



**Ricardo Marinho Silva Filho**

**Avaliação da Confiabilidade de Sistemas de Geração com  
Fontes Renováveis via Técnicas de Simulação  
Monte Carlo e Entropia Cruzada**

**Dissertação de Mestrado**

Dissertação apresentada como requisito parcial para  
obtenção do grau de Mestre pelo Programa de Pós-  
graduação em Engenharia Elétrica do Departamento de  
Engenharia Elétrica da PUC-Rio.

Orientador: Prof. Armando Martins Leite da Silva

Rio de Janeiro

Abril 2021



**Ricardo Marinho Silva Filho**

**Avaliação da Confiabilidade de Sistemas de Geração com  
Fontes Renováveis via Técnicas de Simulação  
Monte Carlo e Entropia Cruzada**

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da PUC-Rio. Aprovada pela Comissão Examinadora abaixo.

**Prof. Armando Martins Leite da Silva**

Orientador

Departamento de Engenharia Elétrica – PUC-Rio

**Prof. José Filho da Costa Castro**

Universidade Federal de Pernambuco - UFPE

**Prof. Fernando Aparecido de Assis**

Universidade Federal de São João del-Rei - UFSJ

Rio de Janeiro, 29 de abril de 2021

Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do trabalho sem autorização da universidade, do autor e do orientador.

### **Ricardo Marinho Silva Filho**

Graduou-se em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal Fluminense em 2017. Sua área de pesquisa envolve análise de confiabilidade de sistemas elétricos de potência e energias renováveis

#### Ficha Catalográfica

Silva Filho, Ricardo Marinho

Avaliação da confiabilidade de sistemas de geração com fontes renováveis via técnicas de simulação Monte Carlo e entropia cruzada / Ricardo Marinho Silva Filho ; orientador: Armando Martins Leite da Silva. – 2021.

94 f. : il. color. ; 30 cm

Dissertação (mestrado)–Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Engenharia Elétrica, 2021.

Inclui bibliografia

1. Engenharia Elétrica - Teses. 2. Confiabilidade. 3. Confiabilidade de sistemas de geração. 4. Fontes renováveis. 5. Simulação Monte Carlo. 6. Método da entropia cruzada. I. Silva, Armando M. Leite da. II. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Engenharia Elétrica. III. Título.

CDD: 621.3

## Agradecimentos

Aos meus pais, Ana Cléa e Ricardo, por todo amor, apoio e incentivo em todos meus projetos e decisões importantes.

Aos meus irmãos, Guilherme e Pedro, pelo carinho e apoio.

À minha namorada, melhor amiga e futura esposa Paula por todo carinho, amor, suporte e incentivo durante essa caminhada.

Ao orientador, Prof. Armando Martins Leite da Silva, pela paciência, dedicação, ensinamentos, compreensão e excelente trabalho de orientação ao longo do desenvolvimento desta dissertação.

Aos meus amigos Caroline, David, Guilherme, Patrick e Victor, pelo compartilhamento de conhecimento e por sempre poder contar com eles, seja em momentos bons ou ruins.

Aos meus primos e grandes amigos Flávia e Mario, pelos momentos de distração e alegria em tempos sombrios.

Aos professores do Departamento de Engenharia Elétrica, por compartilharem suas experiências e vasto conhecimento.

Finalmente, agradeço à PUC-Rio pelos auxílios concedidos, sem os quais este trabalho não poderia ter sido realizado.

O presente trabalho foi realizado com o apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001.

## Resumo

Silva Filho, Ricardo Marinho; Leite da Silva, Armando Martins. **Avaliação da Confiabilidade de Sistemas de Geração com Fontes Renováveis via Técnicas de Simulação Monte Carlo e Entropia Cruzada**. Rio de Janeiro, 2021. 94p. Dissertação de Mestrado - Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

A avaliação de confiabilidade da capacidade de geração é extremamente útil em diversos estudos de planejamento da expansão, na avaliação dos riscos relacionados ao dimensionamento da reserva operativa e também na programação da manutenção de unidades geradoras. O principal objetivo é avaliar se uma determinada configuração de unidades de geração atende de forma aceitável à carga do sistema, assumindo que os equipamentos de transmissão sejam totalmente confiáveis e sem limitações de capacidade. Na última década, a inserção de fontes renováveis nos sistemas elétricos de potência tem crescido de forma acentuada, na grande maioria dos países desenvolvidos como também em desenvolvimento. As flutuações de suas capacidades de geração se tornaram parte da complexidade do problema de planejamento e operação de redes elétricas, uma vez que dependem das condições ambientais em que foram instaladas. Além disso, representações detalhadas da carga têm se tornado uma preocupação a mais de muitos planejadores, tendo em vista as análises de risco ao atendimento da demanda nessas redes. Novos modelos e ferramentas computacionais devem ser desenvolvidos para tratar dessas variáveis principalmente com dependência espaço-temporal. Esta dissertação apresenta diversos estudos para avaliar a confiabilidade da capacidade de sistemas de geração via simulação Monte Carlo quasi-sequencial (SMC-QS), considerando fontes de geração e carga com forte dependência espaço-temporal. Esta ferramenta é escolhida devido à sua fácil implementação computacional e capacidade de simular eventos cronológicos. A técnica de redução de variância denominada amostragem por importância baseada no método *Cross Entropy* (CE) foi utilizada em conjunto com a SMC-QS. As simulações terão como base o sistema teste IEEE-RTS 96, o qual é adequadamente modificado para incluir fontes renováveis eólicas e hídricas. Portanto, o principal objetivo desta dissertação é definir a melhor maneira de lidar com as séries temporais representativas da geração renovável e carga, nos diferentes estágios do método SMC-QS via CE, de modo a maximizar sua eficiência computacional. Vários testes de simulação são realizados com o sistema IEEE-RTS 96 modificado e os resultados obtidos são amplamente discutidos.

## Palavras-chave

Confiabilidade; Confiabilidade de sistemas de geração; Fontes renováveis; Simulação Monte Carlo; Método da entropia cruzada.

## Abstract

Silva Filho, Ricardo Marinho; Leite da Silva, Armando Martins (Advisor); **Reliability Assessment of Generating Systems with Renewable Sources via Monte Carlo Simulation and Cross Entropy Techniques**. Rio de Janeiro, 2021. 94p. M.Sc. Dissertation - Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

The reliability evaluation of the generating capacity is extremely useful in several expansion planning studies, in the assessment of risks related to the requirements of the operating reserve and also in the scheduling of maintenance of generating units. The main objective is to assess whether a given generating configuration meets the system load in an acceptable manner, assuming that the transmission equipment is completely reliable and without capacity limitations. In the last decade, the insertion of renewable sources in electrical power systems has grown markedly, in the vast majority of developed and developing countries. Fluctuations in their generation capacities have become part of the complexity of the problem of planning and operating electrical networks, since they depend on the environmental conditions in which they are installed. In addition, detailed representations of the load have become a concern among many planners, given the risk analyzes to meet demand in these networks. New computational models and tools must be developed to deal with these variables mainly with space-time dependence. This dissertation presents several studies to evaluate the reliability of the capacity of generation systems via quasi-sequential Monte Carlo simulation (QS-MCS), considering generation and load sources with strong space-time dependence. This tool is chosen due to its easy computational implementation and the ability to simulate chronological events. The variance reduction technique named importance sampling based on the cross-entropy (CE) method is used in conjunction with the QS-MCS. The simulations will be carried out with the IEEE-RTS 96 test system, which is adequately modified to include renewable wind and hydro sources. Therefore, the main objective of this dissertation is to define the best way to deal with the time series representing the renewable generation and load, in the different stages of the SMC-QS method via CE, in order to maximize its computational efficiency. Several simulation tests are performed with the modified IEEE-RTS 96 system and the obtained results are widely discussed.

## Keywords

Reliability; Reliability of generating systems; Renewable sources; Monte Carlo simulation; Cross entropy method.

# Sumário

Resumo	5
Abstract	6
Sumário	7
Lista de abreviaturas	11
1 Introdução	12
1.1. Considerações Gerais	12
1.2. Estado da Arte	15
1.2.1 Confiabilidade da Geração	15
1.2.2 Método de Entropia Cruzada	16
1.3. Estrutura da Dissertação	17
2 Confiabilidade de Sistemas de Geração	19
2.1. Introdução	19
2.2. Avaliação da Confiabilidade	19
2.3. Métodos de Enumeração de Estados	21
2.4. Métodos de Amostragem de Estados	24
2.4.1 Simulação Monte Carlo Não Sequencial	26
2.4.2 Simulação Monte Carlo Sequencial	28
2.4.3 Simulação Monte Carlo Quasi-Sequencial	28
2.4.4 Discussão dos Métodos de Amostragem	32
2.5 Conclusões	33
3 Método da Entropia Cruzada na Confiabilidade de Geração	34
3.1. Introdução	34
3.2. Técnicas de Redução de Variância	35

3.2.1. Variáveis Antitéticas	35
3.2.2. Números Aleatórios em Comum	36
3.2.3. Amostragem por Importância	36
3.2.4. Método da Entropia Cruzada	37
3.3. Aplicação do Método CE na Avaliação de Índices de Confiabilidade	38
3.3.1. Formulação do Problema	38
3.3.2. Algoritmo de SMC Não Sequencial Baseado no Método CE	42
3.3.3. Algoritmo de SMC Quasi-Sequencial Baseado no Método CE	44
3.3.4. Representação das Séries de Carga e Geração Renovável	47
3.4. Comentários Finais	48
4 Resultados	50
4.1. Introdução	50
4.2. Condições Iniciais para a Realização dos Testes	50
4.2.1. IEEE Reliability Test System Original	51
4.2.2. Inserção de Fontes Renováveis no Sistema	53
4.2.3. Inserção das Séries Temporais das Unidades Renováveis	55
4.3. Testes de Sensibilidade	57
4.3.1. Teste 1: Correlação entre as Séries Hidráulicas e Eólicas	57
4.3.2. Teste 2: Sorteio da Série Hidráulica na Pré-Simulação	58
4.3.3. Teste 3: Variação dos Patamares de Carga na Pré-Simulação	60
4.3.4. Teste 4: Variação das capacidades de geração hídrica na pré-simulação	64
4.3.5. Teste 5: Variação das capacidades de geração eólica na pré-simulação	67
4.4. Comentários finais	68
5 Conclusões	69
6 Referências Bibliográficas	74



## Lista de figuras

Figura 1.1: Incremento na capacidade renovável no mundo [1]..	12
Figura 2.1: Níveis hierárquicos de confiabilidade [19].	20
Figura 2.2: Fluxograma de uma simulação Monte Carlo genérica [2].	25
Figura 2.3: Modelo de carga Markoviano não-agregado de níveis múltiplos [15]...	29
Figura 2.4: Modelos Markovianos de (a) dois estados; (b) estados múltiplos [23].	30
Figura 2.5: Modelo multinível carga-geração [13].	31
Figura 3.1: Sistema de geração – barra única [27].	39
Figura 4.1: Sistema IEEE RTS 96 [32].	52
Figura A.1: Ano 1 – Séries eólicas e hidráulicas para Área 1.	80
Figura A.3: Ano 1 – Séries eólicas e hidráulicas para Área 2.	81
Figura A.4: Ano 1 – Séries eólicas e hidráulicas para Área 3.	82
Figura A.5: Ano 2 – Séries eólicas e hidráulicas para Área 1.	83
Figura A.6: Ano 2 – Séries eólicas e hidráulicas para Área 2.	84
Figura A.7: Ano 2 – Séries eólicas e hidráulicas para Área 3.	85
Figura A.8: Ano 3 – Séries eólicas e hidráulicas para Área 1.	86
Figura A.9: Ano 3 – Séries eólicas e hidráulicas para Área 2.	87
Figura A.10: Ano 3 – Séries eólicas e hidráulicas para Área 3.	88
Figura A.11: Ano 4 – Séries eólicas e hidráulicas para Área 1.	89
Figura A.12: Ano 4 – Séries eólicas e hidráulicas para Área 2.	90
Figura A.13: Ano 4 – Séries eólicas e hidráulicas para Área 3.	91
Figura A.14: Ano 5 – Séries eólicas e hidráulicas para Área 1	92
Figura A.15: Ano 5 – Séries eólicas e hidráulicas para Área 2.	93
Figura A.16: Ano 5 – Séries eólicas e hidráulicas para Área 3	94

## Lista de tabelas

Tabela 4.1: Índices de Confiabilidade. ....	53
Tabela 4.2: Substituição das unidades no sistema IEEE RTS. ....	54
Tabela 4.3: Índices do novo sistema - Sem as séries das fontes renováveis. ....	55
Tabela 4.4: Índices do novo sistema - Com as séries das fontes renováveis. ....	56
Tabela 4.5: Índices de confiabilidade - Teste 1. ....	58
Tabela 4.6: Índices de confiabilidade – Teste 2. ....	59
Tabela 4.7: Índices de confiabilidade – Variação da <i>seed</i> inicial. ....	60
Tabela 4.8: Índices de confiabilidade – Teste 3 (90% da carga pico). ....	61
Tabela 4.9: Índices de confiabilidade – Variação da <i>seed</i> (90% da carga pico). ..	62
Tabela 4.10: Índices de confiabilidade - Teste 3 (80% da carga pico). ....	63
Tabela 4.11: Índices de confiabilidade – Teste 3 (carga média). ....	63
Tabela 4.12: Índices de confiabilidade – Teste 4 (90% da capacidade hidráulica).65	
Tabela 4.13: Índices de confiabilidade – Teste 4 (80% da capacidade hidráulica).66	
Tabela 4.14: Índices de confiabilidade – Teste 4 (fator de capacidade hídrica). ..	67
Tabela 4.15: Índices de confiabilidade – Teste 5 (fator de capacidade eólica). ....	67

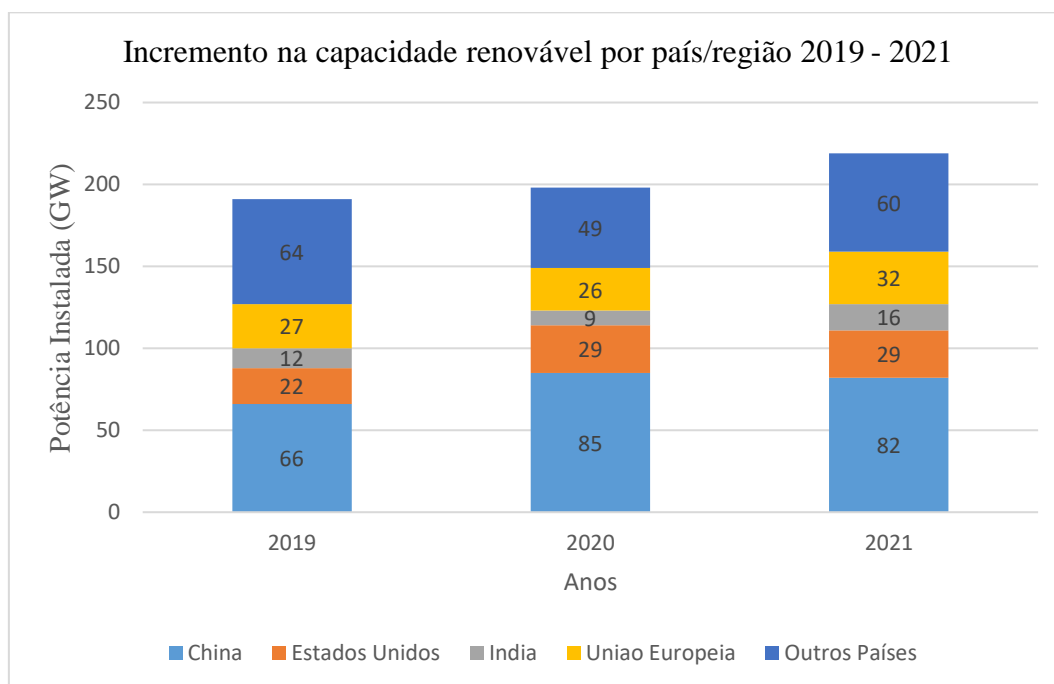
## Lista de abreviaturas

SMC	Simulação Monte Carlo
SMC-NS	Simulação Monte Carlo Não Sequencial
SMC-Seq	Simulação Monte Carlo Sequencial
SMC-QS	Simulação Monte Carlo Quasi-Sequencial
SMC-QS-CE	Simulação Monte Carlo Quasi-Sequencial via CE
IS	<i>Importance Sampling</i>
CE	<i>Cross-Entropy</i>
LOLP	<i>Loss of Load Probability</i>
LOLE	<i>Loss of Load Expectation</i>
EPNS	<i>Expected Power Not Supplied</i>
EENS	<i>Expected Energy Not Supplied</i>
LOLF	<i>Loss of Load Frequency</i>
LOLD	<i>Loss of Load Duration</i>
LOLC	<i>Loss of Load Cost</i>
FOR	<i>Forced Outage Rate</i>
F&D	Frequência e Duração

# 1 Introdução

## 1.1. Considerações Gerais

Embora a contribuição de fontes renováveis no mercado de geração ainda seja pequena em proporção às demais fontes do parque gerador, com a exceção da geração hidráulica, tal parcela cresce a uma taxa muito maior do que qualquer outra fonte de energia convencional. De acordo com o relatório da Agência Internacional de Energia, em 2020 observou-se um crescimento global de aproximadamente 4% na capacidade instalada de renováveis, lideradas por Estados Unidos e China [1], como pode ser visto na Figura 1.1.



