10^{-3}$	1,44%	$1,641 \times 10^{-1}$	2,16%
	CE	$5,189 \times 10^{-5}$	1,28%	$4,703 \times 10^{-3}$	1,30%	$1,651 \times 10^{-1}$	2,23%
9	MC	$1,480 \times 10^{-5}$	2,32%	$1,372 \times 10^{-3}$	2,68%	$4,701 \times 10^{-2}$	4,05%
	CE	$1,503 \times 10^{-5}$	2,26%	$1,378 \times 10^{-3}$	2,09%	$4,967 \times 10^{-2}$	3,87%
10	MC	$8,278 \times 10^{-5}$	0,98%	$7,663 \times 10^{-3}$	1,18%	$2,516 \times 10^{-1}$	1,74%
	CE	$8,234 \times 10^{-5}$	1,28%	$7,569 \times 10^{-3}$	1,37%	$2,534 \times 10^{-1}$	2,36%

A Tabela 5.8 apresenta os índices de confiabilidade para o sistema completo. Note que os valores obtidos estão bem próximos aos apresentados nas Tabelas 5.4 e 5.6. A Tabela 5.9 mostra os índices de confiabilidade e os respectivos valores de  $\beta$  de todos os barramentos dentro da região de 138 kV. Mais uma vez, os valores obtidos com ambos os métodos estão próximos entre si, considerando os valores de  $\beta$  atingidos. Note que o Barramento 7 foi o que mais demorou em convergir.

A SMC não-sequencial gastou 3,76 horas, sendo necessárias  $1,25 \times 10^8$  amostras. Por outro lado, o CE-ISMC gastou somente 18,38 minutos para convergir, demandando  $2,60 \times 10^6$  amostras. O processo de otimização CE, neste caso, demorou 12 segundos. A distorção ótima encontrada foi específica para a região de interesse, i.e., para os barramentos de 138 kV. Finalmente, em termos de *speed-up*, o CE-ISMC obteve um valor de 12,25 no tempo de simulação e de 48,23 no número de amostras. Quando somente uma parte do sistema é de interesse, uma distorção específica para esta região é, em geral, mais vantajosa. Isto será claramente observado no caso seguinte.

### 5.3.1.5 Caso 15: IEEE RTS-79 - Convergência no Barramento 7

Neste caso somente o Barramento 7 é escolhido como sendo de interesse e, portanto, uma distorção específica é obtida para ele usando o processo de otimização via CE. A metodologia

proposta utiliza os seguintes parâmetros:  $\Phi = 0,01$ ,  $\alpha = 0,999$ ,  $\rho = 0,01$ ,  $N = 1,0 \times 10^5$ , e  $\gamma = L_{MAX}$ . Um  $\beta_{MAX} = 10\%$  é definido como critério de convergência para todos os índices. As Tabelas 5.10 e 5.11 apresentam os resultados obtidos com ambas as metodologias.

TABELA 5.10 – CONFIABILIDADE COMPOSTA: IEEE RTS – SISTEMA – CASO 15

Algoritmo	LOLP	EPNS [MW]	LOLF [oc./ano]	Tempo de CPU [s]	Nro. de Amostras
<b>SMC Não-Sequencial</b>	$1,21266 \times 10^{-3}$ (0,26%)	$1,49976 \times 10^{-1}$ (0,35%)	$2,23636 \times 10^0$ (0,58%)	13 518	125 413 423
<b>CE-ISM (Φ=0,01)</b>	$1,16119 \times 10^{-3}$ (3,43%)	$1,45004 \times 10^{-1}$ (2,99%)	$1,99614 \times 10^0$ (8,19%)	216	400 014

TABELA 5.11 – CONFIABILIDADE COMPOSTA: IEEE RTS – BARRAMENTOS – CASO 15

Bus	Método	LOLP <sub>Bus</sub>	$\beta_{LOLPbus}$	EPNS <sub>Bus</sub> [MW]	$\beta_{EPNSbus}$	LOLF <sub>Bus</sub> [oc./ano]	$\beta_{LOLFbus}$
7	MC	$2,496 \times 10^{-6}$	5,65%	$1,187 \times 10^{-4}$	7,10%	$8,934 \times 10^{-3}$	9,95%
	CE	$2,289 \times 10^{-6}$	6,74%	$1,111 \times 10^{-4}$	4,81%	$8,723 \times 10^{-3}$	9,94%

A SMC não-sequencial convergiu com  $1,25 \times 10^8$  amostras em aproximadamente 3,76 horas. Note que este resultado é o mesmo do caso anterior, pois o Barramento 7 foi o que mais demorou em convergir na região de 138 kV. Aplicando uma distorção específica para este barramento, o CE-ISM precisou apenas  $4,00 \times 10^5$  amostras para convergir gastando 3,6 minutos. Deste total, 1,82 minutos foram gastos no processo de otimização via CE. Os *speed-ups* em termos de tempo e de número de amostras são respectivamente 62,58 e 313,52. Pode-se observar que a distorção específica obtida para o Barramento 7 permitiu acelerar significativamente a convergência dos seus índices de barra. Comparando com o caso anterior, o custo computacional do CE-ISM caiu de 18,38 minutos para 3,6 minutos. Contudo, para poder concentrar os esforços neste barramento, a metodologia proposta teve que se afastar do ótimo global do sistema. Isto pode ser observado claramente na Tabela 5.10 ao se comparar os valores de  $\beta$  obtidos com ambos os métodos. Estes resultados confirmam o já afirmado na Seção 5.2.3.3, i.e., as distorções ótimas por barramento ou região beneficiam a convergência dos índices dentro da área de interesse, porém, a convergência dos índices em outras áreas (ou inclusive a convergência dos índices sistêmicos) pode ser prejudicada.

### 5.3.1.6 Caso 16: IEEE RTS-79 - Convergência no Barramento 18

No *Caso 13*, o Barramento 18 foi o que mais demorou em convergir (8,10 horas para a SMC não-sequencial e 57,68 minutos para o CE-ISM). Neste caso, uma distorção ótima específica

para este barramento será obtida utilizando a metodologia proposta e, a seguir, serão estimados os seus respectivos índices de barra. O algoritmo CE-ISMC utiliza a seguinte configuração:  $\Phi = 0,01$ ,  $\alpha = 0,999$ ,  $\rho = 0,01$ ,  $N = 1,0 \times 10^5$ , e  $\gamma = L_{MAX}$ . Um  $\beta_{MAX} = 10\%$  é novamente especificado como critério de convergência. As Tabelas 5.12 e 5.13 apresentam os resultados obtidos com ambas as metodologias.

TABELA 5.12 – CONFIABILIDADE COMPOSTA: IEEE RTS – SISTEMA – CASO 16

Algoritmo	LOLP	EPNS [MW]	LOLF [oc./ano]	Tempo de CPU [s]	Nro. de Amostras
<b>SMC Não-Sequencial</b>	$1,21210 \times 10^{-3}$ (0,17%)	$1,49964 \times 10^{-1}$ (0,24%)	$2,22874 \times 10^0$ (0,40%)	29 167	270903 182
<b>CE-ISMC (<math>\Phi=0,01</math>)</b>	$1,18366 \times 10^{-3}$ (5,09%)	$1,41805 \times 10^{-1}$ (4,73%)	$2,30047 \times 10^0$ (13,95%)	2039	3324467

TABELA 5.13 – CONFIABILIDADE COMPOSTA: IEEE RTS – BARRAMENTOS – CASO 16

Bus	Método	LOLP <sub>Bus</sub>	$\beta_{LOLPbus}$	EPNS <sub>Bus</sub> [MW]	$\beta_{EPNSbus}$	LOLF <sub>Bus</sub> [oc./ano]	$\beta_{LOLFbus}$
18	MC	$1,130 \times 10^{-6}$	5,72%	$6,867 \times 10^{-5}$	9,00%	$3,633 \times 10^{-3}$	9,95%
	CE	$1,098 \times 10^{-6}$	5,33%	$6,285 \times 10^{-5}$	7,58%	$3,761 \times 10^{-3}$	9,96%

A Tabela 5.12 apresenta os índices de confiabilidade globais deste sistema. Note que os resultados da SMC não-sequencial são os mesmos apresentados na Tabela 5.6, i.e., 8,10 horas com  $2,71 \times 10^8$  amostras. Especificando somente o Barramento 18 como região de interesse, o CE-ISMC convergiu os respectivos índices de barra em 33,98 minutos utilizando  $3,32 \times 10^6$  amostras. O processo de otimização CE, neste caso, gastou aproximadamente 1,5 minutos. Os *speed-ups* obtidos em termos de tempo de simulação e de número de amostras foram respectivamente 14,30 e 81,49.

A Tabela 5.13 apresenta os índices de barra obtidos com as duas metodologias. Observando os valores apresentados nas Tabelas 5.12 e 5.13 pode-se concluir que os resultados obtidos com ambas as metodologias são os mesmos, considerando os respectivos valores de  $\beta_{MAX}$  atingidos. Conclui-se também que distorção específica para o Barramento 18 foi eficaz e reduziu tanto o número de amostras como o tempo de simulação. Porém, assim como aconteceu no caso anterior, ao utilizar a distorção específica para o Barramento 18 a convergência dos índices do sistema foi prejudicada. A distorção ótima por área ou região, no entanto, permanece como uma ferramenta válida, útil e prática para acelerar a convergência de determinadas regiões de interesse que podem ter eventos de falha raros.

### 5.3.2. IEEE MRTS

O sistema IEEE MRTS (*Modified Reliability Test System*) [R06] resulta de modificações feitas no sistema IEEE RTS [IEEE79] com o objetivo de estressar a rede de transmissão. Assim, são duplicadas a capacidade de geração e a carga em cada barramento do sistema, permanecendo inalteradas as capacidades de transporte das linhas. É adotado o perfil de curva de carga padrão do IEEE RTS.

#### 5.3.2.1 Caso 17: IEEE MRTS-79 - Convergência do Sistema

Neste caso, os índices de confiabilidade do IEEE MRTS em sua configuração original serão avaliados. A metodologia proposta baseada em CE utiliza o seguinte conjunto de parâmetros:  $\Phi = 0,005$ ,  $\alpha = 0,999$ ,  $\rho = 0,01$ ,  $N = 5,0 \times 10^3$ , e  $\gamma = L_{MAX}$ . Um  $\beta_{MAX}=5\%$  é especificado para todos os índices.

TABELA 5.14 – CONFIABILIDADE COMPOSTA: IEEE MRTS

Algoritmo	LOLP	EPNS [MW]	LOLF [oc./ano]	Tempo de CPU [s]	Nro. de Amostras
SMC Não-Sequencial	$4,78306 \times 10^{-3}$ (2,20%)	$7,00224 \times 10^{-1}$ (3,70%)	$8,82507 \times 10^0$ (5,00%)	72	429 850
CE-ISMC ( $\Phi=0,005$ )	$4,65462 \times 10^{-3}$ (2,11%)	$6,85853 \times 10^{-1}$ (2,70%)	$8,75358 \times 10^0$ (4,97%)	60	200 120

A Tabela 5.14 apresenta os resultados obtidos para este sistema utilizando o CE-ISMC e a SMC não-sequencial. Ambos os métodos encontraram uma LOLP próxima de  $4,7 \times 10^{-3}$ . A SMC não-sequencial convergiu em 72 segundos com  $4,29 \times 10^5$  amostras. O CE-ISMC atingiu o mesmo critério em 60 segundos, incluindo o tempo gasto no processo de otimização CE (aproximadamente 8 segundos), e utilizou  $2,00 \times 10^5$  amostras. Neste caso, como os eventos de falha envolvidos não são raros, não houve ganhos significativos em tempo computacional.

### 5.3.3. IEEE RTS-96

O sistema IEEE RTS-96 [IEEE99] é o resultado da interligação de três sistemas IEEE RTS idênticos, conforme apresentado na Fig. 5.3. A capacidade de geração e o pico de carga atingem 10,21 GW e 8,55 GW, respectivamente. O sistema possui 120 circuitos e 96 unidades geradoras distribuídas em 42 usinas. O perfil de curva da carga padrão do IEEE RTS é adotado e, conseqüentemente, o mesmo modelo Markoviano não-agregado.

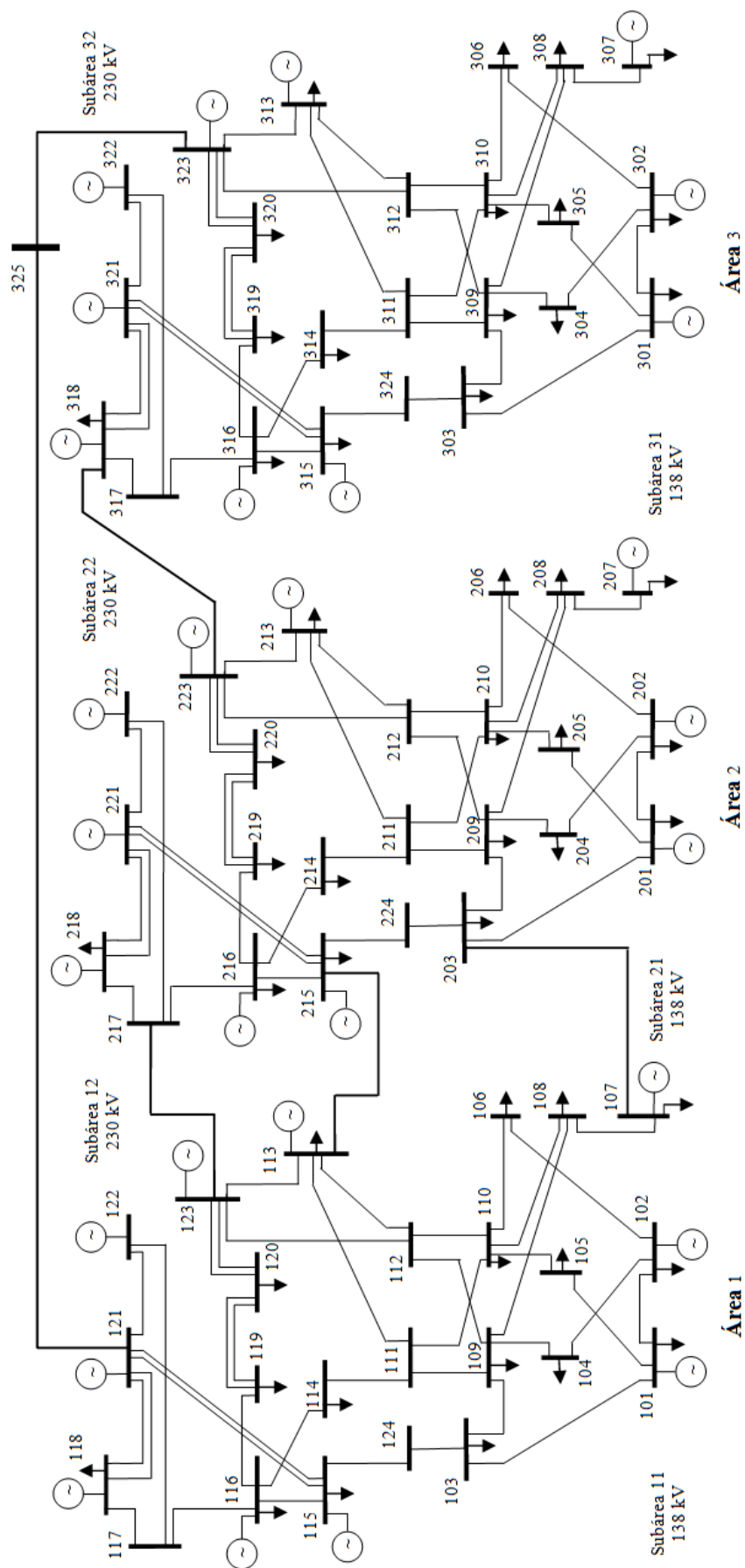


Fig. 5.3: Sistema IEEE RTS-96.