**Figura 1.1: Incremento na capacidade renovável no mundo [1].**

Mesmo que ainda exista potencial hidráulico no mundo, restrições ambientais têm limitado seu aproveitamento. Como uma solução para tal problema, temos as energias eólica e solar, que vêm se tornando populares mundo

afora. Tais fatos colocam os planejadores do sistema sob pressão para encontrar soluções que maximizem o uso de tais fontes e trazem complexidades extras aos diversos estudos do sistema. O principal motivo é que o número de variáveis aleatórias e a complexidade dos sistemas crescem de maneira drástica quando essas fontes renováveis são adicionadas à rede.

O sistema elétrico de potência (SEP) tem como objetivo fornecer energia para seus consumidores de modo econômico e com níveis minimamente aceitáveis de confiabilidade. No entanto, para que haja maior confiabilidade é necessário que os investimentos em melhorias na rede sejam maiores, o que reflete em aumento de tarifas para o consumidor final.

A análise de confiabilidade é útil em estudos de planejamento de expansão, pois a partir dela é possível decidir, dentre as opções de investimentos, quais as melhores de modo a atender a demanda de forma satisfatória. No que diz respeito à confiabilidade do sistema de geração de energia, o objetivo é avaliar se a configuração da usina proposta atende à carga geral do sistema, desde que a rede de transmissão seja totalmente confiável e não tenha limitações de capacidade [2]-[5].

Quando se pensa na inserção de fontes renováveis no SEP, as flutuações de suas capacidades de geração são parte do problema de planejamento, uma vez que dependem integralmente das condições naturais do ambiente em que foram instaladas. Além disso, representações detalhadas da carga considerando diferentes regiões do sistema, incluindo a resposta à demanda, têm se tornado preocupação de muitos planejadores, tendo em vista o tamanho do problema a ser resolvido. Visto isso, novos modelos e ferramentas computacionais devem ser desenvolvidas para tratar todas essas variáveis dependentes do tempo.

Ferramentas baseadas em simulação Monte Carlo (SMC) são extremamente robustas para resolver problemas em confiabilidade de sistemas de potência [2]-[3], principalmente para sistemas de grande porte e alta complexidade. Podem ser destacadas duas abordagens de SMC: a cronológica e a não cronológica.

A simulação não cronológica, podendo também ser chamada de não sequencial, se mostra eficiente para lidar com sistema de geração e transmissão de grande porte. A simulação cronológica, por sua vez, é mais indicada quando há

aspectos temporais para serem representados, como cronologia da carga, volume dos reservatórios, taxas de falhas variantes no tempo, etc. No entanto, o esforço computacional da simulação cronológica é grande, o que reflete em tempos de simulação mais longos. Nesse contexto, uma alternativa que surge para reduzir o esforço computacional é o uso da SMC quasi-sequencial [4], que é capaz de representar aspectos temporais e espaciais mesmo que seja baseada em representação de espaço de estados, como a SMC não cronológica.

É importante ressaltar que tanto a SMC cronológica quanto a SMC não sequencial apresentam dificuldade de capturar eventos raros, ou seja, eventos de baixa probabilidade. Isso ocorre porque durante a simulação os possíveis estados do sistema são amostrados de forma proporcional a sua probabilidade de ocorrência. Ou seja, para que um evento de baixa probabilidade ocorra é necessário um número elevado de sorteios, que leva a um custo computacional mais dispendioso.

Para contornar o longo tempo de simulação, técnicas de redução de variância (*Variance Reduction Techniques* - VRT) foram propostas. Um dos métodos interessantes que apresenta excelentes resultados é baseado na amostragem por importância (*Importance Sampling* - IS). A ideia é utilizar uma função auxiliar de densidade de probabilidade, que seleciona parâmetros por meio de um algoritmo de otimização estocástica, que se baseia nos conceitos de Entropia Cruzada (*Cross Entropy* - CE) e divergência de Kullback-Leibler [6]-[8].

Neste contexto, a dissertação visa propor estudos para avaliar a confiabilidade de sistemas de geração via simulação Monte Carlo quasi-sequencial, considerando fontes e cargas com forte dependência espaço-temporal. Deseja-se saber, a partir dos testes propostos, qual a melhor maneira de trabalhar com as séries temporais para que se tenha um melhor desempenho computacional da simulação. Como é possível perceber, o esforço computacional para realizar análises quasi-sequenciais durante um horizonte de tempo longo será significativo. Dessa forma, o método de SMC quasi-sequencial é combinado ao método CE para realização dos estudos propostos neste trabalho.

## 1.2. Estado da Arte

### 1.2.1 Confiabilidade da Geração

A confiabilidade da geração pode ser avaliada analiticamente ou via métodos de simulação. Dentre os métodos analíticos, o método LOLE (*Loss of Load Expectation*) [2] é amplamente utilizado devido a sua flexibilidade e simplicidade de aplicação. Esse método produz índices de confiabilidade como LOLP (*Loss of Load Probability*), LOLE, EPNS (*Expected Power Not Supplied*) e EENS (*Expected Energy Not Supplied*). O aprimoramento desse método permite calcular também o índice de frequência e duração (F&D) do estado da reserva. O primeiro artigo neste sentido foi publicado em 1958, no entanto, a metodologia proposta no trabalho de Halperin e Adler [9] não era tão clara e os índices não foram utilizados na época.

Em 1991, um método analítico eficaz foi proposto em [10], no qual índices de frequência e duração podem ser calculados para sistemas de grande porte. Técnicas de convolução discreta são usadas para avaliar índices de confiabilidade recursivamente. São também utilizadas técnicas de truncamento e arredondamento para se avaliar com precisão e eficácia os principais índices de confiabilidade associados à capacidade de geração de sistemas reais através da enumeração de estados.

Nas referências [4], [5] e [11]-[13] há discussões detalhadas acerca de publicações na área de confiabilidade da capacidade de geração. Tais discussões englobam não somente métodos analíticos, mas também métodos de simulação Monte Carlo (SMC). Métodos de SMC são baseados em técnicas de amostragem estatística, em que os estados do sistema são sorteados de forma proporcional a sua probabilidade de ocorrência [3], [14].

Dois tipos de SMC tornaram-se bem conhecidos [15]: SMC não sequencial e sequencial. A simulação não cronológica é muito útil para lidar com sistemas elétricos reais, de grande porte. Já a abordagem sequencial é mais eficiente para sistemas complexos em que aspectos cronológicos são levados em consideração, o

que torna o esforço computacional consideravelmente maior. Como alternativa para redução do tempo computacional, tem-se também as técnicas de redução de variância, as quais serão discutidas mais adiante.

Frente ao crescimento de fontes renováveis de energia no SEP, com capacidades de geração com forte dependência temporal, em 2010 foi proposto em [16] um novo método para avaliar a confiabilidade. Baseada na SMC não sequencial, surge a simulação Monte Carlo quasi-sequencial, que utiliza um modelo Markoviano de carga não-agregado de níveis múltiplos para avaliar índices de confiabilidade em sistemas que dependem do tempo [3].

### 1.2.2

#### **Método de Entropia Cruzada**

Em 1999, Lieber, Nemirovskii e Rubinstein [17] utilizaram uma técnica de redução de variância baseada em amostragem por importância para acelerar a convergência da simulação Monte Carlo. A ideia principal é amostrar os estados do sistema com uma distribuição diferente da original, de modo que o evento de interesse e baixa probabilidade seja encontrado com mais frequência. Entretanto, o problema é encontrar corretamente uma nova distribuição que inicialmente é desconhecido. Se a seleção estiver errada, o efeito pode ser oposto e o tempo de simulação pode ser ainda maior. A motivação para encontrar a distribuição "ótima" levou os pesquisadores a desenvolver um método eficaz para resolver esse problema.

Em [18], os autores apresentaram modelos de simulação baseados em amostragem por importância e entropia cruzada de Kullback-Leibler. Inicialmente, a distribuição "ótima" de probabilidade era estimada pelo CE e, em seguida, técnicas de IS eram usadas para calcular a probabilidade de eventos raros. Desse modo, o método CE surgiu e começou-se a explorar suas aplicações nos anos seguintes [6].

Uma nova abordagem de SMC não sequencial baseada no método CE foi proposta em [11], para avaliação de índices de confiabilidade em sistemas de geração. Nesse artigo, os conceitos de entropia cruzada foram utilizados para determinar os parâmetros de uma função de densidade de probabilidade auxiliar, a



qual minimiza o esforço computacional associado à simulação Monte Carlo. Através da aplicação deste método, a confiabilidade de um sistema robusto (muito confiável) pode ser avaliada em segundos, enquanto outros métodos de simulação requerem horas ou mesmo dias.

Em 2011, Leite da Silva e González-Fernández continuaram o trabalho [12] estendendo e adaptando conceitos de CE para avaliação da confiabilidade de sistemas de geração via simulação Monte Carlo cronológica. Neste artigo, aspectos temporais que ainda não haviam sido abordados puderam ser analisados como, por exemplo: flutuação nas capacidades das unidades de geração; inclusão dos efeitos da manutenção programada de equipamentos; simulação de componentes não Markovianos ou com mais de dois estados; e avaliação do índice LOLC (*Loss of Load Cost*) [14].

O foco da presente dissertação é avaliar qual a melhor maneira de se trabalhar com as séries temporais que representam as diversas fontes de energia renovável do sistema, particularmente hidráulica e eólica, para que se tenha um melhor desempenho computacional. A confiabilidade de sistemas de geração será avaliada via SMC quasi-sequencial, considerando fontes e cargas com forte dependência temporal e espacial. Como o esforço computacional para realizar análises sequenciais durante um horizonte de tempo longo pode ser significativo, as simulações são feitas via implementação do método de Entropia Cruzada. A integração das séries temporais ao método CE é o principal objetivo desta dissertação.

### **1.3. Estrutura da Dissertação**

Esta dissertação está dividida em cinco capítulos, que são descritos sucintamente a seguir:

O presente capítulo expõe o posicionamento do problema e objetivo desta dissertação. São apresentados os motivos pelos quais é considerado importante avaliar a confiabilidade do sistema de potência. Ademais, é levantado um histórico dos trabalhos importantes ligados à confiabilidade da geração e entropia cruzada publicados na literatura especializada.

O Capítulo 2 tem como objetivo apresentar a importância e os conceitos básicos relacionados à confiabilidade da geração de energia. Neste capítulo são descritos os principais métodos de avaliação da confiabilidade e destaca as vantagens e desvantagens de cada método.

O Capítulo 3 trata da apresentação do método CE. As principais técnicas para redução de variância são brevemente discutidas com ênfase na amostragem por importância. É proposta também a formulação matemática do método da entropia cruzada aplicada à simulação de eventos raros. Este capítulo discute ainda como o método pode ser reformulado matematicamente para ser aplicado ao problema de avaliação da confiabilidade da capacidade de geração. Para promover a compreensão do método e manter a formulação matemática o mais geral possível, todo o processo de desenvolvimento é explicado com base no sistema de geração com unidades geradoras.

No Capítulo 4, realizam-se os estudos propostos para esta dissertação com o sistema IEEE Reliability Test System (IEEE RTS) e modificações deste sistema. A avaliação dos índices de confiabilidade do sistema é feita via SMC quase-sequencial, com método da entropia cruzada como medida para reduzir o esforço computacional. Testes de sensibilidade são feitos e discutidos os resultados obtidos.

Por fim, o Capítulo 5 é voltado para apresentação das conclusões desta dissertação e de sugestões para trabalhos futuros.

## **2**

# **Confiabilidade de Sistemas de Geração**

### **2.1.**

## **Introdução**

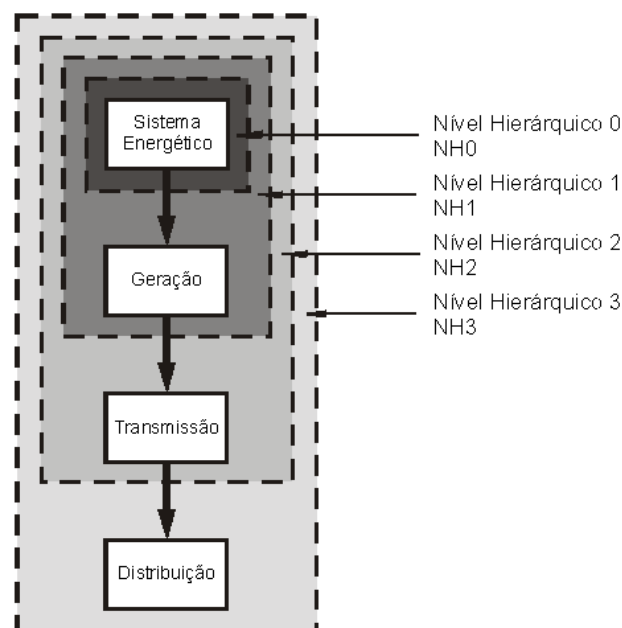
Este capítulo apresenta os principais métodos usados para avaliar a confiabilidade dos sistemas de geração. Os pressupostos em que se baseiam e suas respectivas vantagens e desvantagens são brevemente discutidos. Inicialmente, o problema de avaliar a confiabilidade da capacidade de geração de energia é formulado matematicamente e suas principais características e premissas são apresentadas.

São apresentadas as metodologias mais utilizadas atualmente para resolver problemas em confiabilidade de sistemas de geração. Todos os métodos seguem basicamente três passos principais: (i) Seleção de um estado do sistema, i.e., disponibilidade operativa dos equipamentos (geradores) e nível de carga; (ii) Análise do estado (reserva positiva ou negativa); e (iii) Cálculo dos índices de confiabilidade. A maneira como esses passos são executados é o que caracteriza os métodos de avaliação, como é visto a seguir [14]. O objetivo deste capítulo é apresentar as técnicas básicas de solução e identificar a metodologia escolhida para realização dos estudos na presente dissertação.

### **2.2.**

## **Avaliação da Confiabilidade**

Um sistema de potência pode ser dividido em subsistemas, mais especificamente em três: geração, transmissão e distribuição, que compõem os níveis hierárquicos originais e ilustrados na Figura 2.1. Posteriormente, um quarto nível foi introduzido, o nível zero (NH-0), onde o balanço energético é avaliado [19].



**Figura 2.1: Níveis hierárquicos de confiabilidade [19].**

A avaliação da confiabilidade da geração é representada pelo nível hierárquico um (NH-1) e adota-se a premissa que o sistema de transmissão é 100% confiável com capacidade “infinita”. Assim, supõe-se que toda geração e carga estão localizadas em um único barramento (modelo “barra única”) e que não existe limitação no transporte da potência. Dessa forma, a etapa de avaliação do estado selecionado consiste na simples comparação entre a geração disponível e o nível de carga do sistema.

O nível hierárquico 2 (NH-2) engloba simultaneamente o estudo da confiabilidade de geração e transmissão, sendo assim denominada avaliação da confiabilidade composta. A partir do momento que o sistema de transmissão é incluído, o processo de estimação dos índices se torna mais complexo, uma vez que a avaliação de um estado amostrado requer uma análise de fluxo de potência ótimo ao invés de uma simples comparação entre geração disponível e carga.

O nível hierárquico três (NH-3) representa o estudo conjunto da geração, transmissão e distribuição. Esta representação é mais complexa sendo evitada em sistemas reais, devido à elevada dimensão do problema. Em geral nesse nível, considera-se que os sistemas de geração e transmissão são 100% confiáveis.

Conforme dito anteriormente, o objetivo principal dos estudos de confiabilidade é estimar índices que avaliem o risco do parque gerador existente não ser suficiente para suprir as necessidades do mercado consumidor. Estes índices 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 de geração são a LOLP, EPNS e LOLF, sendo que os demais (LOLE, EENS e LOLD) podem ser derivados dos anteriores.

O índice LOLP (*Loss of Load Probability*) é a probabilidade de ocorrer cortes de carga no sistema e independe do montante de potência perdida. Matematicamente falando, é igual à soma das probabilidades individuais dos estados de reserva negativa, ou seja, onde a capacidade de geração disponível é inferior à carga total do sistema. LOLE (*Loss of Load Expectation*) é o tempo total esperado que o sistema está em um estado de margem negativa, no qual o período de análise  $T$  é considerado. Sua fórmula de cálculo é o produto do índice LOLP e o período  $T$ , geralmente um ano (8760 ou 8736 horas) [14].

O índice EPNS (*Expected Power Not Supplied*) representa a potência média não suprida. Matematicamente, é igual ao somatório dos produtos entre a probabilidade individual de um estado de falha e a respectiva potência cortada por insuficiência de geração no mesmo. A EENS (*Expected Energy Not Supplied*), que representa a energia esperada não suprida em um dado período  $T$ , pode ser obtida através do produto entre o índice EPNS e o período de análise  $T$  [3].

O índice LOLF (*Loss of Load Frequency*) indica a frequência de perda ou corte de carga, ou seja, o número de vezes que o sistema transitou de um estado de sucesso para um estado de falha em um período de análise  $T$ . Na estimação da LOLF, apenas os estados de fronteira são importantes. A LOLD (*Loss of Load Duration*) é a duração média do sistema em estados de perda de carga, sendo calculada pela razão entre os índices LOLE e LOLF [3], [4], [14].

### 2.3. Métodos de Enumeração de Estados

Nos métodos de enumeração de estados ou analítico, os estados de reserva são obtidos a partir da combinação entre estados de capacidade e de carga. Para

isso, é utilizado um modelo matemático que combina as capacidades disponíveis de geração, que dependem das taxas de falha e reparo desses equipamentos, e os níveis de carga, o qual é baseado em dados históricos. Uma vez que os estados de reserva são determinados a partir da combinação dos estados de capacidade e carga, é possível calcular os índices de confiabilidade do sistema [2]-[5].

Nos métodos analíticos convencionais, a unidade de geração equivalente ( $G$ ) pode ser expressa pela soma das unidades de geração ( $G_i$ ), sendo os possíveis estados de geração da unidade equivalente expressos via *Capacity Outage Probability Table* – COPT [2] ou via a *Capacity Outage Probability and Frequency Table* – COPFT [10]. Neste último caso, mais completo, as frequências e durações médias das interrupções podem também ser avaliadas. A maior dificuldade do método analítico ou de enumeração é lidar com sistemas de grande porte e, portanto, com um elevado número de estados. É interessante ter em mente que o número de estados cresce exponencialmente com o número de equipamentos da rede. Em um sistema de  $N_G$  geradores modelados via Markov a  $n$  estados, o número de estados do sistema será a igual  $n^{N_G}$ , o que pode tornar a solução do problema inviável computacionalmente. Para contornar essa restrição, técnicas de convolução discreta são aplicadas sequencialmente, o que permite truncamentos e arredondamentos, garantindo eficiência computacional [10].

A unidade  $G$ , descrita anteriormente como geração equivalente, pode ser expressa através da soma de  $N_G$  variáveis aleatórias  $G_i$  que representam cada unidade de geração do sistema. O somatório pode ser efetuado pelo processo recursivo abaixo, com  $i = 1, \dots, N_G - 1$ :

$$G'_{i+1} = G'_i + G_{i+1} \quad (2.1)$$

em que:  $G'_i = \sum G_k$  (com  $k = 1, i$ ) e o processo termina quando  $G'_{N_G} = G$ .

A unidade equivalente é definida pela capacidade, probabilidade e frequência (incremental) [10]:

$$G = \{c_G; p_G; f_G\}$$

Os parâmetros  $p$  e  $f$  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*) predefinida [2], [10].

Os vetores  $c_G$ ,  $p_G$  e  $f_G$  contêm as informações dos possíveis estados de geração do sistema, sendo que o estado  $g_i$  possui capacidade  $c_G(g_i)$  e sua probabilidade de ocorrência e frequência incrementais são dados por  $p_G(g_i)$  e  $f_G(g_i)$ , respectivamente.

De maneira análoga ao modelo de geração, pode-se construir um modelo de carga usando os mesmos parâmetros: potência demandada, probabilidade e frequência incremental.

$$L = \{c_L; p_L; f_L\}$$

Os vetores  $c_L$ ,  $p_L$  e  $f_L$  possuem dimensão  $N_L$  (número de discretizações da carga), sendo que o estado  $l_j$  possui nível de carga  $c_L(l_j)$  e sua probabilidade de ocorrência e frequência incrementais são dados por  $p_L(l_j)$  e  $f_L(l_j)$ , respectivamente [14].

Para manter a definição de frequência incremental do modelo de geração e do modelo de carga consistentes, a ordem de capacidade de  $L$  deve ser classificada da seguinte forma: o estado de maior capacidade deve estar relacionado ao nível de carga mínimo e vice-versa.

O modelo da capacidade de geração, representado pela variável aleatória  $G$  pode ser combinado com o modelo da carga, representado por  $L$ , para estabelecer o modelo de reserva como a diferente entre eles.

$$R = \{c_R; p_R; f_R\}$$

Os índices de confiabilidade da capacidade de geração, LOLP, EPNS e LOLF podem ser avaliados a partir dos estados de reserva de geração e carga. Uma vez que as probabilidades e frequências associadas aos estados de reserva  $r_k$  são conhecidas e que apenas os estados de reserva negativa, i.e.,  $c_R(r_k) = c_G(g_i) - c_L(l_j) < 0$ , são considerados, os índices podem ser estimados a partir das seguintes equações:

$$LOLP = \sum_k p_R(r_k) \quad (2.2)$$

$$LOLF = \sum_k f_R(r_k) \quad (2.3)$$

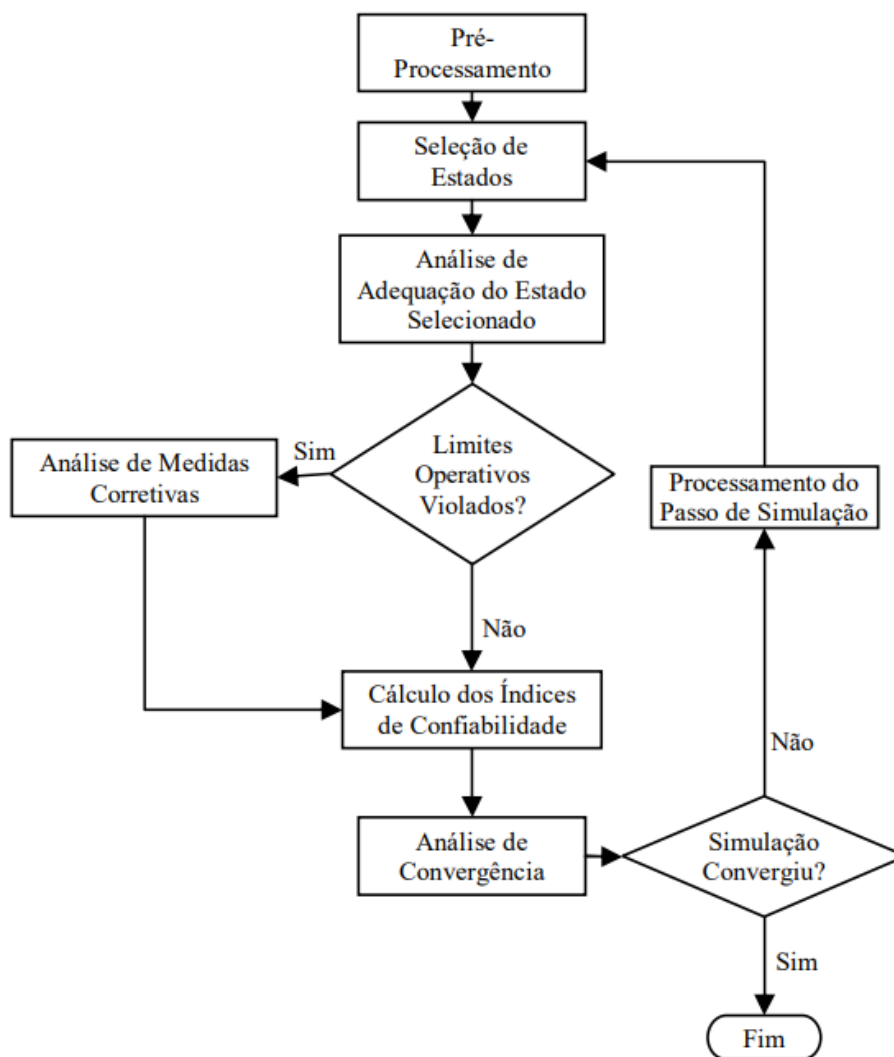
$$EPNS = \sum_k |c_R(r_k)| p_R(r_k) \quad (2.4)$$

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

## 2.4. Métodos de Amostragem de Estados

Os métodos por amostragem de estados são baseados em simulação Monte Carlo (SMC) e são abordagens muito robustas para a avaliação de confiabilidade de sistemas elétricos de potência. A Figura 2.2 abaixo apresenta um fluxograma de uma SMC genérica, mostrando a fácil aplicação do método. Estes métodos têm sido amplamente utilizados devido à sua flexibilidade e fácil implementação computacional, além das vantagens no tratamento de sistemas de grande porte e de alta complexidade frente a métodos analíticos, por exemplo.





**Figura 2.2: Fluxograma de uma simulação Monte Carlo genérica [2].**

Entretanto, apesar da SMC funcionar bem em avaliações de sistemas com numerosos estados de reserva, o tempo de processamento pode ser um fator limitante para utilização do método, especialmente quando se deseja capturar a raridade de um evento. Os estados são amostrados de forma proporcional a sua probabilidade de ocorrência, ou seja, para capturar eventos raros, é necessário um número exacerbado de amostras, o que implica em tempo computacional elevado.

Os métodos baseados em SMC podem ser representados de duas maneiras: a SMC não cronológica, que seria a representação por espaço de estados, como é o caso das simulações não sequencial e quasi-sequencial, e a cronológica, base da simulação sequencial. Ambas as técnicas são discutidas a seguir.

### 2.4.1 Simulação Monte Carlo Não Sequencial

Na simulação Monte Carlo não sequencial (SMC-NS) os estados do sistema são selecionados por amostragem do espaço de estados, onde modelos Markovianos são utilizados para ambas as transições entre estados dos equipamentos e da carga. Neste método, a amostragem do estado não se preocupa com a cronologia dos eventos. Cada componente do sistema possui um modelo estocástico que descreve os seus possíveis estados e probabilidades de operação.

É possível calcular a probabilidade de disponibilidade ( $A$  – *Availability*) e indisponibilidade ( $U$  – *Unavailability*), também conhecida como FOR (*Forced Outage Rate*), dos componentes do sistema a partir das taxas de falha ( $\lambda$ ) e de reparo ( $\mu$ ) [2]:

$$A = \frac{\mu}{\lambda + \mu} \quad (2.1)$$

$$U = \frac{\lambda}{\lambda + \mu} = 1 - A \quad (2.2)$$

A seleção do estado  $X^i$  é feita a partir do sorteio um número pseudo-aleatório com distribuição uniforme  $U[0,1]$ . Desta forma, o  $i$ -ésimo componente está em operação se  $U_i > FOR$  e está fora de operação, caso contrário.

O processo de amostragem é repetido  $NS$  (número de sorteios) vezes, sendo que os índices são estimados através da média amostral de funções testes dadas pelas Equações (2.7) a (2.10):

$$\tilde{E}(H) = \frac{1}{NS} \sum_{i=1}^{NS} H(X^i) \quad (2.7)$$

$$H_{LOLP}(X^i) = \begin{cases} 0, & \text{se } X^i \in \Omega_{sucesso} \\ 1, & \text{se } X^i \in \Omega_{falha} \end{cases} \quad (2.8)$$

$$H_{EPNS}(X^i) = \begin{cases} 0, & \text{se } X^i \in \Omega_{sucesso} \\ \Delta P_i, & \text{se } X^i \in \Omega_{falha} \end{cases} \quad (2.9)$$

$$H_{LOLF}(X^i) = \begin{cases} 0, & \text{se } X^i \in \Omega_{sucesso} \\ \Delta\lambda_i, & \text{se } X^i \in \Omega_{falha} \end{cases} \quad (2.10)$$

onde  $\Delta P_i$  é a quantidade de potência não suprida (i.e., cortada),  $\Delta\lambda_i$  é a soma das taxas de transição (incluindo estados de geração e carga) entre  $X^i$  e todos os estados de sucesso que podem ser alcançados em apenas uma transição.  $\Omega_{sucesso}$  é o conjunto com todos os estados de sucesso e  $\Omega_{falha}$  compreende todos os estados de falha. A união entre os dois conjuntos representa o espaço de estados do sistema.

A incerteza da estimativa é dada pela variância amostral do estimador, representada por:

$$\tilde{V}[\tilde{E}(H)] = \frac{\tilde{V}(H)}{NS} \quad (2.11)$$

onde  $\tilde{V}(H)$  é a variância da função teste. Esta incerteza é geralmente representada como um coeficiente de variação denominado parâmetro  $\beta$ , utilizado para controlar a convergência da simulação. Ele pode ser definido como:

$$\beta = \frac{\sqrt{\tilde{V}(\tilde{E}(H))}}{\tilde{E}(H)} \times 100\% \quad (2.12)$$

Os principais passos do algoritmo da simulação Monte Carlo Não sequencial são resumidas a seguir.