## 5.3.3.1 Caso 18: IEEE RTS-96 - Convergência do Sistema

Neste caso, os índices de confiabilidade do IEEE RTS-96 em sua configuração original serão avaliados com a SMC não-sequencial e com a metodologia proposta. O algoritmo CE-ISMC utiliza os seguintes parâmetros:  $\Phi = 0,005$ ,  $\alpha = 0,9999$ ,  $\rho = 0,01$ ,  $N = 5,0 \times 10^4$ , e  $\gamma = 1,07L_{MAX}$ . Um  $\beta_{MAX} = 5\%$  é especificado para todos os índices.

TABELA 5.15 – CONFIABILIDADE COMPOSTA: IEEE RTS-96

Algoritmo	LOLP	EPNS [MW]	LOLF [oc./ano]	Tempo de CPU [s]	Nro. de Amostras
<b>SMC Não-Sequencial</b>	$2,07689 \times 10^{-5}$ (2,68%)	$3,01560 \times 10^{-3}$ (3,88%)	$6,46660 \times 10^{-2}$ (5,00 %)	7179	66975133
<b>CE-ISMC (<math>\Phi=0,005</math>)</b>	$1,94144 \times 10^{-5}$ (3,89%)	$3,01250 \times 10^{-3}$ (2,79%)	$6,00888 \times 10^{-2}$ (5,00%)	212	2900513

A Tabela 5.15 apresenta os resultados para este sistema. Ambos os métodos encontraram um valor de LOLP de aproximadamente  $2,0 \times 10^{-5}$ . A SMC não-sequencial gastou 2,0 horas para convergir utilizando  $6,70 \times 10^7$  amostras. O CE-ISMC, por outro lado, gastou 3,5 minutos para convergir usando somente  $2,90 \times 10^6$  amostras. O tempo gasto no processo de otimização CE foi de 6 segundos. Neste caso, o *speed-up* em termos de tempo de simulação foi maior que o *speed-up* em termos de número de amostras, sendo de 33,86 e 23,09, respectivamente. Esta diferença pode ser explicada por uma escolha mais criteriosa do parâmetro  $\gamma$ . Por exemplo, especificando  $\gamma = L_{MAX}$ , obteve-se um *speed-up* de 14,27 no tempo de simulação e de 21,96 no número de amostras. Finalmente, como este sistema é mais confiável que os anteriores, maiores *speed-ups* foram obtidos.

## 5.3.3.2 Caso 19: IEEE RTS-96 Week 51 - Convergência do Sistema

Este caso é semelhante ao anterior, porém, a curva de carga adotada consiste na repetição da semana pico da curva original do IEEE RTS, i.e., está formada por 52 repetições da semana número 51. Os índices de confiabilidade para este sistema são avaliados novamente com as duas metodologias (SMC não-sequencial e CE-ISMC). A metodologia proposta utiliza o seguinte conjunto de parâmetros:  $\Phi = 0,01$ ,  $\alpha = 0,9999$ ,  $\rho = 0,01$ ,  $N = 2,5 \times 10^4$ , e  $\gamma = 1,10L_{MAX}$ . Mais uma vez, um  $\beta_{MAX} = 5\%$  é especificado para todos os índices de confiabilidade. A Tabela 5.16 apresenta os índices de confiabilidade para este sistema e os resultados do desempenho de ambas as metodologias.



TABELA 5.16 – CONFIABILIDADE COMPOSTA: IEEE RTS-96 – WEEK 51

Algoritmo	LOLP	EPNS [MW]	LOLF [oc./ano]	Tempo de CPU [s]	Nro. de Amostras
<b>SMC Não-Sequencial</b>	$5,56380 \times 10^{-4}$ (2,67%)	$9,82323 \times 10^{-2}$ (3,72%)	$1,70286 \times 10^0$ (5,00%)	293	2510874
<b>CE-ISMC (<math>\Phi=0,01</math>)</b>	$5,45433 \times 10^{-4}$ (2,66%)	$9,88706 \times 10^{-2}$ (2,65%)	$1,63704 \times 10^0$ (4,99%)	43	240297

Mais uma vez, ambos os métodos convergem para os mesmos valores considerando o  $\beta_{MAX}$  especificado (i.e., de 5%). O índice LOLP deste sistema convergiu para aproximadamente  $5,5 \times 10^{-4}$  em ambos os casos. A SMC não-sequencial convencional gastou 4,88 minutos para convergir utilizando  $2,51 \times 10^6$  amostras. O CE-ISMC atingiu o mesmo critério de convergência em 43 segundos (um *speed-up* de 6,81) utilizando  $2,40 \times 10^5$  amostras (um *speed-up* de 10,45). O tempo gasto para encontrar o vetor de parâmetros distorcidos foi de 3 segundos. Note que o desempenho computacional de ambas as metodologias foi melhor em comparação ao caso anterior. Isto se deve à repetição da semana pico que provoca dois efeitos combinados: (i) o aumento de carga faz o sistema ficar menos confiável (aumento no valor dos índices de confiabilidade) e (ii) a variância introduzida nos estimadores devido à curva de carga é bem menor.

### 5.3.3.3 Caso 20: IEEE RTS-96 - Convergência nos Barramentos

Este caso é semelhante ao *Caso 18*, porém, a convergência dos índices é verificada agora em todos os barramentos do sistema. Os custos do corte de carga em todos os barramentos são considerados iguais e muito maiores em relação aos custos de geração. O CE-ISMC apresenta a seguinte configuração:  $\Phi = 0,005$ ,  $\alpha = 0,999$ ,  $\rho = 0,01$ ,  $N = 2,0 \times 10^5$ , e  $\gamma = 1,09L_{MAX}$ . Devido ao alto custo computacional necessário para convergir os índices por barra, um  $\beta_{MAX} = 50\%$  é escolhido como critério de convergência. As Tabelas 5.17 e 5.18 apresentam os resultados obtidos com o CE-ISMC e com a SMC não-sequencial.

TABELA 5.17 – CONFIABILIDADE COMPOSTA: IEEE RTS-96 – SISTEMA – CASO 20

Algoritmo	LOLP	EPNS [MW]	LOLF [oc./ano]	Tempo de CPU [s]	Nro. de Amostras
<b>SMC Não-Sequencial</b>	$2,16974 \times 10^{-5}$ (0,56%)	$3,28149 \times 10^{-3}$ (0,80%)	$6,19641 \times 10^{-1}$ (1,09%)	167883	1459297070
<b>CE-ISMC (<math>\Phi=0,005</math>)</b>	$2,03161 \times 10^{-5}$ (1,21%)	$3,15416 \times 10^{-3}$ (1,07%)	$6,18879 \times 10^{-1}$ (2,21%)	4526	29654623

TABELA 5.18 – CONFIABILIDADE COMPOSTA: IEEE RTS-96 – BARRAMENTOS – CASO 20

Bus	Método	LOLP <sub>Bus</sub>	$\beta_{LOLPbus}$	EPNS <sub>Bus</sub> [MW]	$\beta_{EPNSbus}$	LOLF <sub>Bus</sub> [oc./ano]	$\beta_{LOLFbus}$
101	MC	$3,056 \times 10^{-6}$	01,49%	$2,466 \times 10^{-4}$	01,61%	$1,209 \times 10^{-2}$	02,47%
	CE	$3,023 \times 10^{-6}$	02,03%	$2,462 \times 10^{-4}$	02,14%	$1,172 \times 10^{-2}$	03,44%
102	MC	$4,754 \times 10^{-6}$	01,20%	$3,549 \times 10^{-4}$	01,28%	$1,782 \times 10^{-2}$	02,03%
	CE	$4,661 \times 10^{-6}$	01,78%	$3,494 \times 10^{-4}$	01,85%	$1,805 \times 10^{-2}$	03,04%
103	MC	$1,508 \times 10^{-7}$	06,74%	$1,627 \times 10^{-5}$	07,92%	$5,997 \times 10^{-4}$	11,12%
	CE	$1,537 \times 10^{-7}$	06,88%	$1,754 \times 10^{-5}$	07,33%	$5,445 \times 10^{-4}$	10,79%
104	MC	$5,030 \times 10^{-7}$	03,69%	$2,643 \times 10^{-5}$	03,96%	$1,637 \times 10^{-3}$	06,79%
	CE	$4,634 \times 10^{-7}$	08,29%	$2,411 \times 10^{-5}$	07,23%	$1,434 \times 10^{-3}$	08,91%
105	MC	$8,997 \times 10^{-7}$	02,76%	$4,833 \times 10^{-5}$	02,94%	$3,588 \times 10^{-3}$	04,56%
	CE	$9,166 \times 10^{-7}$	05,26%	$5,013 \times 10^{-5}$	04,81%	$3,244 \times 10^{-3}$	05,79%
106	MC	$9,340 \times 10^{-7}$	02,70%	$7,931 \times 10^{-5}$	02,85%	$1,523 \times 10^{-3}$	07,07%
	CE	$6,887 \times 10^{-7}$	10,28%	$5,868 \times 10^{-5}$	10,04%	$1,441 \times 10^{-3}$	19,12%
107	MC	$4,043 \times 10^{-8}$	13,01%	$1,473 \times 10^{-6}$	19,58%	$1,061 \times 10^{-4}$	26,77%
	CE	$2,783 \times 10^{-8}$	21,11%	$1,253 \times 10^{-6}$	27,54%	$4,904 \times 10^{-5}$	33,98%
108	MC	$1,635 \times 10^{-6}$	02,04%	$5,303 \times 10^{-5}$	02,78%	$6,258 \times 10^{-3}$	03,43%
	CE	$1,592 \times 10^{-6}$	03,20%	$5,414 \times 10^{-5}$	03,90%	$6,130 \times 10^{-3}$	05,48%
109	MC	$3,221 \times 10^{-8}$	14,58%	$1,738 \times 10^{-6}$	22,24%	$8,492 \times 10^{-5}$	30,19%
	CE	$2,273 \times 10^{-8}$	14,95%	$1,992 \times 10^{-6}$	21,63%	$5,787 \times 10^{-5}$	27,80%
110	MC	$9,457 \times 10^{-8}$	08,51%	$1,002 \times 10^{-5}$	10,41%	$3,276 \times 10^{-4}$	15,08%
	CE	$8,329 \times 10^{-8}$	10,04%	$8,979 \times 10^{-6}$	10,69%	$3,354 \times 10^{-4}$	13,97%
113	MC	$2,124 \times 10^{-8}$	17,96%	$4,765 \times 10^{-7}$	36,43%	$3,970 \times 10^{-5}$	48,78%
	CE	$1,079 \times 10^{-8}$	23,64%	$5,272 \times 10^{-7}$	43,29%	$1,657 \times 10^{-5}$	49,58%
114	MC	$2,926 \times 10^{-7}$	04,83%	$3,381 \times 10^{-5}$	05,16%	$6,610 \times 10^{-4}$	09,92%
	CE	$2,857 \times 10^{-7}$	17,27%	$3,488 \times 10^{-5}$	16,93%	$8,421 \times 10^{-4}$	43,70%
115	MC	$7,606 \times 10^{-8}$	09,49%	$1,028 \times 10^{-5}$	12,52%	$2,397 \times 10^{-4}$	17,69%
	CE	$6,288 \times 10^{-8}$	11,47%	$9,888 \times 10^{-6}$	13,83%	$2,499 \times 10^{-4}$	19,10%
116	MC	$7,606 \times 10^{-8}$	09,49%	$4,418 \times 10^{-6}$	11,41%	$2,619 \times 10^{-4}$	16,92%
	CE	$5,423 \times 10^{-8}$	14,39%	$3,906 \times 10^{-6}$	16,94%	$1,423 \times 10^{-4}$	26,74%
118	MC	$3,214 \times 10^{-7}$	04,61%	$3,250 \times 10^{-5}$	06,42%	$1,458 \times 10^{-3}$	07,13%
	CE	$3,497 \times 10^{-7}$	06,88%	$3,549 \times 10^{-5}$	07,55%	$1,456 \times 10^{-3}$	10,71%
119	MC	$1,172 \times 10^{-7}$	07,64%	$1,187 \times 10^{-5}$	09,16%	$4,318 \times 10^{-4}$	13,14%
	CE	$8,637 \times 10^{-8}$	10,42%	$9,774 \times 10^{-6}$	11,12%	$3,921 \times 10^{-4}$	16,94%
120	MC	$8,429 \times 10^{-8}$	09,01%	$5,880 \times 10^{-6}$	11,19%	$3,536 \times 10^{-4}$	14,45%
	CE	$5,891 \times 10^{-8}$	11,01%	$4,438 \times 10^{-6}$	12,83%	$2,273 \times 10^{-4}$	19,26%
201	MC	$3,086 \times 10^{-6}$	01,49%	$2,433 \times 10^{-4}$	01,62%	$1,231 \times 10^{-2}$	02,45%
	CE	$3,130 \times 10^{-6}$	02,11%	$2,469 \times 10^{-4}$	02,19%	$1,262 \times 10^{-2}$	03,55%
202	MC	$5,388 \times 10^{-6}$	01,12%	$3,973 \times 10^{-4}$	01,21%	$2,062 \times 10^{-2}$	01,89%
	CE	$5,393 \times 10^{-6}$	01,70%	$3,962 \times 10^{-4}$	01,77%	$2,167 \times 10^{-2}$	02,92%
203	MC	$5,345 \times 10^{-8}$	11,32%	$4,489 \times 10^{-6}$	14,95%	$1,514 \times 10^{-4}$	22,38%
	CE	$5,453 \times 10^{-8}$	13,30%	$4,657 \times 10^{-6}$	13,82%	$2,084 \times 10^{-4}$	22,49%
204	MC	$6,051 \times 10^{-7}$	03,36%	$3,245 \times 10^{-5}$	03,60%	$2,228 \times 10^{-3}$	05,83%
	CE	$5,771 \times 10^{-7}$	06,61%	$3,017 \times 10^{-5}$	06,29%	$2,133 \times 10^{-3}$	09,01%
205	MC	$1,027 \times 10^{-6}$	02,58%	$5,699 \times 10^{-5}$	02,81%	$3,941 \times 10^{-3}$	04,35%
	CE	$1,003 \times 10^{-6}$	04,47%	$5,514 \times 10^{-5}$	04,42%	$3,727 \times 10^{-3}$	06,03%
206	MC	$9,683 \times 10^{-7}$	02,66%	$8,131 \times 10^{-5}$	02,82%	$1,915 \times 10^{-3}$	06,29%
	CE	$5,763 \times 10^{-7}$	10,55%	$5,017 \times 10^{-5}$	10,39%	$1,751 \times 10^{-3}$	15,98%
207	MC	$2,796 \times 10^{-7}$	04,95%	$4,857 \times 10^{-6}$	08,73%	$5,639 \times 10^{-4}$	11,79%
	CE	$2,572 \times 10^{-7}$	20,55%	$5,790 \times 10^{-6}$	25,58%	$3,997 \times 10^{-4}$	41,49%
208	MC	$7,538 \times 10^{-8}$	09,53%	$3,199 \times 10^{-6}$	16,35%	$3,069 \times 10^{-4}$	15,82%
	CE	$4,684 \times 10^{-8}$	17,32%	$3,412 \times 10^{-6}$	22,58%	$2,399 \times 10^{-4}$	29,48%
209	MC	$3,221 \times 10^{-8}$	14,58%	$1,708 \times 10^{-6}$	22,60%	$8,593 \times 10^{-5}$	30,18%
	CE	$2,403 \times 10^{-8}$	18,76%	$2,156 \times 10^{-6}$	31,23%	$1,156 \times 10^{-4}$	34,45%
210	MC	$1,220 \times 10^{-7}$	07,49%	$1,263 \times 10^{-5}$	09,17%	$5,442 \times 10^{-4}$	11,71%
	CE	$1,220 \times 10^{-7}$	08,52%	$1,321 \times 10^{-5}$	08,77%	$5,090 \times 10^{-4}$	13,99%
213	MC	$1,727 \times 10^{-7}$	06,29%	$1,941 \times 10^{-5}$	07,90%	$6,904 \times 10^{-4}$	10,37%
	CE	$1,823 \times 10^{-7}$	08,13%	$1,938 \times 10^{-5}$	08,81%	$7,055 \times 10^{-4}$	12,60%
214	MC	$3,022 \times 10^{-7}$	04,76%	$3,469 \times 10^{-5}$	05,10%	$6,614 \times 10^{-4}$	10,86%
	CE	$2,365 \times 10^{-7}$	15,91%	$2,814 \times 10^{-5}$	17,30%	$6,441 \times 10^{-4}$	31,46%