- 1) Definir um valor para  $\beta$  e o número máximo de sorteios ( $NS_{MAX}$ ), ambos os critérios utilizados para a convergência do algoritmo;
- 2) Inicializar o número de sorteios ( $NS$ ) igual a zero;
- 3) Sortear um estado do sistema ( $X^i$ ) baseado em sua distribuição de probabilidades e incrementar o contador  $NS$ ;
- 4) Calcular a função teste  $H(X^i)$  desejada;
- 5) Estimar o valor da função teste como sendo a média dos valores obtidos nos sorteios até então realizados;
- 6) Calcular a incerteza relativa através do índice  $\beta$ ;
- 7) Se  $\beta$  for inferior à tolerância pré-especificada, parar; senão, retornar ao passo 3).

### 2.4.2 Simulação Monte Carlo Sequencial

Na seção anterior pode-se perceber que as técnicas baseadas na representação por espaço de estados ignoram os aspectos ligados à evolução cronológica do sistema. Assim, dois sorteios consecutivos podem gerar estados do sistema de geração onde vários de seus componentes podem ter mudado de *Up*  $\Rightarrow$  *Down* ou vice-versa. Diferentemente, na simulação sequencial, os estados são amostrados cronologicamente. Dessa forma, a simulação Monte Carlo cronológica ou sequencial (SMC-Seq) é ideal para representar aspectos temporais como a operação dos reservatórios, o desgaste dos equipamentos em função dos tempos de operação etc. [21] [14]. Entretanto, na representação cronológica, dois estados consecutivos diferem um do outro apenas pelo estado de um de seus componentes. Desse modo, o esforço computacional é maior que aquele apresentado pelas técnicas baseadas em representação por espaço de estados.

A representação cronológica permite uma abordagem mais flexível, pois é possível reproduzir aspectos de tempo, como diferentes padrões de carga cronológica por região ou barra do sistema, operação do reservatório e outros aspectos dependentes do tempo. Correlações espaciais podem também ser capturadas. Além disso, as distribuições de probabilidade associadas aos índices estimados podem ser obtidas.

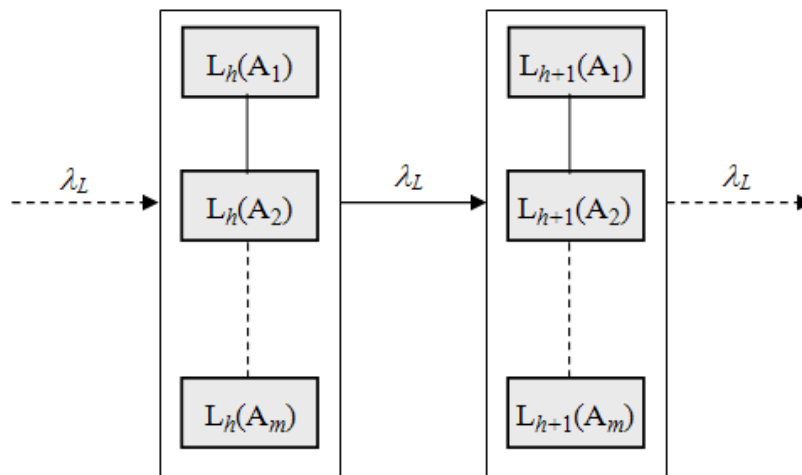
Tais características fazem da SMC-Seq o método mais adequado para os sistemas de geração, onde a reprodução da sequência temporal dos eventos é essencial para a avaliação correta dos indicadores de confiabilidade. Este é o caso, por exemplo, dos sistemas com elevada penetração de fontes renováveis. Maiores detalhes sobre a SMC-Seq podem ser encontrados em [12].

### 2.4.3 Simulação Monte Carlo Quasi-Sequencial

A simulação Monte Carlo quasi-sequencial (SMC-QS) surge a partir de uma adaptação da SMC não sequencial para contemplar determinados aspectos cronológicos, como variações de carga e flutuações na capacidade de geração em sistemas que possuem correlação com o tempo e espaço.

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

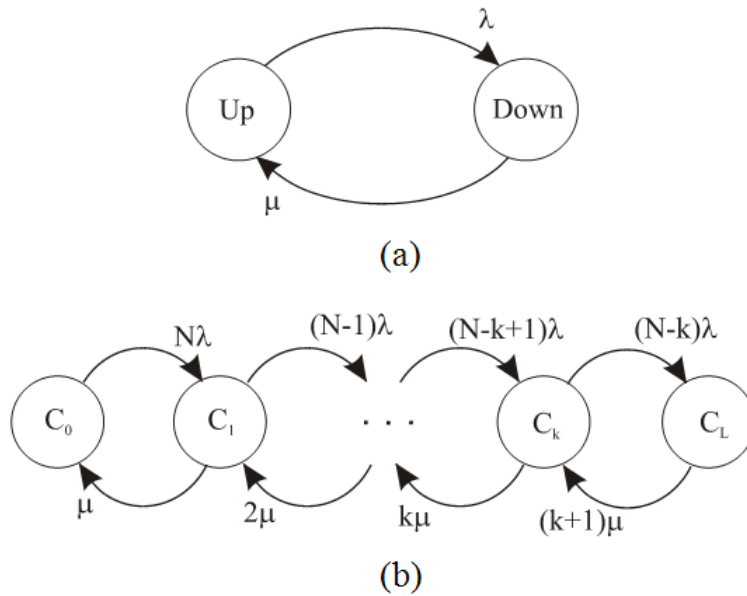
Este modelo de carga foi proposto em [15] e considera um conjunto de estados de carga com múltiplos níveis sequencialmente conectados, representando, por exemplo, um ano ( $T=8760$  horas); i.e., na mesma ordem cronológica com que aparecem nos históricos. Assim, é possível amostrar um instante de tempo (e seu correspondente nível de carga) desde a hora 1 até a hora final  $T$ . Para melhor entender este modelo, a Figura 2.3 apresenta um estado amostrado  $h$  e o próximo estado  $h+1$ , onde  $L_h(A_m)$  representa o nível de carga referente 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 simultaneamente de  $L_h$  para  $L_{h+1}$ . Observe que a carga pode estar diminuindo em uma área enquanto em outra pode estar aumentando.



**Figura 2.3: Modelo de carga Markoviano não-agregado de níveis múltiplos [15].**

- **Modelagem das Fontes Convencionais e Renováveis**

Um modelo Markoviano padrão 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 ( $\mu$ ), conforme anteriormente explicado, e a Figura 2.4a ilustra tal modelo Markoviano de dois estados [2]. As capacidades de geração das unidades térmicas são fixas e pré-especificadas.



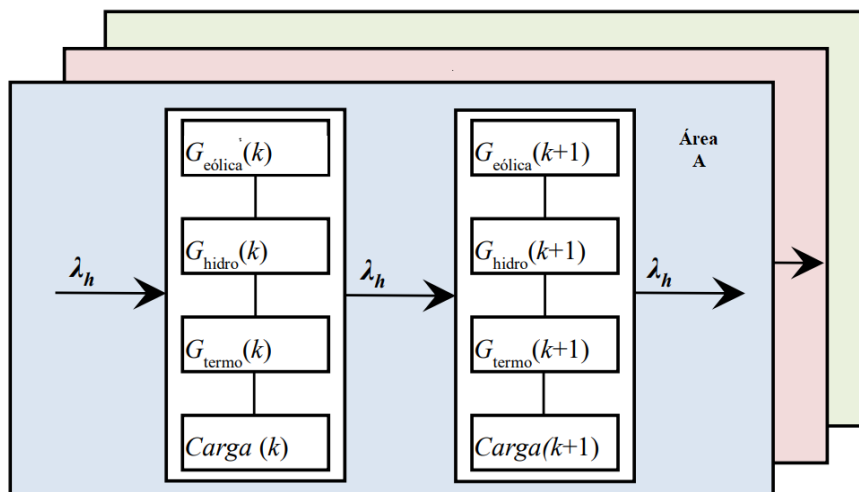
**Figura 2.4: Modelos Markovianos de (a) dois estados; (b) estados múltiplos [23].**

Em relação às unidades hidráulicas, a capacidade disponível quando a unidade se encontra no estado  $Up$  é definida em bases mensais, considerando a série hidrológica utilizada na simulação. Usando polinômios é possível converter volumes armazenados nos reservatórios em capacidades disponíveis de geração, conforme pode ser verificado em [22]. Segundo esta mesma referência, no caso de usinas hidrelétricas com capacidade de bombeamento, algumas avaliações adicionais são feitas 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 dessas unidades pode ser justificado pela alta complexidade que envolve monitorar as condições de despacho em longo prazo. Um exemplo destas séries pode ser encontrado em [23].

O modelo Markoviano de múltiplos estados apresentado na Figura 2.4b é utilizado para representar o comportamento estocástico de um grupo de  $N$  unidades eólicas idênticas [23]. 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. De modo a reduzir o número de estados durante a SMC quasi-sequencial, um simples processo de truncamento é usado para definir 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. Tais séries tentam capturar as características da conversão de velocidade do vento para potência disponível [4], [22], [23].

Por fim, na SMC-QS é possível capturar as variações de carga do sistema e também representar as flutuações nas capacidades de geração de fontes renováveis. Expandindo a ideia do modelo Markoviano apresentado na Figura 2.3, foi proposto em [13] o modelo multinível geração-carga conforme a Figura 2.5. Variados patamares de capacidade de geração e carga são representados por estados conectados de acordo com as séries históricas (ou previstas) de geração eólica, hidráulica, etc., e pelos níveis de carga correspondentes. Essa representação pode ser aplicada a áreas distintas do sistema, representadas na imagem pelos retângulos coloridos. Dada uma área “A”, um intervalo de tempo  $[0, T]$  pode ser discretizado em  $k$  subintervalos de duração  $h$  (i.e., em horas). Cada período, representado por um grupo de estados no modelo, é amostrado seguindo a taxa de transição temporal  $\lambda_h$



**Figura 2.3: Modelo multinível geração-carga**

O modelo Markoviano não agregado de níveis múltiplos de carga e discretizações horárias são utilizados como base do algoritmo quasi-sequencial abaixo [14].

- 1) Definir uma tolerância para  $\beta$  e o número máximo de sorteios ( $NS_{MAX}$ );
- 2) Inicializar o número de sorteios ( $NS$ ) igual a zero e um contador para hora ( $h$ );
- 3) Sortear um estado do sistema ( $X^i$ ) de acordo com as indisponibilidades das unidades geradoras e incrementar o contador  $NS$ ;
- 4) Calcular a função teste  $H(X^i)$  desejada via equações (2.8) a (2.10);
- 5) Estimar o valor da função teste como sendo a média dos valores obtidos nos sorteios até então realizados;
- 6) Incrementar o contador  $h$ . Se  $h = T$  (8760 horas), fazer  $h = 1$ ;
- 7) Calcular a incerteza relativa através do índice  $\beta$ ;
- 8) Se  $\beta$  for inferior à tolerância pré-especificada, parar; senão, retornar ao passo 3).

É possível observar grande semelhança do presente algoritmo com o da simulação não sequencial.

#### 2.4.4 Discussão dos Métodos de Amostragem

Quando se trata de análise de confiabilidade sistemas de grande porte, a SMC se apresenta como melhor ferramenta para o trabalho. Começando pela SMC-NS, pode-se verificar que suas principais vantagens são a facilidade de implementação computacional e tempo de simulação reduzido quando comparada à representação cronológica. Ademais, também é possível adaptar esse método para capturar alguns comportamentos cronológicos: e.g., flutuações na capacidade de geração devido a fontes intermitentes no sistema e variações horárias da carga. Esta adaptação é denominada SMC-QS.

A simulação Monte Carlo sequencial continua sendo a ferramenta mais completa para análise de confiabilidade em sistemas complexos e para representar aspectos com dependência temporal/espacial. Adicionalmente, podem ser citadas como vantagens desse método o cálculo preciso do custo esperado de perda de



carga (LOLC - *Loss of Load Cost*) e a avaliação da distribuição de probabilidade dos índices de confiabilidade no período de tempo simulado. Estas são limitações do método SMC-NS.

Considerando todas as abordagens SMC, o principal problema permanece sendo a dificuldade de capturar eventos raros, o que ocasiona tempos de simulação elevados, que podem ser da ordem de horas ou até dias. A fim de melhorar o desempenho destes métodos, diversas técnicas de redução de variância foram propostas e algumas delas são abordadas no capítulo seguinte.

## 2.5 Conclusões

As técnicas de simulação Monte Carlo apresentam grande flexibilidade, possibilitando simular restrições operativas complexas. Além disso, são robustas e têm grandes aplicações em estudos de confiabilidade de uma forma geral. O grande número de estados possíveis de um sistema não é um problema em si. Os dois pontos complicados dos métodos baseados em SMC são o tempo de computação necessário e a raridade do evento que se deseja avaliar.

Diferentemente dos métodos analíticos baseados em enumeração de estados, a principal dificuldade de métodos SMC não está relacionada ao número de possíveis estados do sistema, mas sim com a raridade dos eventos que se deseja capturar. Conforme mencionado anteriormente, para selecionar um estado com baixa probabilidade de ocorrência, um grande número de amostras é necessário. Portanto, conforme os eventos se tornam mais raros, o tempo de simulação aumentará dramaticamente. A fim de melhorar o desempenho computacional dos métodos baseados em SMC, uma técnica de redução de variância baseada na Entropia Cruzada (CE) é discutida no próximo capítulo. Fica claro que para o objetivo desta dissertação a simulação Monte Carlo quasi-sequencial é a melhor opção, uma vez que tal técnica é suficiente para capturar correlações temporais e espaciais, as quais são fundamentais na avaliação da confiabilidade de sistemas de geração com penetração de energia renováveis mesmo na ocorrência de eventos raros.

### 3

## Método da Entropia Cruzada na Confiabilidade de Geração

### 3.1.

#### Introdução

Técnicas baseadas em SMC são ferramentas extremamente robustas para avaliação da confiabilidade de diferentes tipos de sistemas de potência, considerando diversas condições operativas. São vantajosas principalmente por sua flexibilidade e facilidade de trabalhar com sistemas de grande porte, onde o número de estados possíveis é elevado. No entanto, em sistemas ou redes muito confiáveis, o esforço computacional necessário para estimar os índices de confiabilidade pode ser expressivo [5]. Um dos principais motivos é a raridade dos eventos de falha, pois em sistemas muito confiáveis estes eventos têm baixa probabilidade de ocorrência.

A fim de melhorar a eficiência computacional dessas ferramentas, técnicas para reduzir a variância (VRT - *Variance Reduction Techniques*) podem ser utilizadas principalmente para lidar com eventos raros. Este capítulo apresenta brevemente algumas dessas técnicas. É dada maior atenção à técnica chamada amostragem por importância (IS - *Importance Sampling*).

O objetivo principal deste capítulo é descrever o método de entropia cruzada (CE - *Cross Entropy*) para simulação de eventos raros, além de apresentar de que maneira esta técnica pode ser reformulada matematicamente para avaliar os índices de confiabilidade da capacidade de geração, com foco em sistemas com grande inserção de energia renovável. É apresentado como o CE pode ser utilizado com a técnica de IS e a SMC quasi-sequencial para estimar os índices e confiabilidade de geração.

### 3.2. Técnicas de Redução de Variância

A técnica de redução de variância é um processo que pode ser usado em conjunto com o SMC para melhorar a precisão do valor estimado que pode ser obtido para um determinado número de amostras. Cada variável aleatória obtida como resposta da simulação possui uma variância associada, o que limita a precisão dos resultados obtidos. Com o uso da VRT, o desempenho do cálculo do SMC pode ser melhorado, pois seu objetivo principal é tornar a simulação estatisticamente eficiente, e assim, o intervalo de confiança estimado deve ser o mais estreito possível [5]. Existem diversas VRT, cujas denominações em inglês são: *antithetic variates*, *common random numbers*, *control variates*, *importance sampling*, *stratified sampling*, *moment matching*, *conditional Monte Carlo* and *quasi random variables*. A seguir serão comentadas duas VRT, além da IS, a título de ilustração. Maiores detalhes podem ser encontrados em, por exemplo, [7].

#### 3.2.1. Variáveis Antitéticas

A ideia por trás das Variáveis Antitéticas se baseia na intuição de que valores extremos amostrados podem ser menos impactantes nas estimativas se outros valores extremos são utilizados para contrabalancear os efeitos provocados por eles. No caso mais simples, considere um vetor de comprimento  $\frac{N}{2}$  de amostras  $\mathbf{X}$  que seguem uma distribuição normal, e também o vetor  $-\mathbf{X}$  a fim de completar as  $N$  amostras. Nota que, se as amostras de  $\mathbf{X}$  seguem uma distribuição normal com média  $\mu$  e variância  $\sigma^2$ , as amostras de  $-\mathbf{X}$  seguiram uma distribuição normal com os mesmos parâmetros  $\mu$  e  $\sigma^2$  [5].

Mesmo que  $-\mathbf{X}$  não seja independente de  $\mathbf{X}$ , é possível obter melhores estimativas para 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  $U(0,1)$ . Aplicações em sistemas de potência podem ser encontradas em [24] e [25].

### 3.2.2. Números Aleatórios em Comum

A técnica de Números Aleatórios em Comum, também conhecida como amostragem correlacionada (*Correlated Sampling*), é uma VRT muito conhecida e útil quando duas ou mais configurações diferentes para um mesmo sistema estão sendo comparadas como, por exemplo, na teoria das filas. Esta VRT requer uma sincronização dos vetores de número aleatórios para garantir que os mesmos números sejam utilizados para simular todas as configurações. Além disso, também é necessário que cada número aleatório seja utilizado sempre que para o mesmo objetivo específico, independentemente da configuração simulada [5].

Este método é muito simples e produz reduções na variância, porém os ganhos na maioria dos casos não são significativos. Outras técnicas de redução de variância provaram ser muito mais poderosas. Um exemplo de aplicação desta VRT pode ser encontrado em [26].

### 3.2.3. Amostragem por Importância

Como mencionado, existem várias VRT disponíveis na literatura, mas quando aplicadas em problemas reais associados aos sistemas de potência, a técnica de amostragem por importância tem se mostrado bem mais eficiente que as demais. A técnica IS (*Importance Sampling*) é uma VRT que pode ser usada com a SMC. Pode-se observar num experimento que certas variáveis de entrada apresentarão relação mais forte com as de saída do que outras. Assim, tais variáveis, se amostrados com maior frequência que as demais, levam à redução das variâncias das estimativas. Este conceito pode ser entendido para a IS, de modo que sua metodologia básica consiste em encontrar uma distribuição de probabilidade que privilegie determinadas realizações de certas variáveis aleatórias de entrada, em um processo de amostragem. Em IS, obtém-se e utiliza-se uma nova distribuição de probabilidade para gerar amostras dos eventos de interesse. Assim, os eventos que são considerados mais importantes são amostrados mais frequentemente [6].

A aplicação desta nova distribuição na SMC resultaria em um estimador tendencioso, porém os resultados da simulação são ponderados para compensar este efeito e desta maneira garantir que o estimador final, denominado estimador de IS, seja não tendencioso. A ponderação é definida pela utilização da razão de verossimilhança, que é apresentada mais à frente [4]-[6].

O problema encontrado durante a implementação da IS, é a escolha apropriada desta nova distribuição de amostragens. Quando feita de maneira correta trará como recompensa economia em esforço computacional, porém, uma escolha equivocada será penalizada com tempos de simulação maiores aos que seriam necessários se uma SMC convencional fosse diretamente utilizada. Algumas maneiras de resolver este problema foram propostas em [17], [28] e [29]. Dos métodos apresentados nestas referências, a maioria deles recai em resolver algum tipo de problema de otimização, tal que a variância do estimador de IS seja minimizada.

Em 2002, Homem-de-Mello e Rubinstein [28] propuseram uma maneira alternativa de estimar a nova distribuição de amostragem. 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 a divergência de Kullback - Leibler. Os conceitos apresentados neste trabalho, mais algumas outras contribuições, foram posteriormente organizados por Rubinstein dando origem ao método da Entropia Cruzada [5], [6].

#### **3.2.4. Método da Entropia Cruzada**

O método da entropia cruzada, atribuído a Rubinstein é uma abordagem genérica da SMC para problemas de otimização combinatória e amostragem por importância. O método teve suas origens na área de simulação de eventos raros, onde as probabilidades muito pequenas precisam ser estimadas com precisão, por exemplo, na análise da confiabilidade de redes.

Conforme exposto na subseção anterior, a técnica de amostragem por importância é baseada na ideia de fazer com que a ocorrência de eventos significativos seja mais frequente. Estes eventos significativos são aqueles que têm maior contribuição nos parâmetros sendo estimados pela 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 [6].

Em geral, é útil escolher a distribuição de IS dentro da mesma família de funções densidade de probabilidade (*probability density function* - *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. Assim, o problema se resume em encontrar o melhor conjunto de parâmetros para esta nova *pdf*, denominado vetor de parâmetros de referência ótimo [4]-[7].

### 3.3.

#### Aplicação do Método CE na Avaliação de Índices de Confiabilidade

Nesta seção, a metodologia para avaliar os índices de confiabilidade da capacidade de geração é apresentada. A ideia é encontrar uma nova *pdf* tal que os estados de falha sejam amostrados com maior frequência e, assim, acelerar o processo de convergência dos principais índices.

O método apresenta duas etapas bem diferenciadas. Em um primeiro momento, o algoritmo CE para simulação de eventos raros é utilizado para se estimar um vetor de parâmetros de referência ótimo. Nesta etapa, as disponibilidades das máquinas individuais são distorcidas de tal maneira a aumentar a frequência com que os estados de falha são encontrados. Uma vez que a distorção ótima para o sistema é determinada, os índices LOLP, LOLE, EPNS, EENS, LOLF e LOLD podem ser determinados. A convergência dos índices pode ser controlada pelo valor do parâmetro  $\beta$  especificado.

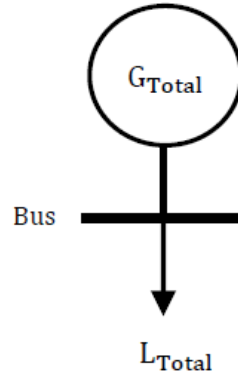
#### 3.3.1.

##### Formulação do Problema

Seja um sistema de geração de barra única com  $N_C$  usinas geradoras conforme ilustrado na Fig. 3.1. Também considere que a  $j$ -ésima usina de geração ( $GS_j$ ) é composta por  $n_j$  unidades idênticas e independentes, cada uma com a

capacidade  $C_j$ . O comportamento de cada unidade individual segue uma distribuição de Bernoulli com indisponibilidade  $u_j$ .

Portanto, cada usina de geração é uma variável aleatória binomial com uma função de probabilidade  $f(\cdot; n_j; u_j)$ . Considere também que a carga do sistema assume valor constante  $L$  ao longo do período de análise.



**Figura 3.1: Sistema de geração – Barra única [27].**

O problema de avaliar o índice LOLP, por exemplo, pode ser descrito por [11],

$$LOLP = E_u[H_{LOLP}(\mathbf{X})] = \sum_{\mathbf{X}_k \in \Omega} H_{LOLP}(\mathbf{X}_k) f(\mathbf{X}_k; \mathbf{n}; \mathbf{u}) \quad (3.1)$$

onde:

$\mathbf{X}_k$  é um possível resultado do vetor aleatório  $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_j, \dots, x_{N_c}]$  cujo elemento genérico  $x_j$  representa o número de unidades disponíveis na estação geradora  $GS_j$ ;

O índice LOLP é o somatório das probabilidades de todos os estados de  $\Omega$  onde a capacidade de geração é insuficiente para atender  $L$ ;

$H_{LOLP}(\mathbf{X}_k) = I_{[S(\mathbf{X}_k) < L]}$ , conhecida como função teste para o índice LOLP.

$H_{LOLP}(\mathbf{X}_k) = 1$ , se  $\{S(\mathbf{X}_k) < L\}$  é verdadeiro e  $H_{LOLP}(\mathbf{X}_k) = 0$ , caso contrário;

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

$\mathbf{u} = [u_1, u_2, \dots, u_j, \dots, u_{N_c}]$  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 unidade existentes em cada estação geradora  $GS_j$ .

A expressão  $S(\mathbf{X}_k)$  representa uma função desempenho no espaço de estado  $\Omega$ . Neste caso,  $S(\mathbf{X}_k)$  é o somatório de todas as capacidades de geração disponíveis associadas com o estado  $\mathbf{X}_k$  dado por,

$$S(\mathbf{X}_k) = \mathbf{X}_k \mathbf{C}^T = [x_1, x_2, \dots, x_j, \dots, x_{N_c}] [C_1, C_2, \dots, C_j, \dots, C_{N_c}]^T \quad (3.2)$$

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

$$f(\mathbf{X}_k; \mathbf{n}; \mathbf{u}) = \prod_{j=1}^{N_c} \frac{n_j!}{x_j! (n_j - x_j)!} (1 - u_j)^{x_j} (u_j)^{n_j - x_j} \quad (3.3)$$

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

$$LOLP = P_u\{S(\mathbf{X}) < L\} = E_u[I_{\{S(\mathbf{X}) < L\}}], \quad (3.4)$$

Para estimar o índice LOLP em (3.4), uma SMC não cronológica pode ser utilizada e em seguida utilizar o estimador tendencioso para o índice LOLP,

$$LOLP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{\{S(\mathbf{x}) < L\}}, \quad (3.5)$$



Porém, se o nível da 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 extremamente raro. Em consequência, o estimador (3.5) exige um grande esforço computacional ( $N$  precisa ser muito grande para estimar LOLP com um baixo nível de incerteza  $\beta$ ) [5]. Para acelerar esse processo de convergência, técnicas de IS devem ser utilizadas e outro estimador não tendencioso para o índice LOLP é dado por:

$$LOLP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{\{S(\mathbf{X}) < L\}} W(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}; \mathbf{u}; \mathbf{v}), \quad (3.6)$$

onde  $W(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \mathbf{v})$  é dita função de verossimilhança, e representa uma correção que deve ser realizada no processo de amostragem devido à utilização do vetor das indisponibilidades distorcidas. O valor da verossimilhança definido para um estado  $\mathbf{X}$  é dado por:

$$\begin{aligned} W(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}; \delta; \mathbf{v}) &= \frac{f(\mathbf{X}_k; \mathbf{n}, \delta)}{f(\mathbf{X}_k; \mathbf{n}, \mathbf{v})} \\ &= \frac{\left( \prod_{j=1}^J \frac{n_j!}{x_j! (n_j - x_j)!} p_j^{x_j} (1 - p_j)^{n_j - x_j} \right)}{\prod_{j=1}^J \frac{n_j!}{x_j! (n_j - x_j)!} p_j'^{x_j} (1 - p_j')^{n_j - x_j}}, \end{aligned} \quad (3.7)$$

No caso específico do problema apresentado nesta seção, a expressão (3.7) finalmente resulta em,

$$W(\mathbf{X}_i; \mathbf{n}; \mathbf{u}; \mathbf{v}) = \frac{f(\mathbf{X}_k; \mathbf{n}, \mathbf{u})}{f(\mathbf{X}_k; \mathbf{n}, \mathbf{v})} = \frac{(\prod_{j=1}^J (1 - u_j)^{x_j} (u_j)^{n_j - x_j})}{\prod_{j=1}^J (1 - v_j)^{x_j} (v_j)^{n_j - x_j}}, \quad (3.8)$$

Os demais índices de confiabilidade são calculados de forma similar ao processo anteriormente descrito para a LOLP, utilizando-se para tal funções testes apropriadas para cada indicador.

### 3.3.2.

#### Algoritmo de SMC Não Sequencial Baseado no Método CE

A partir dos conceitos e equações apresentadas na seção anterior, a ideia é estimar o vetor de parâmetros de referência ótima  $v_{opt}$  através das distorções das indisponibilidades das unidades de geração. Esta distorção é feita com a finalidade de aumentar a frequência com que os estados de falha são sorteados. Em geral, as indisponibilidades que sofrem maiores distorções são aquelas ligadas as maiores unidades geradoras, uma vez que se alguma delas estiver indisponível resulta em riscos mais elevados de corte de carga. Evidentemente, outros fatores podem influenciar tais distorções e somente o método CE pode adequadamente identificar.

O algoritmo a seguir de dez passos é utilizado para estimar  $v_{opt}$  e estimar os índices de confiabilidade do sistema, onde o *Passo 1* é a inicialização, *Passos 2-6* são a abordagem para otimização do método da entropia cruzada e os *Passos 7-10* são a SMC otimizada com IS [4],[5].