Bus	Método	LOLP <sub>Bus</sub>	$\beta_{LOLPbus}$	EPNS <sub>Bus</sub> [MW]	$\beta_{EPNSbus}$	LOLF <sub>Bus</sub> [oc./ano]	$\beta_{LOLFbus}$
215	MC	$8,703 \times 10^{-8}$	08,87%	$1,243 \times 10^{-5}$	11,55%	$3,818 \times 10^{-4}$	14,01%
	CE	$5,019 \times 10^{-8}$	14,02%	$9,505 \times 10^{-6}$	16,56%	$1,660 \times 10^{-4}$	24,84%
216	MC	$8,771 \times 10^{-8}$	08,83%	$5,606 \times 10^{-6}$	10,34%	$4,091 \times 10^{-4}$	13,50%
	CE	$7,133 \times 10^{-8}$	15,05%	$4,564 \times 10^{-6}$	16,20%	$2,450 \times 10^{-4}$	23,84%
218	MC	$2,159 \times 10^{-7}$	05,63%	$2,273 \times 10^{-5}$	07,91%	$9,782 \times 10^{-4}$	08,71%
	CE	$2,045 \times 10^{-7}$	08,57%	$2,298 \times 10^{-5}$	09,91%	$1,132 \times 10^{-3}$	12,65%
219	MC	$8,566 \times 10^{-8}$	08,94%	$8,269 \times 10^{-6}$	11,18%	$2,989 \times 10^{-4}$	15,83%
	CE	$7,483 \times 10^{-8}$	13,03%	$7,498 \times 10^{-6}$	14,27%	$3,214 \times 10^{-4}$	18,37%
220	MC	$2,350 \times 10^{-7}$	05,39%	$1,802 \times 10^{-5}$	06,28%	$9,617 \times 10^{-4}$	08,78%
	CE	$2,197 \times 10^{-7}$	07,86%	$1,660 \times 10^{-5}$	08,16%	$9,442 \times 10^{-4}$	12,20%
301	MC	$4,160 \times 10^{-6}$	01,28%	$3,244 \times 10^{-4}$	01,40%	$1,570 \times 10^{-2}$	02,17%
	CE	$4,121 \times 10^{-6}$	01,89%	$3,288 \times 10^{-4}$	01,95%	$1,525 \times 10^{-2}$	03,31%
302	MC	$6,834 \times 10^{-6}$	01,00%	$4,961 \times 10^{-4}$	01,08%	$2,559 \times 10^{-2}$	01,70%
	CE	$6,553 \times 10^{-6}$	01,60%	$4,759 \times 10^{-4}$	01,65%	$2,550 \times 10^{-2}$	02,80%
303	MC	$1,905 \times 10^{-7}$	05,99%	$1,873 \times 10^{-5}$	07,21%	$7,803 \times 10^{-4}$	09,81%
	CE	$1,793 \times 10^{-7}$	06,38%	$2,014 \times 10^{-5}$	06,79%	$8,559 \times 10^{-4}$	09,88%
304	MC	$7,743 \times 10^{-7}$	02,97%	$4,171 \times 10^{-5}$	03,20%	$2,605 \times 10^{-3}$	05,38%
	CE	$7,125 \times 10^{-7}$	04,77%	$3,906 \times 10^{-5}$	04,49%	$2,707 \times 10^{-3}$	06,65%
305	MC	$1,397 \times 10^{-6}$	02,21%	$7,662 \times 10^{-5}$	02,36%	$5,243 \times 10^{-3}$	03,77%
	CE	$1,382 \times 10^{-6}$	03,72%	$7,759 \times 10^{-5}$	03,49%	$5,558 \times 10^{-3}$	06,61%
306	MC	$1,029 \times 10^{-6}$	02,58%	$8,728 \times 10^{-5}$	02,74%	$1,893 \times 10^{-3}$	06,33%
	CE	$8,446 \times 10^{-7}$	09,12%	$7,044 \times 10^{-5}$	08,87%	$2,051 \times 10^{-3}$	14,75%
307	MC	$2,625 \times 10^{-7}$	05,11%	$4,538 \times 10^{-6}$	08,83%	$6,293 \times 10^{-4}$	11,11%
	CE	$2,197 \times 10^{-7}$	20,31%	$4,745 \times 10^{-6}$	27,09%	$5,974 \times 10^{-4}$	48,40%
308	MC	$1,199 \times 10^{-7}$	07,55%	$7,390 \times 10^{-6}$	11,22%	$4,179 \times 10^{-4}$	13,50%
	CE	$8,026 \times 10^{-8}$	10,32%	$5,639 \times 10^{-6}$	11,46%	$2,652 \times 10^{-4}$	15,07%
309	MC	$4,865 \times 10^{-8}$	11,86%	$3,350 \times 10^{-6}$	16,89%	$1,225 \times 10^{-4}$	25,04%
	CE	$3,643 \times 10^{-8}$	13,84%	$3,294 \times 10^{-6}$	15,42%	$1,861 \times 10^{-4}$	19,95%
310	MC	$1,699 \times 10^{-7}$	06,35%	$1,775 \times 10^{-5}$	07,74%	$6,451 \times 10^{-4}$	10,73%
	CE	$1,819 \times 10^{-7}$	06,98%	$2,163 \times 10^{-5}$	08,14%	$7,815 \times 10^{-4}$	11,74%
313	MC	$2,796 \times 10^{-7}$	04,95%	$3,318 \times 10^{-5}$	06,19%	$1,258 \times 10^{-3}$	07,67%
	CE	$2,621 \times 10^{-7}$	06,79%	$2,983 \times 10^{-5}$	07,38%	$8,514 \times 10^{-4}$	10,80%
314	MC	$4,036 \times 10^{-7}$	04,12%	$4,788 \times 10^{-5}$	04,47%	$9,362 \times 10^{-4}$	09,11%
	CE	$3,049 \times 10^{-7}$	11,90%	$3,778 \times 10^{-5}$	12,46%	$1,021 \times 10^{-3}$	21,28%
315	MC	$5,139 \times 10^{-7}$	03,65%	$4,338 \times 10^{-5}$	05,39%	$2,204 \times 10^{-3}$	05,79%
	CE	$4,735 \times 10^{-7}$	05,56%	$3,840 \times 10^{-5}$	06,73%	$1,942 \times 10^{-3}$	09,05%
316	MC	$8,429 \times 10^{-8}$	09,01%	$4,670 \times 10^{-6}$	11,16%	$2,768 \times 10^{-4}$	16,46%
	CE	$6,353 \times 10^{-8}$	13,38%	$4,260 \times 10^{-6}$	14,86%	$3,548 \times 10^{-4}$	20,52%
318	MC	$1,695 \times 10^{-6}$	02,01%	$1,308 \times 10^{-4}$	03,02%	$7,263 \times 10^{-3}$	03,19%
	CE	$1,708 \times 10^{-6}$	03,26%	$1,245 \times 10^{-4}$	03,81%	$6,864 \times 10^{-3}$	05,43%
319	MC	$2,035 \times 10^{-7}$	05,80%	$1,917 \times 10^{-5}$	07,11%	$8,914 \times 10^{-4}$	09,13%
	CE	$1,667 \times 10^{-7}$	08,18%	$1,742 \times 10^{-5}$	08,70%	$7,660 \times 10^{-4}$	13,04%
320	MC	$4,379 \times 10^{-7}$	03,95%	$2,772 \times 10^{-5}$	04,85%	$1,937 \times 10^{-3}$	06,17%
	CE	$3,984 \times 10^{-7}$	05,48%	$2,693 \times 10^{-5}$	06,02%	$1,952 \times 10^{-3}$	08,51%

A Tabela 5.17 apresenta os índices globais do sistema e, como esperado, os valores estão bem próximos aos já apresentados na Tabela 5.15. O motivo da pequena diferença no valor do índice EPNS já foi discutido no *Caso 13*. A Tabela 5.18 mostra os índices LOLP, EPNS e LOLF por barramento, juntamente com seus respectivos valores de  $\beta$ . Os índices encontrados com ambos os métodos estão próximos entre si, considerando os valores de  $\beta$  atingidos. O Barramento 113 foi o que demorou mais tempo em convergir considerando ambas as metodologias. A SMC não-sequencial demorou 46,63 horas para convergir, sendo necessárias

$1,46 \times 10^9$  amostras. O CE-ISMC, no entanto, gastou aproximadamente 1,26 horas para convergir com  $2,97 \times 10^7$  amostras. Neste caso, o processo de otimização baseado em CE gastou aproximadamente um minuto. Finalmente, em termos de *speed-up*, o CE-ISMC obteve um valor de 37,09 no tempo de simulação e de 49,21 no número de amostras.

Note que na Tabela 5.18 os valores dos  $\beta$  atingidos são, em média, maiores para o CE-ISMC. Isto ocorre por causa da distorção ótima encontrada para este caso, a qual não favorece a todas as barras do sistema na mesma proporção. Neste caso em particular, a distorção encontrada fez os índices por barra convergirem de uma maneira mais uniforme. Por este motivo, quando o Barramento 113 convergiu, outros barramentos ainda estavam com valores de  $\beta$  relativamente elevados. Outro fator importante é o número de casos amostrados em ambos os métodos. O Barramento 114, por exemplo, convergiu com um  $\beta_{\text{LOLF}_{\text{bus}}}$  de 9,92% na SMC convencional, e com 43,70% no CE-ISMC. Porém, na metodologia proposta foram retiradas quase 50 vezes menos amostras. Caso o mesmo número de amostras fosse retirado para os dois métodos, o CE-ISMC certamente encontraria um  $\beta_{\text{LOLF}_{\text{bus}}}$  menor que 9,92% para o Barramento 114. O Barramento 101, por exemplo, convergiu com  $\beta_{\text{LOLF}_{\text{bus}}} = 2,47\%$  na SMC convencional, e com  $\beta_{\text{LOLF}_{\text{bus}}} = 3,44\%$  no CE-ISMC. Contudo, se o dobro de amostras fosse utilizado no CE-ISMC, muito provavelmente um  $\beta_{\text{LOLF}_{\text{bus}}}$  menor que 2,47% seria encontrado. Em conclusão, comparar diretamente os valores de  $\beta$  obtidos com ambas as metodologias não é aconselhável se o número de amostras não for fixo (i.e., critério de convergência  $N_{\text{MAX}}$ ), pois isto pode levar a interpretações erradas.

#### 5.3.3.4 Caso 21: IEEE RTS-96 - Convergência nos Barramentos da Área I

Este caso é semelhante ao *Caso 18*, porém, a convergência dos índices é verificada somente naqueles barramentos pertencentes à Área I do sistema (i.e., os barramentos 101 a 124). O CE-ISMC é utilizado mais uma vez para encontrar uma distorção ótima específica para a região de interesse. A metodologia proposta utiliza a seguinte configuração de parâmetros:  $\Phi = 0,005$ ,  $\alpha = 0,999$ ,  $\rho = 0,01$ ,  $N = 2,0 \times 10^5$ , e  $\gamma = 1,09L_{\text{MAX}}$ . Um  $\beta_{\text{MAX}} = 50\%$  é escolhido novamente como critério de convergência.

As Tabelas 5.19 e 5.20 apresentam os resultados obtidos para este caso. A Tabela 5.19 apresenta os índices de confiabilidade do sistema completo e, como esperado, estes estão bem próximos aos já apresentados na Tabela 5.17. A Tabela 5.20, por sua vez, apresenta os índices

LOLP, EPNS e LOLF de todos os barramentos da Área I, assim como seus respectivos valores de  $\beta$  atingidos.