*Passo 1)* Ler as informações sobre as estações geradoras, a  $L$  e todos os parâmetros iniciais de simulação. Devem ser especificadas as capacidades das unidades geradoras ( $C_j$ ), taxas de falha e reparo ( $\lambda_j$  e  $\mu_j$ ) e número de unidades por estação de geração. O parâmetro de suavização, em geral é igual a 1. O parâmetro de níveis múltiplos  $\rho$  (com valores típicos entre 0,01 e 0,1) e número de amostras  $N$  (por exemplo, 25000 amostras) devem ser especificados para os *Passos 2-6* do algoritmo. A tolerância para o coeficiente de variação  $\beta$  (geralmente entre 1% e 5%) deve ser informada para os *Passos 7-10*. Para estes mesmos passos, definir um número máximo de iterações  $N_{MAX}$ ;

*Passo 2)* Definir  $\widehat{v}_0 = u$ , ou seja,  $\widehat{v}_0$  será igual ao vetor de indisponibilidade do sistema de geração. Fazer  $k = 1$  (contador de iterações do processo de otimização);

*Passo 3)* Gerar  $N$  amostras aleatórias  $X_1, X_2, \dots, X_N$  de estados de geração, de acordo com a função massa de probabilidade  $f(\cdot; n; \widehat{v}_{k-1})$ . Deve-se

avaliar a função desempenho  $S(X_i) = \sum X_{ij} \cdot C_j$  e ordenar os valores de modo decrescente;

*Passo 4)* O próximo passo é encontrar o nível de carga que será considerado na iteração  $k$ . O valor de  $\hat{L}_k$  será uma aproximação do  $(\rho)$  quantil amostral tal que  $\hat{L}_k = S_{[(1-\rho)N]}$ . Basicamente, é necessário calcular  $[(1-\rho)N]$  e utilizar esse valor como um índice  $r$  de  $S$ , de modo que  $\hat{L}_k$  será igual ao valor da  $r$ -ésima posição do vetor  $S$  caso  $S_{[(1-\rho)N]} > L$ . Caso contrário,  $\hat{L}_k = L$ . Avaliar se a função teste  $H_{LOLP}(X_i) = I_{\{S(X_i) < L_k\}}$  para todo  $X_i$ . Além disso, deve-se avaliar também a função de verossimilhança  $W(X_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_{k-1})$  de acordo com a equação (3.8);

*Passo 5)* Atualizar o vetor com as indisponibilidades distorcidas das estações de geração de acordo com a formulação a seguir

$$\hat{\mathbf{v}}_{k,j} = 1 - \frac{1}{n_j} \left[ \frac{\sum_{i=1}^N I_{\{S(X_i) < L_k\}} W(X_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_{k-1}) X_{ij}}{\sum_{j=1}^N I_{\{S(X_i) < L_k\}} W(X_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_{k-1})} \right], \quad (3.9)$$

*Passo 6)* Se  $\hat{L}_k = L$ , finaliza processo e continua para o *Passo 7*; caso contrário incrementar o contador de iterações  $k = k + 1$  e recomeçar o processo do *Passo 3*;

*Passo 7)* Considerar que  $v_{opt}$  seja aproximadamente igual a  $\hat{\mathbf{v}}_k$ ;

*Passo 8)* Gerar uma amostra  $X_N$  de acordo com a função massa de probabilidade  $f(\cdot; \mathbf{n}; \hat{\mathbf{v}}_k)$  e fazer  $N_1 = N_1 + 1$ ;

*Passo 9)* Deve ser feita a avaliação de  $H_{LOLP}(X_{N_1})$ ,  $H_{EPNS}(X_{N_1})$ ,  $H_{LOLF}(X_{N_1})$  de acordo com (2.8), (2.9) e (2.10), respectivamente. Também avaliar  $W(X_{N_1}; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_k)$  e estimar os índices de confiabilidade

$$\widehat{LOLP} = \frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^{N_1} H_{LOLP}(X_i) W(X_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_k), \quad (3.10)$$

$$\widehat{EPNS} = \frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^{N_1} H_{EPNS}(X_i) W(X_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_k), \quad (3.11)$$

$$\widehat{LOLF} = \frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^{N_1} H_{LOLF}(X_i) W(X_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_k), \quad (3.12)$$

As expressões  $H_{LOLP}(X_i)$ ,  $H_{EPNS}(X_i)$  e  $H_{LOLF}(X_i)$  representam as funções testes da LOLP, EPNS e LOLF respectivamente. Especificando um intervalo de tempo  $T$ , por exemplo, de 8736 horas:

$$\widehat{LOLE} = \widehat{LOLP} \times T \quad (3.13)$$

$$\widehat{EPNS} = \widehat{EPNS} \times T \quad (3.14)$$

$$\widehat{LOLD} = \frac{\widehat{LOLP}}{\widehat{LOLF}} \quad (3.15)$$

*Passo 10)* Calcular os coeficientes de variação  $\beta_{N_1}^{LOLP}$ ,  $\beta_{N_1}^{EPNS}$  e  $\beta_{N_1}^{LOLF}$ . Caso os coeficientes sejam menores que as tolerâncias especificadas no *Passo 1* ou se  $N_1 \geq N_{MAX}$ , parar o algoritmo; caso contrário voltar ao *Passo 8*. Para tornar o processo mais eficiente, a convergência é testada em blocos de, por exemplo, 1000 amostras.

### 3.3.3.

#### Algoritmo de SMC Quasi-Sequencial Baseado no Método CE

Como é discutido na Seção 2.4.3, a simulação Monte Carlo quasi-sequencial é uma metodologia de avaliação de índices de confiabilidade que utiliza um modelo Markoviano de carga não-agregado de níveis múltiplos para avaliar índices de confiabilidade em sistemas tempo-dependentes.

- **Algoritmo SMC Quasi-Sequencial Básico**

O algoritmo de simulação SMC quasi-sequencial descrito de forma simplificada na Seção 2.4.3 é agora reapresentado com maiores detalhes para que se possam introduzir a seguir os conceitos CE. Tal algoritmo segue os passos propostos em [4]:

- Passo 1)* Ler as informações referentes aos parâmetros das unidades, níveis horários de carga, séries hidrológicas e eólicas, etc. 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)* Amostrare as séries hidrológicas e eólicas de acordo com suas respectivas probabilidades de ocorrência;
- Passo 4)* Avaliar as capacidades efetivas das unidades de geração durante a hora  $h$ , considerando as séries hidrológicas e eólicas amostradas;
- Passo 5)* Amostrare o estado *Up/Down* de cada unidade de geração a partir dos seus respectivos modelos estocásticos;
- Passo 6)* Avaliar  $G(h)$ , i.e., a capacidade total do sistema durante a hora  $h$ , considerando as capacidades efetivas 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. (2.8), (2.9) e (2.10);
- Passo 9)* Estimar os índices de confiabilidade considerando todos os estados amostrados  $\mathbf{X}_i$  via (3.16), (3.17) e (3.18);

$$\hat{LOLP} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M H_{LOLP}(\mathbf{X}_i) \quad (3.16)$$

$$\hat{EPNS} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M H_{EPNS}(\mathbf{X}_i) \quad (3.17)$$

$$\hat{LOLF} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M H_{LOLF}(\mathbf{X}_i) \quad (3.18)$$

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

*Passo 11)* 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*.

Como já mencionado, se o modelo de carga for seguido hora a hora pela simulação, outros eventos 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* das unidades de geração considerando as capacidades efetivas disponíveis a cada hora (séries hidrológicas, eólicas e solares).

A simulação quasi-sequencial é muito simples, permitindo representar modelos horários de carga diferentes por barra ou por área e também as flutuações nas capacidades das fontes renováveis. Eventualmente, políticas de manutenção programada podem ser facilmente implementadas.

- **Algoritmo SMC Quasi-Sequencial via Método CE**

Para melhorar o desempenho computacional, sobretudo em sistemas com eventos raros, a SMC quasi-sequencial/CE foi proposta também em [16], a qual utiliza os conceitos de entropia cruzada 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 Subseção 3.3.2, *Passos 1 - 6*, com uma particularidade. No caso das unidades de geração oriundas de fontes renováveis, o valor de capacidade que será considerado durante o processo de otimização, i.e.,  $C_j$ , será igual à capacidade média disponível de cada unidade de acordo com suas respectivas séries

hidrológicas/eólicas/solares. O processo de estimação dos índices será similar 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:

$$\hat{LOLP} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M H_{LOLP}(X_i) W(X_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_K^{LOLP}) \quad (3.19)$$

$$\hat{EPNS} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M H_{EPNS}(X_i) W(X_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_K^{LOLP}) \quad (3.20)$$

$$\hat{LOLF} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M H_{LOLF}(X_i) W(X_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_K^{LOLP}) \quad (3.21)$$

onde  $W(X_i; \mathbf{n}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{v}}_K^{LOLP})$  representa a razão de verossimilhança em (3.8).

A SMC quasi-sequencial via CE retém todas as vantagens da versão convencional e aproveita também a distorção ótima do modelo de geração de modo a intensificar as ocorrências de falha. Assim, tal versão apresenta um desempenho computacional superior em comparação à SMC quasi-sequencial convencional, principalmente em sistemas robustos, i.e., com índices de confiabilidade baixos. Ambas as versões da SMC quasi-sequencial, i.e., com e sem os conceitos CE, não podem avaliar as distribuições de probabilidade dos índices.

### 3.3.4. Representação das Séries de Carga e Geração Renovável

A simplicidade de programação e o excelente desempenho computacional tornam o algoritmo de SMC quasi-sequencial uma alternativa importante em relação às simulações sequenciais ou cronológicas. Mesmo utilizando uma abordagem não sequencial, estes algoritmos conseguem representar aspectos cronológicos relevantes para os sistemas de potência atuais como, por exemplo, as variações horárias de carga e flutuações nas capacidades de geração. Por esta razão, a SMC-QS será utilizada em sua versão CE, denominada SMC-QS-CE nesta dissertação para estudos em relação às séries temporais que descrevem as flutuações de capacidade das unidades de geração provenientes de fontes renováveis.

Observe que nos algoritmos que utilizam IS via CE, existe uma etapa de otimização (*Passos 2 a 6*, do algoritmo da Subseção 3.3.2) para se calcular as distorções ótimas nos parâmetros estocásticos; no caso em questão, essencialmente as indisponibilidades das unidades geradoras. Esta etapa é na verdade uma pré-simulação via Monte Carlo, onde as distribuições originais associadas às disponibilidades das unidades geradoras são simuladas e as condições de falha verificadas.

Nos casos em que se deseja capturar aspectos cronológicos (SMC cronológica, quasi-sequencial e pseudo-sequencial [16]), a etapa de pré-simulação, em geral, não costuma utilizar as distribuições de probabilidade associadas às séries temporais das cargas e/ou flutuações de capacidade das fontes renováveis. Algumas tentativas de trazer alguma informação estocástica dessas séries para a pré-simulação foi realizada apenas para as cargas, porém sem estudos mais detalhados sobre sua eficiência; e.g., ver [4].

A principal intenção desta dissertação é verificar através de testes de simulação as diferentes estratégias para representar as séries temporais de carga e geração renovável na etapa de pré-simulação. Embora a pré-simulação não consuma muito tempo do processamento da SMC via CE, uma distorção de indisponibilidades mais próxima da ótima (devido à melhor representação dos processos cronológicos finais) poderá produzir ganhos computacionais relevantes na etapa final da SMC. Obviamente, se a pré-simulação for muito sofisticada em termos de representação, haverá um gasto computacional mais elevado que poderá anular os ganhos conseguidos na etapa final da SMC. Tais aspectos deverão ser analisados e compreendidos para o melhor desempenho da ferramenta SMC-QS-CE.

### **3.4. Comentários Finais**

Neste capítulo são apresentadas algumas técnicas de redução de variância, entre elas a amostragem por importância, bem como a estrutura básica do método da Entropia Cruzada aplicado na simulação de eventos raros. Verifica-se como este método pode ser aplicado na avaliação de índices de confiabilidade de confiabilidade em sistemas de geração.



São apresentadas as metodologias baseadas na SMC-QS e SMC-QS-CE que serão utilizadas na avaliação dos índices de confiabilidade LOLP, EPNS e LOLF (e, conseqüentemente, LOLE, EENS e LOLD) no próximo capítulo. A discussão principal se dá na forma de se considerar as séries temporais que representam as cargas horárias e as capacidades de geração das fontes renováveis, de modo a se obter o melhor benefício em termos computacionais.

## 4 Resultados

### 4.1. Introdução

As metodologias discutidas nos capítulos anteriores são utilizadas para analisar a melhor abordagem para o tratamento de elementos dependentes do tempo na pré-simulação. Entende-se como pré-simulação a etapa de distorção dos parâmetros de indisponibilidade das unidades geradoras do sistema quando o método CE é aplicado. A simulação Monte Carlo quasi-sequencial (MCS-QS) e sua extensão utilizando o método CE são amplamente utilizadas na avaliação dos índices de confiabilidade.

Os testes foram desenvolvidos a partir do sistema *IEEE Reliability Test System* versão 1996 (IEEE-RTS 96), [31], onde inicialmente foram obtidos valores padrões para os índices de confiabilidade. Em seguida, é considerada uma versão modificada do IEEE-RTS, configurando o sistema com uma grande penetração de energia renovável. Ademais, são incluídas séries temporais associadas a essas fontes com a finalidade de simular a variabilidade das mesmas e, conseqüentemente, suas capacidades. Os resultados das simulações e dos testes de sensibilidade são discutidos e apresentados em gráficos e tabelas.

### 4.2. Condições Iniciais para a Realização dos Testes

Nesta seção são tratadas as preparações para a realização dos testes com o sistema utilizado, i.e., o IEEE-RTS 96. Originalmente, esse sistema apresenta 96 unidades de geração com capacidade total instalada igual a 10215 MW. Os parâmetros do sistema como indisponibilidades, capacidades das unidades, tipos de fonte e demais dados podem ser encontrados em [31]. A carga desse sistema é representada por uma série horária com 8736 pontos discretos, cujo valor pico é 8850 MW.

Trazendo para um contexto próximo do mundo atual, serão feitas substituições de unidades geradoras no sistema IEEE RTS 96 de tal modo que o sistema passe a ter grande inserção de fontes renováveis. São consideradas somente fontes eólica e hídrica, sendo descartadas as demais, e.g., solar, etc. A análise mostrada pode ser facilmente estendida para a inclusão dessas outras fontes renováveis.

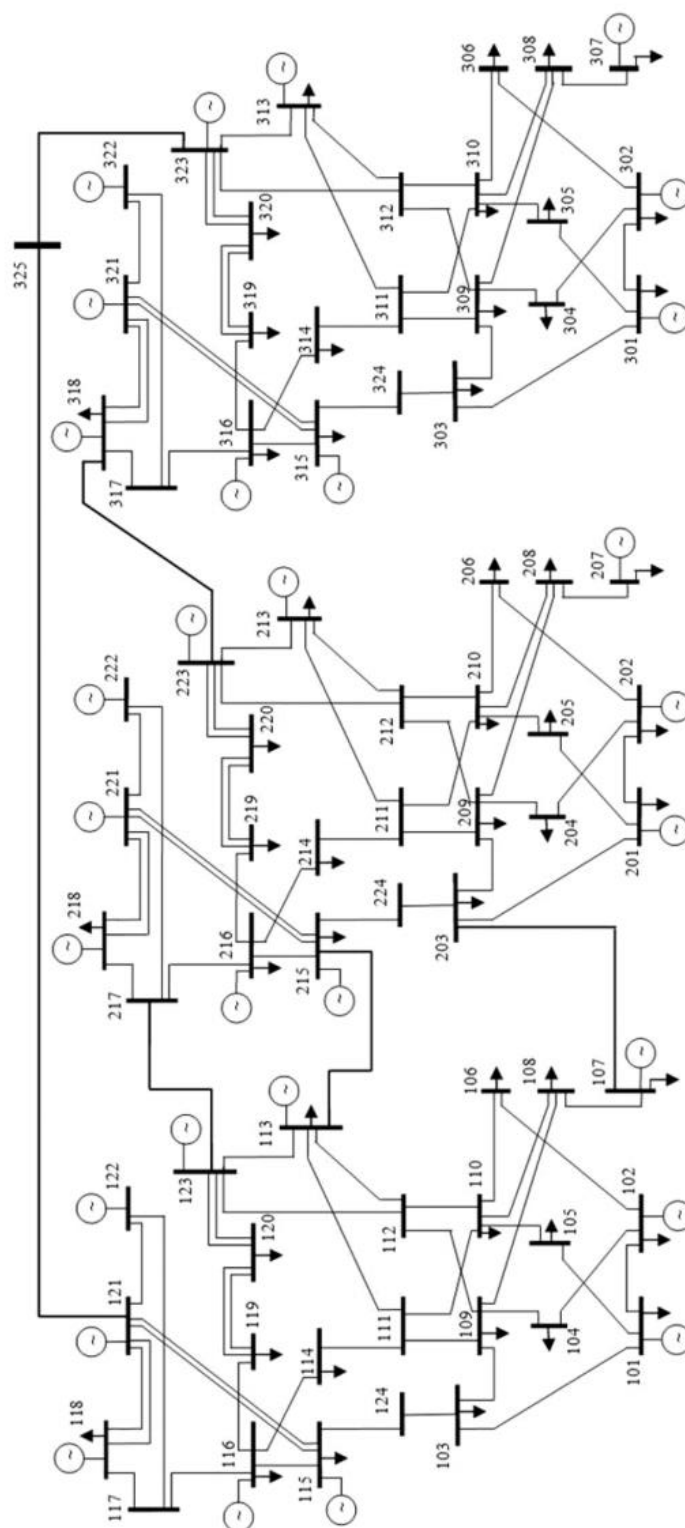
Por fim, a partir do “novo” sistema formado, são inseridas as séries temporais de vento e hídrica para determinação horária das capacidades das usinas correspondentes.