TABELA 5.19 – CONFIABILIDADE COMPOSTA: IEEE RTS-96 – SISTEMA – CASO 21

Algoritmo	LOLP	EPNS [MW]	LOLF [oc./ano]	Tempo de CPU [s]	Nro. de Amostras
<b>SMC Não-Sequencial</b>	$2,16974 \times 10^{-5}$ (0,56%)	$3,28149 \times 10^{-3}$ (0,80%)	$6,19641 \times 10^{-1}$ (1,09%)	167883	1459297070
<b>CE-ISMC (<math>\Phi=0,005</math>)</b>	$2,01128 \times 10^{-5}$ (1,73%)	$3,11064 \times 10^{-3}$ (1,57%)	$6,10780 \times 10^{-1}$ (3,09%)	2222	14927440

TABELA 5.20 – CONFIABILIDADE COMPOSTA: IEEE RTS-96 – BARRAMENTOS – CASO 21

Bus	Método	LOLP <sub>Bus</sub>	$\beta_{LOLPbus}$	EPNS <sub>Bus</sub> [MW]	$\beta_{EPNSbus}$	LOLF <sub>Bus</sub> [oc./ano]	$\beta_{LOLFbus}$
101	MC	$3,056 \times 10^{-6}$	01,49%	$2,466 \times 10^{-4}$	01,61%	$1,209 \times 10^{-2}$	02,47%
	CE	$2,935 \times 10^{-6}$	03,07%	$2,335 \times 10^{-4}$	03,24%	$1,224 \times 10^{-2}$	05,14%
102	MC	$4,754 \times 10^{-6}$	01,20%	$3,549 \times 10^{-4}$	01,28%	$1,782 \times 10^{-2}$	02,03%
	CE	$4,650 \times 10^{-6}$	02,65%	$3,422 \times 10^{-4}$	02,71%	$1,872 \times 10^{-2}$	04,47%
103	MC	$1,508 \times 10^{-7}$	06,74%	$1,627 \times 10^{-5}$	07,92%	$5,997 \times 10^{-4}$	11,12%
	CE	$1,358 \times 10^{-7}$	10,81%	$1,659 \times 10^{-5}$	12,31%	$6,264 \times 10^{-4}$	19,82%
104	MC	$5,030 \times 10^{-7}$	03,69%	$2,643 \times 10^{-5}$	03,96%	$1,637 \times 10^{-3}$	06,79%
	CE	$4,349 \times 10^{-7}$	11,11%	$2,288 \times 10^{-5}$	10,36%	$1,213 \times 10^{-3}$	15,38%
105	MC	$8,997 \times 10^{-7}$	02,76%	$4,833 \times 10^{-5}$	02,94%	$3,588 \times 10^{-3}$	04,56%
	CE	$9,674 \times 10^{-7}$	08,48%	$4,961 \times 10^{-5}$	08,11%	$3,088 \times 10^{-3}$	10,07%
106	MC	$9,340 \times 10^{-7}$	02,70%	$7,931 \times 10^{-5}$	02,85%	$1,523 \times 10^{-3}$	07,07%
	CE	$5,996 \times 10^{-7}$	15,14%	$5,384 \times 10^{-5}$	15,11%	$1,370 \times 10^{-3}$	30,15%
107	MC	$4,043 \times 10^{-8}$	13,01%	$1,473 \times 10^{-6}$	19,58%	$1,061 \times 10^{-4}$	26,77%
	CE	$2,684 \times 10^{-8}$	24,51%	$1,056 \times 10^{-6}$	31,40%	$8,694 \times 10^{-5}$	40,13%
108	MC	$1,635 \times 10^{-6}$	02,04%	$5,303 \times 10^{-5}$	02,78%	$6,258 \times 10^{-3}$	03,43%
	CE	$1,514 \times 10^{-6}$	04,75%	$4,978 \times 10^{-5}$	05,83%	$6,623 \times 10^{-3}$	07,66%
109	MC	$3,221 \times 10^{-8}$	14,58%	$1,738 \times 10^{-6}$	22,24%	$8,492 \times 10^{-5}$	30,19%
	CE	$2,111 \times 10^{-8}$	21,10%	$1,669 \times 10^{-6}$	24,67%	$1,070 \times 10^{-4}$	33,24%
110	MC	$9,457 \times 10^{-8}$	08,51%	$1,002 \times 10^{-5}$	10,41%	$3,276 \times 10^{-4}$	15,08%
	CE	$7,886 \times 10^{-8}$	15,86%	$9,707 \times 10^{-6}$	16,24%	$3,890 \times 10^{-4}$	23,86%
113	MC	$2,124 \times 10^{-8}$	17,96%	$4,765 \times 10^{-7}$	36,43%	$3,970 \times 10^{-5}$	48,78%
	CE	$1,188 \times 10^{-8}$	25,96%	$8,164 \times 10^{-7}$	47,72%	$5,699 \times 10^{-5}$	44,87%
114	MC	$2,926 \times 10^{-7}$	04,83%	$3,381 \times 10^{-5}$	05,16%	$6,610 \times 10^{-4}$	09,92%
	CE	$2,179 \times 10^{-7}$	20,75%	$2,551 \times 10^{-5}$	23,01%	$7,128 \times 10^{-4}$	40,60%
115	MC	$7,606 \times 10^{-8}$	09,49%	$1,028 \times 10^{-5}$	12,52%	$2,397 \times 10^{-4}$	17,69%
	CE	$6,024 \times 10^{-8}$	18,91%	$7,218 \times 10^{-6}$	20,10%	$2,835 \times 10^{-4}$	34,01%
116	MC	$7,606 \times 10^{-8}$	09,49%	$4,418 \times 10^{-6}$	11,41%	$2,619 \times 10^{-4}$	16,92%
	CE	$7,524 \times 10^{-8}$	18,95%	$5,134 \times 10^{-6}$	22,25%	$2,129 \times 10^{-4}$	35,68%
118	MC	$3,214 \times 10^{-7}$	04,61%	$3,250 \times 10^{-5}$	06,42%	$1,458 \times 10^{-3}$	07,13%
	CE	$3,404 \times 10^{-7}$	10,31%	$4,040 \times 10^{-5}$	11,04%	$1,517 \times 10^{-3}$	15,61%
119	MC	$1,172 \times 10^{-7}$	07,64%	$1,187 \times 10^{-5}$	09,16%	$4,318 \times 10^{-4}$	13,14%
	CE	$1,105 \times 10^{-7}$	14,99%	$1,360 \times 10^{-5}$	15,96%	$5,180 \times 10^{-4}$	21,36%
120	MC	$8,429 \times 10^{-8}$	09,01%	$5,880 \times 10^{-6}$	11,19%	$3,536 \times 10^{-4}$	14,45%
	CE	$8,007 \times 10^{-8}$	14,52%	$6,920 \times 10^{-6}$	17,33%	$3,246 \times 10^{-4}$	24,97%

Mais uma vez, os índices encontrados com ambos os métodos estão próximos entre si, considerando seus respectivos valores de  $\beta$ . O Barramento 113 foi novamente o que mais demorou em convergir. Assim, os resultados correspondentes à SMC não-sequencial são os

mesmos já apresentados nas Tabelas 5.17 e 5.18 (i.e., 46,63 horas para convergir, sendo necessárias  $1,46 \times 10^9$  amostras). O CE-ISMC, no entanto, gastou 37 minutos para convergir utilizando  $1,49 \times 10^7$  amostras. O processo de otimização via CE gastou aproximadamente 53 segundos. Em termos de *speed-up*, o CE-ISMC obteve um valor de 75,55 no tempo de simulação e de 97,76 no número de amostras. Considerando somente a Área I, o CE-ISMC foi 2,04 vezes mais rápido em comparação ao Caso 20, onde ele (i.e., o método proposto) considera o sistema completo para fins de distorção.

### 5.3.4. IEEE MRTS-96

O sistema IEEE MRTS-96 [R06], analogamente ao IEEE MRTS, resulta de modificações feitas no IEEE RTS-96 [IEEE99], com o objetivo de estressar a rede de transmissão. A capacidade de geração e a carga são duplicadas em cada barra do sistema. A nova capacidade instalada fica igual a 20,4 GW e o pico de carga atinge 17,1 GW.

#### 5.3.4.1 Caso 22: IEEE MRTS-96 - Convergência do Sistema

Neste caso os índices de confiabilidade do IEEE MRTS-96 em sua configuração original serão avaliados. A metodologia proposta baseada em CE utiliza o seguinte conjunto de parâmetros:  $\alpha = 0,999$ ,  $\rho = 0,01$ ,  $N = 2,0 \times 10^5$ , e  $\gamma = 1,09L_{MAX}$ . Um  $\beta_{MAX}=5\%$  é especificado para todos os índices.

TABELA 5.21 – CONFIABILIDADE COMPOSTA: IEEE MRTS-96

Algoritmo	LOLP	EPNS [MW]	LOLF [oc./ano]	Tempo de CPU [s]	Nro. de Amostras
<b>SMC Não-Sequencial</b>	$4,56574 \times 10^{-3}$ (2,06%)	$1,89394 \times 10^{-1}$ (3,87%)	$8,25124 \times 10^0$ (5,00%)	1376	511 637
<b>CE-ISMC (Sem <math>\Phi</math>)</b>	$4,45291 \times 10^{-3}$ (2,21%)	$1,92979 \times 10^{-1}$ (3,29%)	$8,49029 \times 10^0$ (4,99%)	974	455 639

A Tabela 5.21 mostra os resultados para este sistema utilizando o CE-ISMC e a SMC não-sequencial. Ambos os métodos encontraram uma LOLP de  $4,5 \times 10^{-3}$ . A SMC não-sequencial convergiu em 22,9 minutos com  $5,12 \times 10^5$  amostras. O CE-ISMC atingiu o mesmo critério em 16,23 minutos, incluindo o tempo gasto no processo de otimização CE (aproximadamente 52 segundos), e utilizou  $4,56 \times 10^5$  amostras. Neste caso, como os eventos de falha envolvidos não são raros, não houve ganhos significativos em tempo computacional (*speed-up* de 1,41).

### 5.3.5. Sistema Sul-Sudeste Brasileiro Modificado

A configuração utilizada para o sistema Sul-Sudeste Brasileiro (SSB) contém 413 barras, 685 circuitos e 246 unidades geradoras. A capacidade instalada e o pico de carga total anual são iguais a 45,66 GW e 41,19 GW, respectivamente. O modelo de carga é representado por uma curva típica anual com níveis discretos horários. As cargas em todos os barramentos são consideradas perfeitamente correlacionadas, embora isto não seja imperativo. A Fig. 5.4 apresenta um diagrama simplificado do SSB, indicando os montantes de geração e de carga em cada uma das principais regiões.

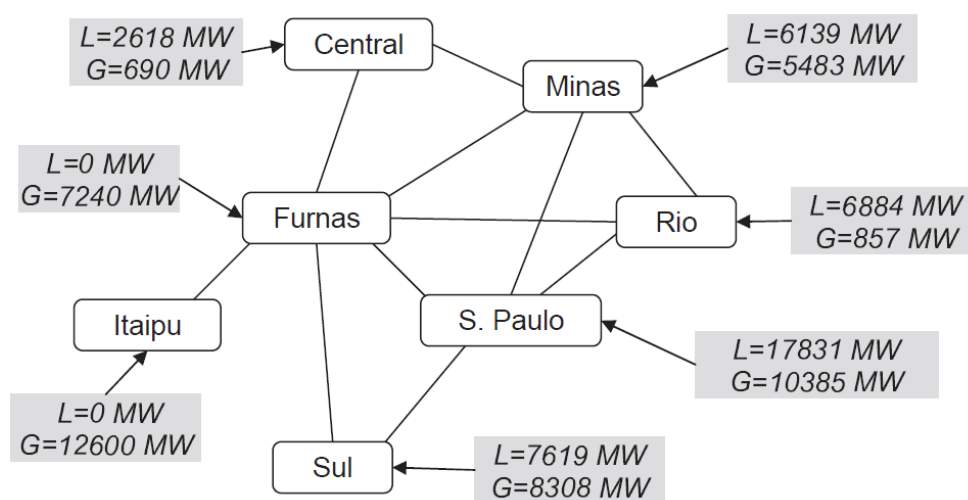


Fig. 5.4: Sistema SSB Simplificado.

#### 5.3.5.1 Caso 23: Sistema SSB Modificado - Convergência do Sistema

Em sua configuração original, o SSB apresenta uma LOLP aproximada de  $2,9 \times 10^{-2}$ , que é um valor alto, não havendo necessidade de utilizar o CE-ISMC. A fim de tornar este sistema mais robusto, algumas modificações são introduzidas em sua configuração original. Assim, neste caso, os circuitos são considerados perfeitamente confiáveis e as capacidades de transporte são incrementadas em 25%. Os índices de confiabilidade do SSB modificado são então avaliados utilizando a SMC não-sequencial e a metodologia proposta. O CE-ISMC utiliza o seguinte conjunto de parâmetros:  $\alpha = 0,9999$ ,  $\rho = 0,01$ ,  $N = 2,0 \times 10^4$ , e  $\gamma = 1,06L_{MAX}$ . Nenhum valor para o parâmetro  $\Phi$  é especificado, não sendo utilizado neste caso. Um  $\beta_{MAX}=5\%$  é especificado para todos os índices de confiabilidade. A Tabela 5.22 apresenta os resultados obtidos para este sistema utilizando ambos os métodos.

TABELA 5.22 – CONFIABILIDADE COMPOSTA: SSB MODIFICADO

Algoritmo	LOLP	EPNS [MW]	LOLF [oc./ano]	Tempo de CPU [s]	Nro. de Amostras
<b>SMC Não-Sequencial</b>	$1,0781 \times 10^{-3}$ (1,77%)	$2,2837 \times 10^{-2}$ (5,00%)	$8,6823 \times 10^0$ (2,24%)	3801	2934512
<b>CE-ISMC (Sem <math>\Phi</math>)</b>	$1,0927 \times 10^{-3}$ (3,92%)	$2,4454 \times 10^{-2}$ (4,32%)	$8,6711 \times 10^0$ (4,97%)	1199	445000

Após as modificações no SSB, ambas as metodologias atingiram um valor para o índice LOLP de aproximadamente  $1,08 \times 10^{-3}$ . A SMC não-sequencial atingiu o critério de convergência em 1,06 horas utilizando  $2,93 \times 10^6$  amostras. O CE-ISMC atingiu o mesmo nível de precisão em aproximadamente 20 minutos, incluindo o tempo gasto no processo de otimização CE (que, neste caso, foi aproximadamente de 5 minutos). O método baseado em CE utilizou  $4,45 \times 10^5$  amostras para atingir a convergência, incluindo as amostras retiradas durante a otimização. Em termos de *speed-up*, o CE-ISMC obteve um valor de 3,17 em tempo de simulação e de 6,59 em número de amostras.

Embora este sistema seja de maiores proporções em comparação aos anteriores, o CE-ISMC produziu bons resultados, tanto em precisão das estimativas como em desempenho computacional. Sendo assim, pode-se concluir que a metodologia proposta pode ser aplicada satisfatoriamente em sistemas reais e de grande porte.

#### 5.4. COMENTÁRIOS FINAIS

Este capítulo apresentou uma nova metodologia para avaliar a confiabilidade composta de sistemas elétricos de potência. O método proposto, denominado CE-ISMC, baseia-se em uma SMC não-sequencial com IS e nos conceitos de CE introduzidos previamente nos Capítulos 3 e 4 (para confiabilidade de geração). A ideia central do método é obter uma distorção ótima para as indisponibilidades dos componentes (unidades geradoras e circuitos) a fim de incentivar a amostragem dos eventos de falha relevantes (i.e., aqueles com maior contribuição para os índices de confiabilidade). Este procedimento reduz a variância dos estimadores, o que se traduz em uma economia importante no tempo de simulação.

O método de SMC quasi-sequencial/CE [LGSM10], introduzido no Capítulo 4 para confiabilidade de geração, foi utilizado como ponto de partida para o desenvolvimento da



metodologia proposta. Assim, no início do capítulo o problema foi reformulado para considerar também as restrições do sistema de transmissão. A seguir, foi apresentado um algoritmo genérico do CE-ISMC para avaliação da confiabilidade composta. Foram também discutidos alguns aspectos importantes do método como, por exemplo, o uso do parâmetro  $\Phi$  em confiabilidade composta e a possibilidade de se obter distorções ótimas específicas por área ou barramento. Finalmente, o desempenho da metodologia proposta foi testado utilizando diversos sistemas, incluindo o IEEE RTS [IEEE79], IEEE MRTS [R06], IEEE RTS-96 [IEEE99], IEEE MRTS-96 [R06], e uma configuração modificada do sistema SSB.

Os resultados das aplicações numéricas permitem concluir que o CE-ISMC pode ser aplicado satisfatoriamente em confiabilidade composta, mesmo em sistemas de grande porte. Neste sentido, bons *speed-ups* foram reportados para a maioria dos casos, tanto em termos de tempo de simulação como no número de amostras. Finalmente, como afirmado no início deste capítulo, o CE-ISMC representa apenas uma aplicação inicial do método CE em confiabilidade composta, existindo a possibilidade de melhorar ainda mais sua eficiência e versatilidade. Questões como, por exemplo, a representação de aspectos cronológicos (flutuação de capacidade em fontes renováveis, manutenção programada, cálculo do índice LOLC, etc.), permanecem como propostas para futuros trabalhos.

# CAPÍTULO 6

## CONCLUSÕES

**E**STA Tese apresentou alguns algoritmos eficientes baseados em Entropia Cruzada (CE) para avaliar índices de confiabilidade em sistemas de potência. A ideia comum em todos os métodos foi aplicar os conceitos de CE e da amostragem por importância (IS) a fim de reduzir a variância dos estimadores. Como resultado, é possível obter ganhos significativos no desempenho computacional, principalmente em sistemas de potência confiáveis.

No Capítulo 3 foi apresentada uma abordagem básica de avaliação da confiabilidade via CE. Esta metodologia foi aplicada satisfatoriamente em sistemas de geração [G09, LGS10] e permite a avaliação dos índices LOLP, LOLE, EPNS, EENS, LOLF e LOD. O método apresentou um excelente desempenho computacional sendo inclusive, em alguns casos, ligeiramente superior a uma abordagem analítica extremamente eficiente [LMC91]. Contudo, a abordagem analítica é restrita a aplicações onde aspectos de correlação não podem ser representados; uma limitação que a SMC baseada em CE não compartilha. Neste sentido, os conceitos propostos em [G09] foram estendidos para avaliar a confiabilidade de sistemas de geração considerando fontes e cargas com forte dependência cronológica.

Surgiram assim a SMC quasi-sequencial, a SMC quasi-sequencial/CE [LGSM10, GLSM10], a SMC pseudo-cronológica/CE [GL11a], e a SMC sequencial/CE [GL11b]. Todas estas metodologias com suas respectivas vantagens e limitações foram discutidas no Capítulo 4. Todos estes métodos são capazes de representar aspectos cronológicos como, por exemplo, as flutuações nas capacidades de fontes renováveis e esquemas de manutenção programada de equipamentos. As metodologias propostas foram testadas utilizando diversos sistemas de geração, com e sem fontes renováveis. Em todos os casos, os métodos baseados em CE apresentaram *speed-ups* muito elevados em comparação as suas respectivas versões sem CE.

No Capítulo 5, os conceitos de CE foram estendidos para avaliar índices de confiabilidade em sistemas de geração e transmissão. O método proposto, denominado CE-ISMC, foi desenvolvido utilizando a SMC quasi-sequencial/CE [LGSM10, GLSM10] como ponto de partida. Esta metodologia permite estimar de forma precisa e eficiente os índices de

confiabilidade tradicionais do sistema, e também os índices em cada barramento. Além disso, existe a possibilidade de encontrar distorções ótimas específicas para determinadas regiões ou barras do sistema, as quais são previamente definidas como sendo de interesse. O método proposto foi testado utilizando diversos sistemas de geração/transmissão, incluindo uma configuração modificada do sistema Sul-Sudeste Brasileiro (SSB) para os anos 90. Na maioria dos casos, bons *speed-ups* foram reportados, tanto em termos de tempo de simulação como no número de amostras.

A partir da experiência obtida durante o desenvolvimento desta Tese pode-se concluir que o método CE representa, sem dúvida, um avanço importante na área de técnicas de simulação. O método pode ser aplicado com sucesso em simulação de eventos raros ou em problemas de otimização combinatória. Contudo, o método CE ainda não foi muito explorado em sistemas de potência, sendo uns dos poucos exemplos [EGSM07] e [BEW08]. Existe assim um grande potencial para desenvolver novas metodologias baseadas em CE para resolver problemas comuns em sistemas elétricos de potência. Dentre as principais sugestões para trabalhos futuros podem-se citar as seguintes:

- Adaptar as metodologias apresentadas nesta Tese para avaliar a confiabilidade composta (i.e., geração e transmissão) de sistemas elétricos de potência renováveis, principalmente as SMC pseudo-cronológica/CE e sequencial/CE, de maneira semelhante ao que foi apresentado para sistemas de geração (considerar as flutuações de fontes renováveis, esquemas de manutenção programada, índice LOLC, etc.);
- Em estudos de confiabilidade composta, pretende-se implementar um procedimento dentro do processo de otimização baseado em CE que escolha automaticamente o valor ótimo do parâmetro  $\gamma$ . Este procedimento estaria baseado no reconhecimento do tipo de falha (se é devido insuficiência de geração e/ou por restrições na transmissão) e nos custos computacionais de avaliação dos estados amostrados.
- Desenvolver um algoritmo baseado em CE para efetuar uma classificação (*ranking*) dos componentes em um sistema elétrico de potência. Neste sentido, algoritmos de *rankeamento* da transmissão ou de subestações baseadas em CE poderiam indicar os pontos francos do sistema e, ao mesmo tempo, fornecer informações úteis para o planejamento ou auxiliar o desenvolvimento de novos métodos híbridos de avaliação

da confiabilidade. Este algoritmo estaria baseado nas sensibilidades de cada componente, os quais são subprodutos dos métodos baseados em CE.

- Avaliar a confiabilidade de sistemas de distribuição via algoritmos auxiliados pelo método CE;
- Avaliar índices de bem-estar (confiabilidade preventiva) em sistemas de geração e geração/transmissão através de algoritmos baseados em CE;
- Utilizar um processo de otimização auxiliado pelo método CE para resolver problemas de planejamento da expansão da geração, planejamento da expansão da transmissão e programação da manutenção;
- Aplicar o método CE para avaliar os requerimentos de reserva operativa em sistemas de geração com alta penetração de fontes renováveis.

Finalmente, o desenvolvimento desta Tese gerou a publicação de oito artigos sendo: 3 em periódicos internacionais, 3 em congressos internacionais e 2 em congressos nacionais. Estes artigos estão listados a seguir.

#### **Periódicos Internacionais:**

- A.M. Leite da Silva, R.A. González-Fernández, C. Singh, “Generating Capacity Reliability Evaluation Based on Monte Carlo Simulation and Cross-Entropy Methods”, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 25, No. 1, pp 129-137, February 2010. (IEEE PES Technical Committee Prize Paper Award 2011– Power System Analysis, Computing and Economics).
- R.A. González-Fernández, A.M. Leite da Silva, “Reliability Assessment of Time-Dependent Systems via Sequential Cross-Entropy Monte Carlo Simulation”, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 26, No. 4, pp. 2381-2389, November 2011.
- L.M. Carvalho, R.A. González-Fernández, A.M. Leite da Silva, M.A. da Rosa, V. Miranda, “Simplified Cross-Entropy Based Approach for Generating Capacity Reliability Assessment”, *IEEE Transactions on Power Systems*, *aceito para publicação 2012*.

**Congressos Internacionais:**

- A.M. Leite da Silva, R.A. González-Fernández, W.S. Sales, L.A.F. Manso, “Reliability Assessment of Time-Dependent Systems Via Quasi-Sequential Monte Carlo Simulation”, *Proceedings of the 11th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems – PMAPS 2010*, Singapore, 14-17 June 2010.
- R.A. González-Fernández, A.M. Leite da Silva, “Cross-Entropy Method for Reliability Worth Assessment of Renewable Generating Systems”, *Proceedings of the 17th Power System Computation Conference – PSCC 2011*, Stockholm, Sweden, 22-26 August 2011.
- R.A. González-Fernández, A.M. Leite da Silva, “Comparison between Different Cross-Entropy Based Methods Applied to Generating Capacity Reliability”, *Proceedings of the 12th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems – PMAPS 2012*, Istanbul, Turkey, 10-14 June 2012.

**Congressos Nacionais:**

- R.A. González-Fernández, A.M. Leite da Silva, W.S. Sales, L.A.F. Manso, “Avaliação da Confiabilidade de Sistemas com Dependência Cronológica via Simulação Monte Carlo Quasi-Sequencial”, *XVIII Congresso Brasileiro de Automática – CBA 2010*, Bonito, MS, Brasil, 12-16 Setembro 2010.
- R.A. González-Fernández, A.M. Leite da Silva, “Comparação entre Métodos Baseados em Entropia Cruzada Aplicados à Confiabilidade de Geração”, *XII Simpósio de Especialistas em Planejamento da Operação e Expansão Elétrica – XII SEPOPE*, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 20-23 Maio 2012.

Atualmente, encontra-se em processo de submissão um novo artigo para o *IEEE Transactions on Power Systems*.

# REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [A90] G.J. Anders, "Probability Concepts in Electric Power Systems", New York: John Wiley and Sons, 1990.
- [ABA86] R.N. Allan, R. Billinton, N.M.K. Abdel-Gawad, "The IEEE Reliability Test System - Extensions to and Evaluation of the Generating System", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 1, No. 4, pp. 1-7, November 1986.
- [ABL84] R.N. Allan, R. Billinton, S.H. Lee, "Bibliography on the Application of Probability Methods in Power System Reliability Evaluation 1977-1982", *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, Vol. 103, No. 2, pp. 275-282, February 1984.
- [ABSS88] R.N. Allan, R. Billinton, S.M. Shahidehpour, C. Singh, "Bibliography on the Application of Probability Methods in Power System Reliability Evaluation 1982 - 1987", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 3, No. 4, pp. 1555-1564, November 1988.
- [AEPP90] G.J. Anders, J. Endrenyi, M.V.F. Pereira, L.M.V.G. Pinto, "Fast Monte Carlo Simulation Techniques for Power System Reliability Studies", *CIGRE Symposium*, Paris, Paper 38-205, 1990.
- [ALAB81] R.N. Allan, A.M. Leite da Silva, A.A. Abu-Nasser, R.C. Burchett, "Discrete Convolution in Power System Reliability", *IEEE Transactions on Reliability*, Vol. 30, No. 5, pp. 452-456, December 1981.
- [B04] J.R.P. Barros, "Planejamento da Expansão da Transmissão Baseado em Custos Marginais de Confiabilidade", *Tese de Doutorado*, Universidade Federal de Itajubá, UNIFEI-MG, 2004.
- [B69] R. Billinton, "Composite System Reliability Evaluation", *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, Vol. PAS-88, No. 4, pp. 276-281, April 1969.
- [B91] D.P. Bertsekas, "Linear Network Optimization: Algorithms and Codes", The MIT Press, 1991.

- [BA92] R. Billinton, R.N. Allan, “Reliability Evaluation of Engineering Systems: Concepts and Techniques”, 2<sup>nd</sup> Edition, New York: Springer, 1992.
- [BA96] R. Billinton, R.N. Allan, “Reliability Evaluation of Power Systems”, 2nd Edition, New York: Plenum, 1984, 1996.
- [BAS94] R. Billinton, R.N. Allan, L. Salvaderi (Editors), “Applied Reliability Assessment in Electric Power Systems”, New York: IEEE Press, 1994.
- [BBGH59] C.J. Baldwin, J.E. Billings, D.P. Gaver, C.H. Hoffman, “Mathematical Models for Use in the Simulation of Power Generating Outages: II – Power Systems Forced Outage Distributions”, *AIEE Transactions*, Vol. PAS-78, pp. 1258-1272, 1959.
- [BCG96] R. Billinton, H. Chen, R. Ghajar, “A Sequential Simulation Technique for Adequacy Evaluation of Generating Systems Including Wind Energy”, *IEEE Transactions on Energy Conv.*, Vol. 11, No. 4, pp. 728-734, December 1996.
- [BEW08] F. Belmudes, D. Ernst, L. Wehenkel, “Cross-Entropy Based Rare-Event Simulation for the Identification of Dangerous Events in Power Systems”, *Proceedings of the 10th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems – PMAPS 2008*, pp. 1-7, Rincón, Puerto Rico, May 2008.
- [BFB01] R. Billinton, M. Fotuhi-Firuzabad, L. Bertling, “Bibliography on the Application of Probability Methods in Power System Reliability Evaluation 1996–1999”, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 16, No. 4, pp. 595-602, November 2001.
- [BGH59] C.J. Baldwin, D.P. Gaver, C.H. Hoffman, “Mathematical Models for Use in the Simulation of Power Generating Outages: I – Fundamental Considerations”, *AIEE Transactions*, Vol. PAS-78, pp. 1251-1258, 1959.
- [BGHR60] C.J. Baldwin, D.P. Gaver, C.H. Hoffman, J.A. Rose, “Mathematical Models for Use in the Simulation of Power Generating Outages: III – Models for Large Interconnection”, *AIEE Transactions*, Vol. PAS-78, pp. 1645-1650, 1960.