É realizada a avaliação dos índices de confiabilidade do sistema em cada uma das etapas supracitadas, de modo que sejam definidos os valores de referência para esta dissertação. Os tempos de simulação para o SMC-QS-CE apresentados nas tabelas são totais, ou seja, tempo da pré-simulação mais o tempo da simulação Monte Carlo. A pré-simulação é um processo de baixo custo computacional, levando em média 20 segundos para sua execução.

#### **4.2.1. IEEE Reliability Test System Original**

Primeiramente, é analisado o sistema IEEE RTS original, apresentado na Figura 4.1 antes de qualquer modificação. A partir daí, o processo de avaliação dos índices de confiabilidade é dividido em duas etapas. A primeira é chamada de pré-simulação e a segunda de simulação Monte Carlo propriamente dita. A pré-simulação consiste no processo de otimização, através do método CE, para definir as distorções das indisponibilidades. Com esse resultado em mãos, a segunda etapa é iniciada para os cálculos dos índices de confiabilidade do sistema.

Os parâmetros iniciais para a simulação são  $\beta = 1\%$ , número máximo de sorteios  $N_{MAX} = 1 \times 10^{10}$  com convergência verificada a cada 1000 sorteios realizados. Para a pré-simulação tem-se  $\alpha = 1$ ,  $\rho = 0,03$  e número máximo de sorteios  $N = 20.000$ . A carga na pré-simulação é mantida no seu valor de pico, ou seja,  $L = 8850$  MW e as potências das unidades geradoras são todas nominais. A Tabela 4.1 apresenta os resultados dos índices de confiabilidade para os métodos: SMC-QS e SMC-SQ via CE.



**Figura 4.1 Sistema IEEE RTS 96 [32].**

**Tabela 4.1: Índices de Confiabilidade.**

IEEE - RTS	LOLP $\times 10^{-5}$	LOLE [h/a]	EPNS [MW]	EENS [MWh/a]	LOLF [oc./a]	LOLD [h]	Tempo [min]
SMC-QS	1,5075	0,1317	0,0025	21,9610	0,0507	2,5971	4,87
SMC-QS CE	1,5293	0,1336	0,0027	23,3311	0,0493	2,7096	0,23

Pode ser observado na Tabela 4.1 valores pequenos para a LOLP (ambos da ordem de  $10^{-5}$ ), mostrando que os eventos são relativamente raros e, desse modo, o uso do CE trouxe ganho computacional (*speed-up*) de  $4,87/0,23 = 21,17$ . Trata-se de um *speed-up* excelente obtido pelo método SMC-QS-CE e, obviamente, mantendo o mesmo nível de precisão.

Assim, o sistema original tem um desempenho bom em termos de confiabilidade da capacidade de geração. Observa-se uma LOLE de 0,1336 horas por ano via CE, uma energia média não suprida, EENS, igual a 23,3311 MWh por ano, uma frequência de falha, LOLF, igual 0,0493 ocorrências por ano e uma duração média da falha LOLD igual a 2,7096 horas, i.e., quando ocorre uma falha a duração desta será menor que 3 horas, em média.

Os valores dos índices calculados são as referências para as próximas análises a serem feitas.

#### **4.2.2. Inserção de Fontes Renováveis no Sistema**

A presente seção é destinada a apresentar a modificação feita no sistema inicial. Tal modificação é obtida através da substituição de fontes de geração tradicionais (i.e., óleo e carvão) por unidades renováveis (i.e., eólica e hidráulica). No entanto, essa substituição não pode ser feita através de uma simples troca. Diferente das fontes térmicas, a capacidade de geração das renováveis varia de acordo com as séries temporais associadas a elas e, para que seja possível determinar o número adequado de unidades a serem inseridas, é preciso saber o fator de capacidade médio para as regiões desse sistema.

Tendo como referência o artigo [33], são feitas substituições de geradores nas três áreas do sistema. As séries eólicas e as séries hídricas utilizadas foram obtidas em [34]. Vale ressaltar que as séries eólicas são horárias, com 8736 valores e as séries hídricas são mensais com 12 valores. São 5 anos de séries para cada uma das três áreas do sistema: ver Apêndice A, Figuras A.1 a A.15. A partir delas, é possível calcular os fatores de capacidades médios por área e para cada uma das unidades de geração e, em seguida, o número de unidades substituídas no sistema. Os valores podem ser vistos na Tabela 4.2.

**Tabela 4.2: Substituição das unidades no sistema IEEE RTS.**

Área	Nº de unids.	Cap. por unidade (MW)	Total (MW)	Tipo	Nº de unids.	Cap. por unidade	Total (MW)	Fator de capacidade
1	2	76	152	Eólica	269	2.5	672,5	0,226
	2	76	152	Hidro	2	84	168	0,898
	3	197	591	Hidro	3	212	636	0,898
	1	155	155	Eólica	275	2.5	687,5	0,226
2	2	76	152	Eólica	155	2.5	387,5	0,392
	2	76	152	Hidro	2	80	160	0,867
	3	197	591	Hidro	3	253	759	0,867
	1	155	155	Eólica	158	2.5	395	0,392
3	2	76	152	Eólica	210	2.5	525	0,290
	2	76	152	Hidro	2	96	192	0,823
	3	197	591	Hidro	2	352	704	0,823
	1	155	155	Eólica	214	2.5	535	0,290

Foram substituídos 3150 MW de térmicas por 5821,5 MW de renováveis. Para assegurar que a substituição esteja sendo realizada de maneira adequada, é feita a avaliação dos índices de confiabilidade para essa nova configuração do sistema. Para a pré-simulação serão considerados  $\alpha = 1$ ,  $\rho = 0,03$  e número máximo de sorteios  $N = 20.000$ . A carga foi mantida no seu valor de pico, ou seja,  $L = 8850$  MW e as potências das unidades eólicas e hídricas multiplicadas pelo fator de capacidade. As unidades eólicas não são consideradas no processo do CE, uma vez que são máquinas pequenas comparadas as demais que estão no sistema. A distorção dos parâmetros delas não influencia no processo de simulação. Assim, as unidades de geração que fazem parte do processo de distorção dos parâmetros (i.e., na pré-simulação) são as hidráulicas e as térmicas.

Os parâmetros iniciais para a simulação: coeficiente de variação  $\beta = 1\%$ , número máximo de sorteios  $N_{MAX} = 1 \times 10^{10}$  e a convergência é verificada a cada 1000 sorteios realizados. Os índices de confiabilidade para esse novo sistema podem ser vistos na Tabela 4.3.

**Tabela 4.3: Índices do novo sistema - Sem as séries das fontes renováveis.**

IEEE - RTS	LOLP $\times 10^{-5}$	LOLE [h/a]	EPNS [MW]	EENS [MWh/a]	LOLF [oc./a]	LOLD [h]	Tempo [min]
SMC-QS	1,5270	0,1334	0,0027	23,9577	0,0516	2,5854	259,48
SMC-QS CE	1,5018	0,1312	0,0026	22,9722	0,0496	2,6470	16,13

Pode-se observar que os valores obtidos para os índices estão dentro do limite estipulado pelo parâmetro  $\beta$  e, portanto, bem próximos aos valores de referência estipulados na Subseção 4.2.1. Assim, conclui-se que a substituição das unidades foi feita de maneira adequada. Também se pode assinalar que a aplicação do método CE proporcionou um *speed-up* no tempo de simulação de 16,08. Claro que o aumento no número de unidades eólicas devido ao processo de substituição trouxe um aumento no tempo computacional.

Ressalta-se, por último, que nenhuma das séries temporais representativas das flutuações de capacidade das unidades renováveis foram utilizadas, somente a série horária da carga.

#### 4.2.3. Inserção das Séries Temporais das Unidades Renováveis

Nesta subseção, será feita a inserção das séries horárias para as unidades eólicas e as séries mensais para as máquinas hidráulicas na SMC. Neste teste inicial de referência, as séries anuais exibidas em Apêndice são independentes e podem ser amostradas em qualquer ordem. Uma vez amostrada a série eólica de um determinado ano, ela poderá ser analisada com a série hídrica amostrada para qualquer outro ano, de modo a definir simultaneamente os perfis de geração das três áreas. Os parâmetros iniciais para a pré-simulação são os mesmos utilizados

anteriormente, sendo que a carga é mantida no seu valor de pico e as potências das unidades hídricas e térmicas são as nominais. Novamente, as máquinas eólicas não consideradas para o processo do CE.

Na Tabela 4.4 podem ser vistos os valores dos índices de confiabilidade para essa configuração. Como pode ser observado, os índices obtidos com ambas as ferramentas, i.e., SMC-QS sem e com o CE, são semelhantes considerando a tolerância especificada. Tem-se um *speed-up* de  $320,96/79,97 = 4,01$  a favor da ferramenta SMC-QS-CE.

**Tabela 4.4: Índices do novo sistema - Com as séries das fontes renováveis.**

IEEE - RTS	LOLP $\times 10^{-4}$	LOLE [h/a]	EPNS [MW]	EENS [MWh/a]	LOLF [oc./a]	LOLD [h]	Tempo [min]
SMC-QS	1,1524	1,0067	0,0229	200,2758	0,3422	2,9415	320,96
SMC-QS CE	1,1479	1,0028	0,0230	200,7126	0,3432	2,9214	79,97

Como era de se esperar, há um aumento nos índices de confiabilidade nesta avaliação, assim como também no tempo de processamento. A partir do momento que as capacidades das máquinas eólicas e hídricas começam a variar durante o processo de SMC-QS, o estado de falha do sistema começa a ser mais atingido pela ausência do recurso renovável. É possível identificar isso pelo aumento dos índices, por exemplo, a LOLE passa de 0,1312 horas por ano (SMC-QS-CE, Tabela 4.3) para LOLE = 1,0028 horas por ano (Tabela 4.4). O índice de energia não suprida sobe de 22,9722 MWh/ano para (SMC-QS-CE, Tabela 4.3) para EENS = 200,7126 MWh/ano (Tabela 4.4).

Observa-se um aumento de tempo CPU para ambas as ferramentas: 258,48 (Tabela 4.3) para 320,96 minutos (Tabela 4.3) para a SMC-QS e 16,12 (Tabela 4.3) para 79,97 minutos (Tabela 4.4) para a SMC-QS-CE. Assim, o *speed-up* passou de 16,03 para 4,01, uma redução expressiva. Ao considerar as séries eólicas e hídricas, a ocorrência de falhas se torna um evento menos raro (i.e., o risco de corte de carga aumenta) se comparado ao caso anterior. Portanto, o benefício em termos de *speed-up* obtido pelo uso do CE é menos expressivo.



Os testes analisados na próxima seção têm como base o sistema simulado nesta seção e os valores aqui encontrados como as novas referências.

### **4.3.**

#### **Testes de Sensibilidade**

Nesta presente são apresentados e analisados testes de sensibilidade com a intenção de verificar qual a melhor maneira de se trabalhar com as séries temporais que representam as diversas fontes de energia renovável do sistema, particularmente hidráulica e eólica, para que se tenha um melhor desempenho computacional.

A partir do sistema IEEE RTS modificado na Subseção 4.2.3, quatro testes são feitos para propor uma maneira melhor de lidar com esses dados tempo-dependentes. No primeiro teste, é avaliado o efeito de uma possível correlação entre as séries hidráulicas e eólicas. No segundo teste, é feito o sorteio das séries hídricas na pré-simulação, trazendo a variação da capacidade das unidades hidráulicas para o processo de distorção. No terceiro teste, é feita uma variação dos valores da carga na pré-simulação em três patamares: 90% do pico, 80% do pico e carga média. Por fim, o último teste consiste na variação das capacidades de geração hídrica na pré-simulação em 3 níveis: 90% da potência nominal, 80% da potência nominal e a potência nominal multiplicada pelo fator de capacidade. Os resultados são mostrados e discutidos nas seções a seguir.

#### **4.3.1.**

##### **Teste 1: Correlação entre as Séries Hidráulicas e Eólicas**

Neste primeiro teste é feita a correlação anual entre os sorteios da série hídrica e a série eólica. Como já mencionado, são disponibilizados 5 anos de séries (Apêndice A), todos com a mesma probabilidade de serem sorteados, de modo que só é necessário sortear de forma equiprovável o ano entre 1 e 5. Assim, as séries temporais eólicas e hídricas do ano sorteado são utilizadas para definir simultaneamente as gerações renováveis de todas as três áreas do sistema. Para cada ano existem 3 séries temporais distintas, uma para cada área do sistema. Desse modo, o que está sendo feito é o sorteio de um ano dentre esses 5 e retornando as séries renováveis correspondentes.

Para a pré-simulação serão considerados  $\alpha = 1$ ,  $\rho = 0,03$  e número máximo de sorteios  $N = 20.000$ . A carga foi mantida no seu valor de pico, ou seja,  $L = 8850$  MW e as potências das unidades hídricas e térmicas serão nominais. Como já fora mencionado na subseção 4.2.2, as máquinas eólicas não serão consideradas para o processo do CE.

A Tabela 4.5 mostra os valores dos índices de confiabilidade para essa configuração. Como pode ser observado, os índices obtidos com a ferramenta SMC-QS-CE são semelhantes, considerando a tolerância especificada, aos valores de referência, também apresentados na Tabela 4.5.

**Tabela 4.5: Índices de confiabilidade - Teste 1.**

IEEE - RTS	LOLP $\times 10^{-4}$	LOLE [h/a]	EPNS [MW]	EENS [MWh/a]	LOLF [oc./a]	LOLD [h]	Tempo [min]
SMC-QS-CE (REF)	1,1479	1,0028	0,0230	200,7126	0,3432	2,9214	79,97
SMC-QS CE	1,1576	1,0113	0,0232	202,8358	0,3453	2,9285	77,35

Esse resultado levanta um questionamento acerca das séries que estão sendo utilizadas. Os valores dos índices obtidos, assumindo a correlação entre as séries eólica e hídrica de um mesmo ano, foi praticamente o mesmo para os valores sorteados de forma independente. Isto mostra indícios de que ambas as séries temporais (eólicas e hídricas) possuem intermitências similares para diferentes anos. Para melhor visualização, as séries eólicas e hídricas exibidas no Apêndice A foram plotadas a partir de médias móveis e ambas estão representadas em quadrimestres. Como se pode observar, existe de fato uma sazonalidade similar entre os anos para ambas as séries temporais, i.e., eólica e hídrica.

#### 4.3.2.

#### Teste 2: Sorteio da Série Hidráulica na Pré-Simulação

O próximo teste feito é o sorteio das séries hídricas durante a pré-simulação, para buscar a redução do esforço computacional do modelo. A Tabela

4.6 apresenta os resultados para os índices de confiabilidade considerando a SMC-QS-CE aplicada no sistema IEEE RTS modificado e os valores de referência. O parâmetro  $\beta$  é especificado em 1% para todos os índices. Vale lembrar que o sorteio das séries é feito de maneira independente na simulação.

Para a pré-simulação foram considerados  $\alpha = 1$ ,  $\rho = 0,03$  e número máximo de sorteios  $N = 20.000$ . A carga foi mantida no seu valor de pico, ou seja,  $L = 8850$  MW e as potências das unidades hídricas e térmicas serão mantidas nominais.