- [BJ96] R. Billinton, A. Jonnavithula, "Variance Reduction Techniques for use with Sequential Monte Carlo Simulation in Bulk Power System Reliability Evaluation", *Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering 1996*, Vol. 1, pp. 416-419, Calgary, May 1996.
- [BJ97] R. Billinton, A. Jonnavithula, "Composite System Adequacy Assessment Using Sequential Monte Carlo Simulation with Variance Reduction Techniques", *IEE Proceedings on Generation, Transmission and Distribution*, Vol. 144, No. 1, pp.1-6, January 1997.
- [BKMR05] P.T. de Boer, D.P. Kroese, S. Mannor, R.Y. Rubinstein, "A Tutorial on the Cross-Entropy Method", *Annals of Operations Research*, Vol. 134, No.1, pp. 19-67, January 2005.
- [BL94] R. Billinton, W. Li, "Reliability Assessment of Electrical Power Systems Using Monte Carlo Methods", New York: Plenum, 1994.
- [BM80] R. Billinton, T.K.P. Medicherla, "Overall Approach to the Reliability Evaluation of Composite Generation and Transmission Systems", *IEE Proceedings*, Vol. 127, Pt. C, No. 2, pp. 72-81, March 1980.
- [BWH82] R. Billinton, C.L. Wee, G. Hamoud, "Digital Computer Algorithms for the Calculation of Generating Capacity Reliability Indices", *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, Vol. 101, No. 1, pp. 203-211, January 1982.
- [C01] E.D. Castronuovo, "Aplicação de Métodos de Pontos Interiores no Fluxo de Potência Ótimo Não-Linear com Utilização de Processamento de Alto Desempenho", *Tese de Doutorado*, Universidade Federal de Santa Catarina, UFSC-SC, 2001.
- [C47] G. Calabrese, "Generating Reserve Capacity Determined by the Probability Method", *AIEE Transactions*, Vol. 66, pp. 1439-1450, 1947.
- [CGLR12] L.M. Carvalho, R.A. González-Fernández, A.M. Leite da Silva, M.A. da Rosa, V. Miranda, "Simplified Cross-Entropy Based Approach for Generating Capacity Reliability Assessment", *IEEE Transactions on Power Systems*, *accepted for publication*, August 2012.



- [CGOP82] S.H.F. Cunha, F.B.M. Ganes, G.C. Oliveira, M.V.F. Pereira, "Reliability Evaluation in Hydrothermal Generating Systems", *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, Vol. 101, No. 12, pp. 4665-4673, December 1982.
- [CPPO85] S.H.F. Cunha, M.V.F. Pereira, L.H.V.G. Pinto, G.C. Oliveira, "Composite Generation and Transmission Reliability Evaluation in Large Hydroelectric Systems", *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, Vol. PAS-104, No. 10, pp 2657-2663, October 1985."
- [CS86] Q. Chen, C. Singh, "Equivalent Load Method for Calculating Frequency & Duration Indices in Generation Capacity Reliability Evaluation", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 1, No. 1, pp. 101-107, February 1986.
- [E78] J. Endrenyi, "Reliability Modeling in Electric Power Systems". Chichester, U.K.: John Wiley and Sons, 1978.
- [EGSM07] D. Ernst, M.Glavic, G. Stan, S. Mannor, L. Wehenkel, "The Cross-Entropy Method for Power System Combinatorial Optimization Problems", *Power Tech, 2007 IEEE Lausanne*, pp. 1290-1295, Lausanne, Switzerland, July 2007.
- [EPRI89] EPRI, "Customer Demand for Service Reliability", *Report RP-2810*, 1989.
- [F09] P.L. Fackler, "Notes on Simulation and Monte Carlo", *Notas de Aula*, disponível no site <http://www4.ncsu.edu/unity/users/p/pfackler/www/ECG790C/MCNotes.pdf>, Janeiro 2009.
- [G09] R.A. González-Fernández, "Avaliação da Confiabilidade da Capacidade de Geração Via o Método da Entropia Cruzada", *Dissertação de Mestrado*, Universidade Federal de Itajubá, UNIFEI-MG, 2009.
- [GL11a] R.A. González-Fernández, A.M. Leite da Silva, "Cross-Entropy Method for Reliability Worth Assessment of Renewable Generating Systems", *Proceedings of the 17th Power System Computation Conference – PSCC 2011*, Stockholm, Sweden, 22-26 August 2011.

- [GL11b] R.A. González-Fernández, A.M. Leite da Silva, “Reliability Assessment of Time-Dependent Systems via Sequential Cross-Entropy Monte Carlo Simulation”, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 26, No. 4, pp. 2381-2389, November 2011.
- [GL12a] R.A. González-Fernández, A.M. Leite da Silva, “Comparação entre Métodos Baseados em Entropia Cruzada Aplicados à Confiabilidade de Geração”, *XII Simpósio de Especialistas em Planejamento da Operação e Expansão Elétrica – XII SEPOPE*, Rio de Janeiro, Brasil, 20-23 Maio 2012.
- [GL12b] R.A. González-Fernández, A.M. Leite da Silva, “Comparison between Different Cross-Entropy Based Methods Applied to Generating Capacity Reliability”, *Proceedings of the 12th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems – PMAPS 2012*, Istanbul, Turkey, 10-14 June 2012.
- [GLSM10] R.A. González-Fernández, A.M. Leite da Silva, W.S. Sales, L.A.F. Manso, “Avaliação da Confiabilidade de Sistemas com Dependência Cronológica via Simulação Monte Carlo Quasi-Sequencial”, *XVIII Congresso Brasileiro de Automática – CBA 2010*, Bonito, MS, Brasil, 12-16 Setembro 2010.
- [GWEC08] Global Wind Energy Council, “Report 2007”, disponível no site [http://www.gwec.net/fileadmin/documents/test2/gwec-08update\\_FINAL.pdf](http://www.gwec.net/fileadmin/documents/test2/gwec-08update_FINAL.pdf), 2008.
- [HA58] H. Halperin, H.A. Adler, “Determination of Reserve Generating Capacity”, *IAEE Transactions*, Vol. PAS-77, pp. 530-544, 1958.
- [HBKK05] K.P. Hui, N. Bean, M. Kraetzl, D.P. Kroese, “The Cross-Entropy Method for Network Reliability Estimation”, *Annals of Operations Research*, Vol. 134, pp. 101-118, 2005.
- [HR02] T. Homem-de-Mello, R. Y. Rubinstein, “Estimation of Rare Event Probabilities Using Cross-Entropy”, *Proceedings of the 2002 Winter Simulation Conference*, Vol. 1, pp. 310-319, San Diego, U.S.A., Dec. 2002.

- [IEEE79] 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, November/December 1979.
- [IEEE99] Reliability Test System Task Force of the IEEE Subcommittee on the Application of Probability Methods, “The IEEE Reliability Test System - 1996”, *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 14, pp. 1010-1020, Aug. 1999.
- [JS08] P. Jirutitijaroen, C. Singh, “Comparison of Simulation Methods for Power System Reliability Indexes and Their Distributions”, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 23, No. 2, pp 486-493, May 2008.
- [KHN07] D.P. Kroese, K.P. Hui, S.Nariai, “Network Reliability Optimization via the Cross-Entropy Method”, *IEEE Transactions on Reliability*, Vol. 56, No. 2, pp. 275-287, June 2007.
- [L05] W. Li, “Risk Assessment of Power Systems – Models, Methods, and Applications”, New York: IEEE Press, 2005.
- [L47] W.J. Lyman, “Calculating Probability of Generating Capacity Outages”, *AIEE Transactions*, Vol. 66, pp. 1471-1477, 1947.
- [LCM92] A.M. Leite da Silva, J. Coelho, A.C.G. Melo, “Uncertainty Considerations in Frequency and Duration Analysis for Large Hydrothermal Generating Systems”, *IEE Proceedings Part C*, Vol. 138, No. 3, pp. 277-285, May 1992.
- [LGS10] A.M. Leite da Silva, R.A. González-Fernández, C. Singh, “Generating Capacity Reliability Evaluation Based on Monte Carlo Simulation and Cross-Entropy Methods”, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 25, No. 1, pp 129-137, February 2010.
- [LGSM10] A.M. Leite da Silva, R.A. González-Fernández, W.S. Sales, L.A.F. Manso, “Reliability Assessment of Time-Dependent Systems Via Quasi-Sequential Monte Carlo Simulation”, *Proceedings of the 11th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems – PMAPS 2010*, Singapore, 14-17 June 2010.

- [LMC91] A.M. Leite da Silva, A.C.G. Melo, S.H.F. Cunha, "Frequency and Duration Method for Reliability Evaluation of Large-Scale Hydrothermal Generating Systems", *IEE Proceedings on Generation, Transmission and Distribution*, Vol. 138, No. 1, pp. 94-102, January 1991.
- [LMMB00] A.M. Leite da Silva, L.A.F. Manso, J.C.O. Mello, R. Billinton, "Pseudo-Chronological Simulation for Composite Reliability Analysis with Time Varying Loads", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 15, No. 1, pp. 73-80, February 2000.
- [LMSR07] A.M. Leite da Silva, L.A.F. Manso, W.S. Sales, L.C. Resende, M.J.Q. Aguiar, M.A. Matos, J.A. Peças Lopes, V. Miranda, "Application of Monte Carlo Simulation to Generating System Well-Being Analysis Considering Renewable Sources", *European Transactions on Electrical Power*, Vol. 17, No. 4, pp. 387-400, July-August 2007.
- [LNR99] D. Lieber, A. Nemirovskii, R.Y. Rubinstein, "A Fast Monte Carlo Method for Evaluating Reliability Indexes", *IEEE Transactions on Reliability*. Vol. 48, No. 3, pp. 256-261, September 1999.
- [LPC88] A.M. Leite da Silva, F.A.F. Plazo Blanco, J. Coelho, "Discrete Convolution in Generating Capacity Reliability Evaluation - LOLE Calculations and Uncertainty Aspects", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 3, No. 4, pp. 1616-1624, November 1988.
- [LPMM97] A.M. Leite da Silva, G.A. Perez, J.W. Marangon Lima, J.C.O. Mello, "Loss of Load Costs in Generating Capacity Reliability Evaluation", *Electric Power Systems Research*, Vol. 41, pp. 109-116, May 1997.
- [LPS89] A.M. Leite da Silva, M.V.F. Pereira, M.Th. Schilling, "Power System Analysis under Uncertainties – Concepts and Techniques", *II Simpósio de Especialistas em Planejamento da Operação e Expansão Elétrica – II SEPOPE*, São Paulo, Brasil, Agosto 1989.
- [LRMB04] A.M. Leite da Silva, L.C. Resende, L.A.F. Manso, R. Billinton, "Well-Being Analysis for Composite Generation and Transmission Systems", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 19, No. 4, pp. 1763-1770, November 2004.

- [LSMB10] A.M. Leite da Silva, W.S. Sales, L.A.F. Manso, R. Billinton, “Long-Term Probabilistic Evaluation of Operating Reserve Requirements With Renewable Sources”, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 25, No. 1, pp. 106-116, February 2010.
- [LW47] E.S. Loane, C.W. Watchorn, “Probability Methods Applied to Generating Capacity Problems of a Combined Hydro and Steam Systems”, *AIEE Transactions*, Vol. 66, pp. 1645-1657, 1947.
- [M86] A.C. Geber de Melo, “Avaliação da Confiabilidade de Geração através do Método da Frequência e Duração”, *Tese de Mestrado*, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, PUC-RJ, Agosto 1986.
- [M94] J.C.O. Mello, “Determinação do Valor da Confiabilidade em Sistemas Compostos Geração e Transmissão”, *Tese de Doutorado*, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, PUC-RJ, 1994.
- [MCRL09] V. Miranda, L.M. Carvalho, M.A. Rosa, A.M. Leite da Silva, C. Singh, “Improving Power System Reliability Calculation Efficiency with EPSO Variants”, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 24, No. 4, pp. 1772-1779, September 2009.
- [MLP97] J.C.O. Mello, A.M. Leite da Silva, M.V.F. Pereira, “Efficient Loss of Load Cost Evaluation by Combined Pseudo-Sequential and State Transition Simulation”, *IEE Proceedings on Generation, Transmission and Distribution*, Vol. 144, No. 2, pp. 147-154, March 1997.
- [MPL92] A.C.G. Melo, M.V.F. Pereira, A.M. Leite da Silva, “Frequency and Duration Calculations in Composite Generation and Transmission Reliability Evaluation”, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 7, No. 2, pp. 469-476, May 1992.
- [MPL93] A.C.G. Melo, M.V.F. Pereira, A.M. Leite da Silva, “A Conditional Probability Approach to the Calculation of Frequency and Duration Indices in Composite Reliability Evaluation”, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 8, No. 3, pp 1118-1125, August 1993.

- [MPL94] J.C.O. Mello, M.V.F. Pereira, A.M. Leite da Silva, "Evaluation of Reliability Worth in Composite Systems Based on Pseudo-Sequential Monte Carlo Simulation", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 9, No. 3, pp. 1318-1326, August 1994.
- [MSH94] A.G. Massaud, M.Th. Schilling, J.P. Hernandez, "Electricity Restriction Costs", *IEE Proceedings C*, Vol. 141, No. 4, pp. 229-304, July 1994.
- [MT68] S.A. Mallard, V.C. Thomas, "A Method for Calculating Transmission System Reliability", *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, Vol. PAS-97, No. 3, pp 824-834, March 1968.
- [P91] A. Papoulis, "Probability, Random Variables and Stochastic Processes", Third Edition, New York: McGraw-Hill, 1991.
- [PAK08] M. Perninge, M. Amelin, V. Knazkins, "Comparing Variance Reduction Techniques for Monte Carlo Simulation of Trading and Security in a Three-Area Power System", *Transmission and Distribution Conference and Exposition: Latin America 2008 IEEE/PES*, pp. 1-5, Bogota, Colombia, August 2008.
- [PB92] M.V.F. Pereira, N.J. Balu, "Composite Generation/Transmission Reliability Evaluation (invited paper)", *Proceedings of the IEEE*, Vol. 80, No. 4, pp. 470-491, April 1992.
- [PBB88] A.D.Patton, J.H. Blackstone, N.J. Balu, "A Monte Carlo Simulation to the Reliability Modeling of Generating Systems Recognizing Operating Considerations", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 3, No. 3, pp. 1174-1180, August 1988.
- [PMLS08] J.A. Peças Lopes, M. Matos, A.M. Leite da Silva, W.S. Sales, *et al.*, "Dealing with Intermittent Generation in the Long-Term Evaluation of System Adequacy and Operational Reserve Requirements in the Iberian Peninsula", *Cigré Proceedings*, Paper C1-304, Paris, France, August 2008.
- [PP92] M.V.F. Pereira, L.M.V.G. Pinto, "A New Computational Tool for Composite Reliability Evaluation", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 7, No. 1, pp. 258-264, February 1992.

- [QZW07] Y. Qiu, H. Zhou, Y. Wu, "An Importance Sampling Method with Applications to Rare Event Probability", *Proceedings of 2007 IEEE International Conference on Grey Systems and Intelligent Services*, pp. 1381-1385, Nanjing, China, November 2007.
- [QZW08] Y. Qiu, H. Zhou, Y. Wu, "An Importance Sampling Method Based on Martingale with Applications to Rare Event Probability", *Proceedings of the 7th World Congress on Intelligent Control and Automation*, pp. 4041-4045, Chongqing, China, June 2008.
- [R03] S. Rahman, "Green Power: What Is It and Where Can We Find It?", *IEEE Power and Energy Magazine*, Vol. 1, No. 1, pp. 30-37, 2003.
- [R06] L. C. Resende, "Avaliação da Confiabilidade Preventiva de Sistemas Elétricos de Grande Porte Utilizando Redes Neurais", *Tese de Doutorado*, Universidade Federal de Itajubá, UNIFEI-MG, 2006.
- [R11] L.S. Rezende, "Planejamento da Expansão de Sistemas de Transmissão: Avaliação de Metaheurísticas e Critérios de Segurança", *Tese de Doutorado*, Universidade Federal de Itajubá, UNIFEI-MG, 2011.
- [R91] R.Y. Rubinstein, "Simulation and the Monte Carlo Method", New York: John Wiley and Sons, 1991.
- [RK04] R.Y. Rubinstein, D.P. Kroese, "The Cross-Entropy Method. A Unified Approach to Combinatorial Optimization, Monte-Carlo Simulation, and Machine Learning", New York: Springer, 2004.
- [RK07] R.Y. Rubinstein, D.P. Kroese, "Simulation and the Monte Carlo Methods", Second Edition, New York: John Wiley and Sons, 2007.
- [SA96] F.C. Sayas, R.N. Allan, "Generation Availability Assessment of Wind Farms", *IEE Proceedings on Generation Transmission and Distribution*, Vol. 143, No. 5, pp. 507-518, September 1996.
- [SB77] C. Singh, R. Billinton, "System Reliability Modelling and Evaluation", London, U.K.: Hutchinson, 1977.

- [SB85] L. Salvaderi, R. Billinton, "A Comparison Between Two Fundamentally Different Approaches to Composite System Reliability Evaluation", *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, Vol. PAS-104, No. 12, pp 3486-3492, December 1985.
- [SBLE89] M.Th. Schilling, R. Billinton, A.M. Leite da Silva, M.A. El-Kady, "Bibliography on Composite System Reliability (1964 - 1988)", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 4, No. 3, pp. 1122-1132, August 1989.
- [SM79] B. Stott, J.L. Marinho, O. Alsac, "Review of Linear Programming Applied to Power System Rescheduling", *IEEE Conference Proceedings of the Power, Industry Computer Applications Conference*, pp. 142-154, 1979.
- [SR08] M.Th. Schilling, A.M. Rei, "Reliability Assessment of the Brazilian Power System Using Enumeration and Monte Carlo", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 23, No. 3, August 2008.
- [UA92] J.R. Ubeda, R.N. Allan, "Sequential Simulation Applied to Composite System Reliability Evaluation", *IEE Proceedings-C*, Vol. 139, No. 2, pp. 81-86, March 1992.
- [WS08] L.Wang, C. Singh, "Population-Based Intelligent Search in Reliability Evaluation of Generation Systems With Wind Power Penetration", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 23, No. 3, pp. 1336-1345, August 2008.
- [ZX02] B. Zhaohong, W. Xifan, "Studies on Variance Reduction Technique of Monte Carlo Simulation in Composite System Reliability Evaluation", *Electric Power Systems Research*, Vol. 63, No. 1, pp. 59-64, August 2002.





UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

REINALDO ANDRÉS GONZÁLEZ FERNÁNDEZ

**APLICAÇÕES DO MÉTODO DA ENTROPIA CRUZADA NA  
CONFIABILIDADE DE SISTEMAS ELÉTRICOS DE  
POTÊNCIA**

Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em  
Engenharia Elétrica como parte dos requisitos para  
obtenção do Título de Doutor em Ciências em  
Engenharia Elétrica

Área de Concentração: Sistemas Elétricos de Potência

Orientador: Prof. Dr. Armando Martins Leite da Silva

**Outubro 2012**

**Itajubá – MG – Brasil**

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Mauá –  
Bibliotecária Margareth Ribeiro- CRB\_6/1700

G643a

González Fernández, Reinaldo Andrés

Aplicações do Método da Entropia Cruzada na confiabilidade  
de Sistemas Elétricos de Potência / Reinaldo Andrés González  
Fernández. -- Itajubá, (MG) : [s.n.], 2012.

152 p. : il.

Orientador: Prof. Dr. Armando Martins Leite da Silva.  
Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Itajubá.

1. Confiabilidade de sistemas de potência. 2. Simulação Mon\_  
te Carlo. 3. Método de Entropia Cruzada. 4. Amostragem por  
importância. I. Silva, Armando Martins Leite da, orient. II. Uni\_  
versidade Federal de Itajubá. III. Título.



Ministério da Educação  
UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ  
Criada pela Lei nº 10435, de 24 de abril de 2002

FOLHA DE JULGAMENTO DA COMISSÃO EXAMINADORA DE TESE DE DOUTORADO

Título da Tese: “Aplicações do Método da Entropia Cruzada na Confiabilidade de Sistemas Elétricos de Potência”

Autor: **Reinaldo Andrés González Fernández**

JULGAMENTO

Examinadores	Conceito	Rubrica
1º	A+	
2º	A	
3º	A	
4º	A	
5º	A	

- A** - APROVADO: Se a Tese obtiver aprovação unânime da Comissão Examinadora.  
**AC** - APROVADO CONDICIONAL: Quando a Comissão Examinadora entender que a Tese deva sofrer alterações de conteúdo ou conter resultados novos ou adicionais.  
**RE** - REEXAME: Quando a Comissão Examinadora entender que a Tese, embora contendo contribuições relevantes, não tenha sido defendida adequadamente, ou deve sofrer modificações mais profundas. Caso em que o candidato terá mais uma única e última oportunidade para reestruturar a Tese se for o caso, e defendê-la novamente em um prazo não superior a 6 (seis) meses contados a partir da data da primeira defesa.  
**R** - REPROVAÇÃO: Quando a Comissão Examinadora entender que a Tese não contém contribuições relevantes para a área do tema da Tese.

(\*) Este documento terá a validade de 90 (noventa) dias a contar da data da defesa da Tese.

Resultado Médio: Conceito: A, ou seja, Aprovada

Observações: \_\_\_\_\_

Itajubá, 22 de Outubro de 2012.

Prof. Dr. Marcus Theodor Schilling  
1º Examinador – UFF

Prof. Dr. Luiz Antonio da Fonseca Manso  
2º Examinador – UFSJ

Prof. Dr. Robson Celso Pires  
3º Examinador – UNIFEI

Prof. Dr. João Guilherme de Carvalho Costa  
4º Examinador – UNIFEI

Prof. Dr. Armando Martins Leite da Silva  
5º Examinador (Orientador) – UNIFEI

Prof. Dr. Zulmar Soares Machado Júnior  
Presidente da Banca – UNIFEI

*A Marta pelo amor, compreensão e cumplicidade,  
A minha família, Reinaldo, Miryan, Delia, Paulo,  
Eveline, Juliana, Paula, Rafaela e Gloria, que  
mesmo distantes estão sempre presentes.*

# **AGRADECIMENTOS**

Ao Professor Armando Martins Leite da Silva, pela dedicação, incentivo, confiança e pelo excelente trabalho de orientação durante o desenvolvimento desta Tese.

A todos os professores do curso de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica.

Ao Professor Leonidas Chaves de Resende, pela inestimável ajuda durante as últimas etapas deste trabalho.

Aos colegas Luís Lima, Silvan Flávio e Leonel Carvalho, pela amizade, conselhos, ajuda e apoio.

A todos os companheiros e amigos do GESis.

À CAPES, pelo apoio financeiro.

# RESUMO

Metodologias baseadas em modelos probabilísticos são extremamente úteis na avaliação do desempenho de sistemas elétricos de potência. No caso específico dos estudos de confiabilidade, as ferramentas baseadas em Simulação Monte Carlo (SMC) são muito robustas e flexíveis, principalmente para sistemas complexos e de grande porte. Estes métodos, porém, podem encontrar dificuldades no que diz respeito a eventos raros: e.g., para avaliar valores muito pequenos do índice LOLP (*Loss of Load Probability*), i.e.,  $10^{-5}$ .

Além disso, existe atualmente um interesse crescente por fontes de energia renováveis como, por exemplo, a geração eólica. O planejamento de um sistema com alta penetração de fontes renováveis é mais complexo devido ao grande número de variáveis aleatórias envolvidas e às flutuações nas capacidades destas fontes. Por outro lado, modelos de carga detalhados por área ou barramento têm sido uma preocupação para muitos planejadores, considerando o dimensionamento mais adequado para as redes de transmissão. As fontes de geração renováveis e os modelos cronológicos de carga são considerados dependentes do tempo devido a suas fortes correlações com variáveis climáticas e/ou temporais. Assim, novos modelos matemáticos e ferramentas computacionais precisam ser desenvolvidos a fim de tratar eficientemente estas novas tendências.

Esta Tese apresenta alguns algoritmos novos e eficientes baseados em SMC e no método da Entropia Cruzada (CE – *Cross-Entropy*) para avaliar índices de confiabilidade em sistemas elétricos de potência. O procedimento comum em todas as metodologias é aplicar uma “distorção ótima” aos parâmetros probabilísticos dos componentes utilizando um processo de otimização estocástico baseado em CE. A amostragem dos eventos mais relevantes (i.e., eventos de falha do sistema) é assim incentivada e as propriedades de convergência dos algoritmos são melhoradas significativamente. Como resultado, as metodologias propostas podem aproveitar as características positivas de uma SMC, como a flexibilidade e a capacidade de avaliar sistemas de grande porte, mas sem sua principal limitação; o custo computacional em simulações de eventos raros. Os métodos propostos são testados em vários sistemas a fim de verificar seus desempenhos computacionais. Finalmente, sugestões de trabalhos futuros são também apresentadas e discutidas.

# ABSTRACT

Methodologies based on probability concepts are very useful to assess the performance of power systems. Regarding reliability evaluation problems, Monte Carlo simulation based tools have proven to be extremely robust and flexible, especially for large and complex power systems. These methods, however, can find difficulties when dealing with rare failure events: e.g., to assess very low values of LOLP (Loss of Load Probability) indices, i.e.,  $10^{-5}$ .

Moreover, there has been an increasing interest in renewable energy sources such as wind power generation. The design of a power system with high penetration of renewable energy is more complex due to the huge number of random variables involved and the fluctuating capacity levels of these sources. Also, detailed hourly load models per area or bus are becoming a concern to many planners bearing in mind the proper dimensioning of system networks. Renewable power generation and detailed chronological load models are both considered as time-dependent because of their strong correlation with time and weather-related variables. Therefore, new mathematical models and computational tools need to be developed in order to efficiently deal with these new trends.

This Thesis presents some new and efficient algorithms based on Monte Carlo simulation and the Cross-Entropy method to assess the reliability indices of electric power systems. The common approach is to apply an optimal distortion to the probabilistic parameters of components, using a stochastic optimization process based on Cross-Entropy. The sampling of relevant events (i.e., system failures) is, thus, promoted and the convergence properties of the algorithms are significantly improved. As a result, the proposed methodologies can take advantage of the positive aspects of a Monte Carlo simulation, like its flexibility and capability to deal with large systems, but without its main drawback, i.e., the computational cost in rare events simulation. The proposed methods are tested using several systems in order to verify their computational performance. Finally, suggestions for future research are also presented and discussed.

# SUMÁRIO

<b>Lista de Figuras .....</b>	<b>x</b>
<b>Lista de Tabelas .....</b>	<b>xii</b>
<b>Lista de Abreviaturas e Símbolos .....</b>	<b>xiv</b>
<b>Capítulo 1 Introdução .....</b>	<b>1</b>
1.1.    Considerações Gerais .....	1
1.2.    Desenvolvimento Histórico .....	4
1.3.    Estrutura da Tese .....	11
<b>Capítulo 2 Avaliação da Confiabilidade de Sistemas de Potência .....</b>	<b>13</b>
2.1.    Introdução .....	13
2.2.    Níveis Hierárquicos em Confiabilidade .....	13
2.3.    Avaliação da Confiabilidade de Geração .....	15
2.3.1.    Considerações Iniciais .....	15
2.3.2.    Método Analítico .....	17
2.3.3.    Técnicas Baseadas em Simulação Monte Carlo .....	20
2.3.3.1 <i>Simulação Monte Carlo Não-Sequencial</i> .....	21
2.3.3.2 <i>Simulação Monte Carlo Sequencial</i> .....	23
2.3.3.3 <i>Simulação Monte Carlo Pseudo-Cronológica</i> .....	24
2.3.4.    Métodos Baseados em Metaheurísticas .....	25
2.4.    Avaliação da Confiabilidade Composta .....	27
2.4.1.    Algoritmo Básico de Avaliação .....	27
2.4.2.    Metodologias de Avaliação .....	28
2.4.3.    Identificação de Problemas em Regime Permanente .....	29
2.4.4.    Ações Corretivas após Contingências .....	30
2.5.    Comentários Finais .....	32
<b>Capítulo 3 Método da Entropia Cruzada .....</b>	<b>34</b>
3.1.    Introdução .....	34



3.2.	Técnicas de Redução de Variância.....	35
3.2.1.	Variáveis Antitéticas.....	35
3.2.2.	Variáveis de Controle .....	35
3.2.3.	Amostragem Estratificada .....	36
3.2.4.	Amostragem por Importância.....	36
3.3.	Método da Entropia Cruzada.....	37
3.3.1.	Formulação Matemática Básica .....	38
3.3.2.	Abordagem de Níveis Múltiplos para Eventos Raros .....	42
3.3.3.	Algoritmo do Método CE para Simulação de Eventos Raros .....	44
3.3.4.	Parâmetro de Suavização $\alpha$ .....	45
3.4.	Aplicação Inicial do Método CE em Confiabilidade de Geração .....	45
3.4.1.	Reformulação do Problema .....	46
3.4.2.	Algoritmo de Avaliação Baseado no Método CE .....	50
3.4.3.	Aspectos Adicionais .....	51
3.4.3.1	<i>Outros Índices de Confiabilidade</i> .....	52
3.4.3.2	<i>Modelos de Carga Variável</i> .....	54
3.4.3.3	<i>Parâmetro <math>\Phi</math></i> .....	55
3.4.4.	Abordagem Analítica Alternativa do Método CE .....	56
3.5.	Comentários Finais .....	60
<b>Capítulo 4 Avaliação da Confiabilidade de Geração via Método CE.....</b>		<b>62</b>
4.1.	Considerações Iniciais .....	62
4.2.	Metodologias com Representação Cronológica .....	63
4.2.1.	Simulação Monte Carlo Quasi-Sequencial e Quasi-Sequencial/CE.....	63
4.2.1.1	<i>Modelo de Carga Markoviano Não-Agregado</i> .....	63
4.2.1.2	<i>Modelagem das Fontes Convencionais e Renováveis</i> .....	64
4.2.1.3	<i>Algoritmo de Simulação</i> .....	65
4.2.1.4	<i>Versão Baseada em Entropia Cruzada</i> .....	67
4.2.2.	Simulação Monte Carlo Pseudo-Cronológica/CE .....	68
4.2.2.1	<i>Avaliação do Índice LOLC</i> .....	68
4.2.2.2	<i>Cálculo do Custo da Interrupção</i> .....	70

4.2.2.3	<i>Algoritmo Baseado em Entropia Cruzada</i> .....	71
4.2.3.	Simulação Monte Carlo Sequencial/CE .....	74
4.2.3.1	<i>Conceitos Básicos</i> .....	75
4.2.3.2	<i>Algoritmo Computacional</i> .....	77
4.2.3.3	<i>Aspectos Adicionais</i> .....	81
4.3.	Aplicações Numéricas .....	84
4.3.1.	Algoritmos Não-Cronológicos .....	84
4.3.1.1	<i>IEEE Reliability Test System</i> .....	84
4.3.1.2	<i>Modificações no IEEE RTS</i> .....	88
4.3.2.	Algoritmos com Representação Cronológica .....	91
4.3.2.1	<i>Caso 1: IEEE RTS-79</i> .....	92
4.3.2.2	<i>Caso 2: IEEE RTS-96</i> .....	93
4.3.2.3	<i>Caso 3: IEEE RTS-96HW</i> .....	94
4.3.2.4	<i>Caso 4: IEEE RTS-96HW Usando Séries Críticas</i> .....	95
4.3.2.5	<i>Caso 5: IEEE RTS-96HW Considerando Manutenção</i> .....	96
4.3.2.6	<i>Caso 6: IEEE RTS-96HW com Evento Raro</i> .....	97
4.3.2.7	<i>Caso 7: IEEE RTS-79 com LOLC</i> .....	98
4.3.2.8	<i>Caso 8: IEEE RTS-96 com LOLC</i> .....	99
4.3.2.9	<i>Caso 9: IEEE RTS-96HW com LOLC</i> .....	99
4.3.2.10	<i>Caso 10: Sistema Sul-Sudeste Brasileiro com LOLC</i> .....	100
4.4.	Comentários Finais .....	101
<b>Capítulo 5 Avaliação da Confiabilidade Composta Via Método CE.....</b>		<b>104</b>
5.1.	Considerações Iniciais .....	104
5.2.	Aplicação Básica do Método CE em Confiabilidade Composta.....	105
5.2.1.	Reformulação do Problema .....	106
5.2.2.	Algoritmo Baseado em CE para Confiabilidade Composta .....	110
5.2.3.	Aspectos Adicionais .....	114
5.2.3.1	<i>Regiões de Interesse e Valor do Parâmetro <math>\gamma</math></i> .....	114
5.2.3.2	<i>Parâmetro <math>\Phi</math> em Confiabilidade Composta</i> .....	115
5.2.3.3	<i>Distorções Ótimas por Área ou Barramento</i> .....	116
5.3.	Aplicações Numéricas .....	117
5.3.1.	IEEE RTS .....	118

5.3.1.1	<i>Caso 11: IEEE RTS-79 - Convergência do Sistema</i> .....	119
5.3.1.2	<i>Caso 12: IEEE RTS-79 com Evento Raro- Convergência do Sistema</i> .....	119
5.3.1.3	<i>Caso 13: IEEE RTS-79 - Convergência nos Barramentos</i> .....	120
5.3.1.4	<i>Caso 14: IEEE RTS-79 - Convergência nos Barramentos da Área I</i> .....	122
5.3.1.5	<i>Caso 15: IEEE RTS-79 - Convergência no Barramento 7</i> .....	123
5.3.1.6	<i>Caso 16: IEEE RTS-79 - Convergência no Barramento 18</i> .....	124
5.3.2.	IEEE MRTS .....	126
5.3.2.1	<i>Caso 17: IEEE MRTS-79 - Convergência do Sistema</i> .....	126
5.3.3.	IEEE RTS-96 .....	126
5.3.3.1	<i>Caso 18: IEEE RTS-96 - Convergência do Sistema</i> .....	128
5.3.3.2	<i>Caso 19: IEEE RTS-96 Week 51 - Convergência do Sistema</i> .....	128
5.3.3.3	<i>Caso 20: IEEE RTS-96 - Convergência nos Barramentos</i> .....	129
5.3.3.4	<i>Caso 21: IEEE RTS-96 - Convergência nos Barramentos da Área I</i> .....	132
5.3.4.	IEEE MRTS-96 .....	134
5.3.4.1	<i>Caso 22: IEEE MRTS-96 - Convergência do Sistema</i> .....	134
5.3.5.	Sistema Sul-Sudeste Brasileiro Modificado .....	135
5.3.5.1	<i>Caso 23: Sistema SSB Modificado - Convergência do Sistema</i> .....	135
5.4.	Comentários Finais .....	136
<b>Capítulo 6 Conclusões</b> .....		<b>138</b>
<b>Referências Bibliográficas</b> .....		<b>142</b>

# LISTA DE FIGURAS

Fig. 2.1: Níveis Hierárquicos de um Sistema de Potência.....	14
Fig. 2.2: Fluxograma Básico para Confiabilidade Composta.....	27
Fig. 3.1: Sistema de Geração - Barra Única. ....	46
Fig. 3.2: Espaço de Estados de Geração (a) Real e (b) Distorcido.....	49
Fig. 3.3: Estados de Falha com Contribuições para os Índices de Confiabilidade.....	52
Fig. 3.4: Modelo Markoviano de Carga de Níveis Múltiplos.....	54
Fig. 4.1: Modelo de Carga Markoviano Não-Agregado de Níveis Múltiplos.....	64
Fig. 4.2: Modelos Markovianos de (a) Dois estados; (b) Estados múltiplos.....	64
Fig. 4.3: Custos Unitários de Interrupção para a Ontario Hydro.....	69
Fig. 4.4: Custos Unitários de Interrupção para o Sistema Brasileiro. ....	69
Fig. 4.5: Representação Gráfica de um Processo de Interrupção. ....	71
Fig. 4.6: (a) Modelo Markoviano de Dois Estados; (b) Diagrama de Tempo Médio/Estado Original; (c) Diagrama de Tempo Médio/Estado Distorcido. ....	75
Fig. 4.7: Períodos de Simulação Distorcidos e Compensados. ....	80
Fig. 4.8: Representação de Esquemas de Manutenção Programada.....	81
Fig. 4.9: Compensação Simultânea de um Grupo de Estados de Falha. ....	82
Fig. 4.10: Exemplos de Distribuições de Probabilidade obtidas com (a) SMC Sequencial e (b) SMC Sequencial/CE. ....	83
Fig. 4.11: Espaço de Estados para o IEEE RTS com Carga Constante.....	86
Fig. 4.12: Processo de Convergência do Índice LOLP. ....	87
Fig. 4.13: Espaço de Estados para o IEEE RTS com Carga Variável.....	87
Fig. 4.14: Valores da LOLP para Diferentes Modificações no IEEE RTS. ....	89
Fig. 4.15: Comparação de Desempenhos – IEEE RTS com Diferentes Fatores de Escala....	90

Fig. 4.16: Processo de Convergência do Índice LOLP – IEEE-RTS×5.....	91
Fig. 4.17: Comparação entre diferentes metodologias baseadas em CE.....	102
Fig. 5.1: Sistema Teste 6 Barras.....	106
Fig. 5.2: Sistema IEEE RTS 79.....	118
Fig. 5.3: Sistema IEEE RTS-96. ....	127
Fig. 5.4: Sistema SSB Simplificado. ....	135

# LISTA DE TABELAS

Tabela 4.1 – IEEE RTS: Índices de Confiabilidade – Modelo de Carga Constante .....	84
Tabela 4.2 – IEEE RTS: Índices de Confiabilidade – Modelo de Carga Variável.....	86
Tabela 4.3 – IEEE RTS × Fator de Escala – Modelo de Carga Variável.....	89
Tabela 4.4 – Confiabilidade de Geração: IEEE RTS .....	92
Tabela 4.5 – Confiabilidade de Geração: IEEE RTS-96.....	93
Tabela 4.6 – Confiabilidade de Geração: IEEE RTS-96HW .....	95
Tabela 4.7 – Confiabilidade de Geração: IEEE RTS-96HW – Séries Críticas .....	96
Tabela 4.8 – Confiabilidade de Geração: IEEE RTS-96HW – Manutenção.....	97
Tabela 4.9 – Confiabilidade de Geração: IEEE RTS-96HW – Evento Raro .....	97
Tabela 4.10 – Confiabilidade de Geração: IEEE RTS com LOLC .....	98
Tabela 4.11 – Confiabilidade de Geração: IEEE RTS-96 com LOLC.....	99
Tabela 4.12 – Confiabilidade de Geração: IEEE RTS-96HW com LOLC.....	100
Tabela 4.13 – Confiabilidade de Geração: SSB Normal com LOLC.....	101
Tabela 4.14 – Confiabilidade de Geração: SSB Reforçado com LOLC .....	101
Tabela 5.1 – Sistema Teste 6 Barras: Dados de Geração .....	106
Tabela 5.2 – Sistema Teste 6 Barras: Dados de Transmissão .....	107
Tabela 5.3 – Confiabilidade Composta: Sistema Teste 6 Barras .....	114
Tabela 5.4 – Confiabilidade Composta: IEEE RTS .....	119
Tabela 5.5 – Confiabilidade Composta: IEEE RTS – Evento Raro .....	120
Tabela 5.6 – Confiabilidade Composta: IEEE RTS – Sistema – Caso 13 .....	121
Tabela 5.7 – Confiabilidade Composta: IEEE RTS – Barramentos – Caso 13.....	121
Tabela 5.8 – Confiabilidade Composta: IEEE RTS – Sistema – Caso 14 .....	122
Tabela 5.9 – Confiabilidade Composta: IEEE RTS – Barramentos – Caso 14.....	123
Tabela 5.10 – Confiabilidade Composta: IEEE RTS – Sistema – Caso 15.....	124

Tabela 5.11 – Confiabilidade Composta: IEEE RTS – Barramentos – Caso 15.....	124
Tabela 5.12 – Confiabilidade Composta: IEEE RTS – Sistema – Caso 16.....	125
Tabela 5.13 – Confiabilidade Composta: IEEE RTS – Barramentos – Caso 16.....	125
Tabela 5.14 – Confiabilidade Composta: IEEE MRTS.....	126
Tabela 5.15 – Confiabilidade Composta: IEEE RTS-96.....	128
Tabela 5.16 – Confiabilidade Composta: IEEE RTS-96 – Week 51.....	129
Tabela 5.17 – Confiabilidade Composta: IEEE RTS-96 – Sistema – Caso 20.....	129
Tabela 5.18 – Confiabilidade Composta: IEEE RTS-96 – Barramentos – Caso 20 .....	130
Tabela 5.19 – Confiabilidade Composta: IEEE RTS-96 – Sistema – Caso 21 .....	133
Tabela 5.20 – Confiabilidade Composta: IEEE RTS-96 – Barramentos – Caso 21 .....	133
Tabela 5.21 – Confiabilidade Composta: IEEE MRTS-96 .....	134
Tabela 5.22 – Confiabilidade Composta: SSB Modificado .....	136

# LISTA DE ABREVIATURAS E SÍMBOLOS\*

$\hat{\mathbf{v}}_k$	Vetor de parâmetros de referência ótimo estimado na iteração $k$
$f(\bullet; \xi)$	Função massa/densidade de probabilidade definida por $\xi$
$f(x; \xi)$	Valor da função massa/densidade de probabilidade $f(\bullet; \xi)$ no ponto $x$
$\nabla$	Operador diferencial vetorial (Gradiente)
$\in$	Símbolo de <i>pertence</i>
*	Operador de convolução
$:=$	Operador de definição ou atribuição
$\{ f(\bullet; \xi) \}$	Família de funções massa/densidade à qual <i>pertence</i> $f(\bullet; \xi)$
CE	<i>Cross-Entropy</i>
COPFT	<i>Capacity Outage Probability and Frequency Table</i>
COPT	<i>Capacity Outage Probability Table</i>
$D_{KL}(\parallel)$	Divergência de Kullback-Leibler
$\tilde{E}[\ ]$	Valor esperado amostral
EENS	<i>Expected Energy Not Supplied</i>
EPNS	<i>Expected Power Not Supplied</i>
$E_{\xi}[\ ]$	Valor esperado considerando o vetor de parâmetros de referência $\xi$
F&D	Frequência e Duração
$H(\ )$	Função teste
$I_{\{ \}}$	Função indicadora
IEEE	<i>Institute of Electrical and Electronics Engineers</i>
IS	<i>Importance Sampling</i>
ln	Logaritmo natural
LOLD	<i>Loss of Load Duration</i>
LOLD	<i>Loss of Load Cost</i>
LOLE	<i>Loss of Load Expectation</i>
LOLF	<i>Loss of Load Frequency</i>

---

\* Várias siglas são mantidas na língua inglesa por serem mais conhecidas nesta forma.



LOLP	<i>Loss of Load Probability</i>
$MRT()$	<i>Mean residence time function</i>
MTTF	<i>Mean Time To Failure</i>
MTTR	<i>Mean Time To Repair</i>
MW	Megawatt
MWh	Megawatt-hora
NEF	<i>Natural Exponential Family</i>
NH-0, 1, 2, 3	Nível Hierárquico 0, 1, 2 e 3
pdf	<i>Probability density function</i>
pmf	<i>Probability mass function</i>
$P_{\xi\{ \}}$	Probabilidade de um evento considerando o vetor de parâmetros $\xi$
R	Conjunto dos números reais
RTS	<i>Reliability Test System</i>
$S()$	Função de desempenho
SMC	Simulação Monte Carlo
SSB	Sul-Sudeste Brasileiro
$T$	Intervalo de tempo que representa o período total de análise
$U()$	Distribuição uniforme de probabilidade
UC	<i>Unit Cost</i> – Custo unitário de interrupção
US\$	Dólares Americanos
$V()$	Variância
VRT	<i>Variance Reduction Techniques</i>
$W()$	Razão de verossimilhança / Fator de compensação
Z	Conjunto dos números inteiros
$\alpha$	Parâmetro de suavização
$\beta$	Coefficiente de variação
$\Delta$	Incremento de arredondamento
$\xi$	Vetor de parâmetros de referência genérico que define uma pmf/pdf
$\rho$	Parâmetro de níveis múltiplos
$\Phi$	Parâmetro que determina os estados mais significativos de carga