**Tabela 4.6: Índices de confiabilidade – Teste 2.**

IEEE - RTS	LOLP $\times 10^{-4}$	LOLE [h/a]	EPNS [MW]	EENS [MWh/a]	LOLF [oc./a]	LOLD [h]	Tempo [min]
SMC-QS-CE (REF)	1,1479	1,0028	0,0230	200,7126	0,3432	2,9214	79,97
SMC-QS CE	1,4382	1,2564	0,0269	235,2731	0,3792	3,0498	204,70

Note que neste caso os valores encontrados para os índices de confiabilidade se afastaram um pouco da referência estipulada. Por exemplo, a LOLE passou de 1,0028 h/ano para 1,2564 h/ano enquanto que a EENS passou de 200,7126 MWh/ano para 235,2731 MWh/ano. Essas variações podem ser atribuídas ao efeito amostral como será discutido a seguir. O tempo de simulação, entretanto, aumentou substancialmente, passando de 79,97 minutos para 204,70 minutos.

Uma tentativa para reavaliar o problema foi feita partindo da ideia de troca da semente aleatória inicial (*seed*) do algoritmo. A *seed* é um parâmetro usado definido pelo usuário para iniciar o algoritmo gerador de números pseudoaleatórios. Quando ela é modificada, uma nova sequência de números pseudoaleatórios é gerada, podendo assim demonstrar que possíveis variações nos índices de confiabilidade ocorrem de fato pelo efeito amostral. A Tabela 4.7 a seguir apresenta os diferentes resultados obtidos a partir da mudança da *seed*.

**Tabela 4.7: Índices de confiabilidade – Variação da *seed* inicial.**

IEEE - RTS	LOLP $\times 10^{-4}$	LOLE [h/a]	EPNS [MW]	EENS [MWh/a]	LOLF [oc./a]	LOLD [h]	Tempo [min]
SMC-QS CE	2,1660	1,8922	0,0508	444,1180	0,5196	3,6415	169,69
SMC-QS CE	1,8591	1,6241	0,0392	343,0136	0,521159	3,1164	117,43
SMC-QS CE	1,4382	1,2564	0,0269	235,2731	0,3792	3,0498	204,70
SMC-QS CE	0,9619	0,8403	0,0185	161,8194	0,2904	2,8931	141,38
SMC-QS CE	0,9572	0,8362	0,0181	157,9347	0,2918	2,8652	112,63
SMC-QS CE	0,0656	0,5728	0,0122	107,0648	0,2094	2,7347	142,71
Média	1.2413	1.1703	0.0276	241.5372	0.3685	3.0501	148.09

Como pode ser visto, a mudança da *seed* mostrou a variação dos índices de confiabilidade devido ao efeito amostral associado ao valor do parâmetro  $\beta$ . Considerando os novos resultados obtidos, percebe-se que os valores médios da Tabela 4.7 aproximam alguns índices da referência proposta. Definitivamente, o tempo médio de simulação foi de 148,09 minutos, um aumento de 1,85 vezes do valor referência. Assim, pode-se concluir que essa opção de tratamento da série temporal não foi eficiente para reduzir o esforço computacional, pelo menos neste exemplo.

### 4.3.3.

#### Teste 3: Variação dos Patamares de Carga na Pré-Simulação

O teste seguinte busca descobrir se alterações na carga, durante a pré-simulação, trariam benefícios para a SMC. Ou seja, ao invés de trabalhar com o valor da carga no pico (8550 MW) serão observados 3 patamares: 90% da carga pico, 80% da carga pico e a carga média, que corresponde a aproximadamente 61% do valor da carga pico. Cada um desses testes será discutido nas subseções seguintes.

#### 4.3.3.1.

##### Carga na pré-simulação em 90% da carga pico

Na primeira parte dos testes, a carga na pré-simulação será fixada como  $L = 0,9 \times 8550 = 7695$  MW. A Tabela 4.8 apresenta os resultados para os índices de confiabilidade considerando a SMC-QS-CE aplicada no sistema IEEE RTS modificado, para um período de análise  $T = 8736$  horas. O parâmetro  $\beta$  é especificado em 1% para todos os índices.

Para a pré-simulação foram considerados  $\alpha = 1$ ,  $\rho = 0,03$  e número máximo de sorteios  $N = 20.000$ . Além disso, as potências das unidades hídricas e térmicas serão nominais.

**Tabela 4.8: Índices de confiabilidade – Teste 3 (90% da carga pico).**

IEEE - RTS	LOLP $\times 10^{-4}$	LOLE [h/a]	EPNS [MW]	EENS [MWh/a]	LOLF [oc./a]	LOLD [h]	Tempo [min]
SMC-QS-CE (REF)	1,1479	1,0028	0,0230	200,7126	0,3432	2,9214	79,97
SMC-QS CE	1,0232	0,8939	0,0201	175,6329	0,3203	2,7908	113,11

Pode-se observar também na Tabela 4.8 variações para os valores obtidos para os índices provavelmente dentro do limite estipulado pelo parâmetro  $\beta$ . Houve redução em índices como EENS que foi de 200,7126 MWh/ano para 175,6329 MWh/ano e EPNS que foi de 0,0230 MW para 0,0201 MW. Uma situação similar aconteceu na Subseção 4.3.2., onde a troca da *seed* foi sugerida como uma medida para se obter uma melhor percepção desses valores, a partir de novos sorteios de números pseudoaleatórios iniciais. Portanto, a Tabela 4.9 a seguir apresenta novos valores de índices obtidos a partir da mudança de *seed* inicial no algoritmo da SMC-QS CE.

A condição ideal para se comparar os resultados seria também efetuar simulações com diferentes *seeds* iniciais para o caso de referência. De qualquer forma, a caracterização de uma faixa amostral para o caso em questão permite uma comparação mais adequada de resultados.

**Tabela 4.9: Índices de confiabilidade – Variação da *seed* (90% da carga pico).**

IEEE - RTS	LOLP $\times 10^{-4}$	LOLE [h/a]	EPNS [MW]	EENS [MWh/a]	LOLF [oc./a]	LOLD [h]	Tempo [min]
SMC-QS CE	2,7090	2,3666	0,0642	561,5159	0,6476	3,6540	235,04
SMC-QS CE	2,3690	2,0696	0,0505	441,2877	0,6627	3,1230	83,19
SMC-QS CE	1,1954	1,0443	0,0240	210,2366	0,3534	2,9544	98,44
SMC-QS CE	1,0285	0,8985	0,0205	179,4535	0,3014	2,9807	105,33
SMC-QS CE	1,0232	0,8939	0,0201	175,6329	0,3203	2,7908	113,11
SMC-QS CE	0,6557	0,5728	0,0122	107,0648	0,2094	2,7347	142,71
Média	1,4968	1,3076	0,0319	279,1985	0,4158	3,0396	129,64

Como pode ser notado, à medida que a *seed* é alterada, diferentes valores para os índices de confiabilidade são apresentados. Considerando os novos resultados obtidos, percebe-se que os valores da Tabela 4-9 mostram índices que incluem o valor de referência, mas o tempo médio de simulação foi de 129,64 minutos; um aumento de aproximadamente 62% do tempo referência. Conclui-se, assim, não existir vantagem (em princípio) ao se reduzir a carga para 90% do pico na pré-simulação.

#### 4.3.3.2.

##### **Carga na Pré-Simulação em 80% da Carga Pico**

O segundo teste ligado à variação da carga será feito com  $L = 0,8 \times 8550 = 6840$  MW na pré-simulação. A Tabela 4.10 apresenta os resultados para os índices de confiabilidade considerando a SMC-QS-CE aplicada no sistema IEEE RTS modificado para um período de análise  $T = 8736$  horas. O parâmetro  $\beta$  é especificado em 1% para todos os índices.

Para a pré-simulação foram considerados  $\alpha = 1$ ,  $\rho = 0,03$  e número máximo de sorteios  $N = 20.000$ . Além disso, as potências das unidades hídricas e térmicas serão nominais.

**Tabela 4.10: Índices de confiabilidade - Teste 3 (80% da carga pico).**

IEEE - RTS	LOLP $\times 10^{-4}$	LOLE [h/a]	EPNS [MW]	EENS [MWh/a]	LOLF [oc./a]	LOLD [h]	Tempo [min]
SMC-QS-CE (REF)	1,1479	1,0028	0,0230	200,7126	0,3432	2,9214	79,97
SMC-QS CE	1,2036	1,0514	0,02421	211,4785	0,3589	2,9291	132,38

Pode-se observar que os valores obtidos para os índices estão bem próximos aos valores de referência estipulados na Subseção 4.2.2. No entanto, observa-se um aumento de tempo CPU: 79,97 minutos para 132,38 minutos, um incremento de aproximadamente 65%. Fazer com que a carga pico seja reduzida a 80% de seu valor implica em distorções para os parâmetros de falha do sistema que, a princípio, não trazem benefícios no tempo de simulação.

#### 4.3.3.3. Carga Média na Pré-Simulação

Na última parte dos testes da carga, o valor da carga utilizada no processo de distorção será fixada em  $L = 5253,11$  MW, que corresponde ao valor médio da série temporal que descreve a carga do sistema. A Tabela 4.11 apresenta os resultados para os índices de confiabilidade considerando a SMC-QS-CE aplicada no sistema IEEE RTS modificado para um período de análise  $T = 8736$  horas. O parâmetro  $\beta$  é especificado em 1% para todos os índices.

Para a pré-simulação foram considerados  $\alpha = 1$ ,  $\rho = 0,03$  e número máximo de sorteios  $N = 20.000$ . Além disso, as potências das unidades hídricas e térmicas serão nominais.

**Tabela 4.11: Índices de confiabilidade – Teste 3 (carga média).**

IEEE - RTS	LOLP $\times 10^{-4}$	LOLE [h/a]	EPNS [MW]	EENS [MWh/a]	LOLF [oc./a]	LOLD [h]	Tempo [min]
SMC-QS-CE (REF)	1,1479	1,0028	0,0230	200,7126	0,3432	2,9214	79,97
SMC-QS CE	0,8906	0,7780	0,0172	150,4412	0,2728	2,8521	114,80

A carga média 5253,11 MW corresponde a 61,4% da carga pico, assim, trata-se de um valor ainda menor que os dois casos anteriores, i.e., reduções de 90% e 80%. Através de simulações com diferentes *seeds* iniciais, demonstrou-se que o tempo médio computacional ficou em 133,48 minutos, o que corresponde a um aumento de 67% do valor de referência. Os índices de confiabilidades de referência ficaram todos na faixa de variação amostral da simulação com diferentes *seeds* iniciais. Conclui-se, portanto, que mais uma vez o valor de pico usado na pré-simulação é de fato a melhor opção de carga a ser utilizada neste estágio do método CE.

#### 4.3.4.

#### **Teste 4: Variação das capacidades de geração hídrica na pré-simulação**

Os próximos testes buscam avaliar se alterações na potência dos geradores hidráulicos, durante a pré-simulação, trariam benefícios para o desempenho da SMC-QS via CE. Ao invés de ser usada a potência nominal dos geradores, serão observados 3 patamares de potência: 90% da nominal, 80% da nominal e a potência nominal multiplicada pelo fator de capacidade. Os resultados desses testes serão apresentados e discutidos nas subseções seguintes

##### 4.3.4.1.

##### **90% da Potência Nominal das Máquinas Hidráulicas**

Na primeira parte dos testes, a potência das unidades hidráulicas na pré-simulação é fixada em 90% da capacidade nominal. A Tabela 4-12 apresenta os resultados para os índices de confiabilidade considerando SMC-QS-CE aplicada no sistema IEEE RTS modificado, para um período de análise  $T = 8736$  horas. O parâmetro  $\beta$  é especificado em 1% para todos os índices.

Para a pré-simulação foram considerados  $\alpha = 1$ ,  $\rho = 0,03$  e número máximo de sorteios  $N = 20.000$ . Além disso, as potências das unidades térmicas serão mantidas nominais e carga será igual ao pico,  $L = 8850$  MW.



**Tabela 4.12: Índices de confiabilidade – Teste 4 (90% da capacidade hidráulica).**

IEEE - RTS	LOLP $\times 10^{-4}$	LOLE [h/a]	EPNS [MW]	EENS [MWh/a]	LOLF [oc./a]	LOLD [h]	Tempo [min]
SMC-QS-CE (REF)	1,1479	1,0028	0,0230	200,7126	0,3432	2,9214	79,97
SMC-QS CE	1,1552	1,0092	0,0230	200,9379	0,3433	2,8900	86,55

Pode ser observado que os resultados obtidos estão dentro do limite estipulado pelo parâmetro  $\beta$  e, portanto, bem próximos aos valores de referência. No entanto, a aplicação do método CE não proporcionou um *speed-up* no tempo de simulação. O tempo de simulação para o método foi de 86,55 minutos, apenas 8% maior que o tempo levado para encontrar os índices de referência. Essa variação é até pequena comparada com os demais casos, mas ainda não representa uma melhora no processamento. Portanto, limitar a potência das máquinas hidráulicas a 90%, em princípio, parece não ser uma boa opção. Uma redução ligeiramente maior será feita a seguir.

#### 4.3.4.2.

##### 80% da Potência Nominal das Máquinas Hidráulicas

No segundo teste, a potência das unidades hidráulicas na pré-simulação é fixada em 80% da capacidade nominal. A Tabela 4-13 apresenta os resultados para os índices de confiabilidade considerando a SMC-QS-CE aplicada ao sistema IEEE RTS modificado e os valores usados como referência para esses estudos, para um período de análise  $T = 8736$  horas. O parâmetro  $\beta$  é especificado em 1% para todos os índices. Para a pré-simulação foram considerados  $\alpha = 1$ ,  $\rho = 0,03$  e número máximo de sorteios  $N = 20.000$ . Além disso, as potências das unidades térmicas serão mantidas nominais e a carga igual ao valor de pico,  $L = 8850$  MW.

**Tabela 4.13: Índices de confiabilidade – Teste 4 (80% da capacidade hidráulica).**

IEEE - RTS	LOLP $\times 10^{-4}$	LOLE [h/a]	EPNS [MW]	EENS [MWh/a]	LOLF [oc./a]	LOLD [h]	Tempo [min]
SMC-QS-CE (REF)	1,1479	1,0028	0,0230	200,7126	0,3432	2,9214	79,97
SMC-QS CE	1,1962	1,0450	0,0240	210,3726	0,3565	2,9315	107,23

Mais uma vez, pode ser observado que os resultados obtidos estão dentro do limite estipulado pelo parâmetro  $\beta$  e, portanto, bem próximos aos valores de referência estipulados e estão na tabela acima. No entanto, o tempo de simulação para o método foi de 107,23 minutos, 34% maior que o tempo levado para encontrar os índices de referência. Essa variação é até pequena comparada com os demais casos, mas ainda não representa uma melhora no processamento. Portanto, limitar a potência das máquinas hidráulicas a 80% também parece não ser uma boa opção. Obviamente, trata-se de um resultado específico para o sistema teste em questão, incluindo as condições operativas e séries temporais utilizadas.

#### 4.3.4.3.

#### Aplicando o Fator de Capacidade à Potência Nominal das Máquinas Hidráulicas

Nessa terceira parte dos testes envolvendo as máquinas hidráulicas, a potência delas será multiplicada pelo fator de capacidade, apresentados na Tabela 4-2. A Tabela 4-14 apresenta os resultados para os índices de confiabilidade considerando a SMC-QS-CE aplicada no sistema IEEE RTS modificado e os valores usados como referência para esses estudos, durante um período de análise  $T = 8736$  horas. O parâmetro  $\beta$  é especificado em 1% para todos os índices. Novamente, para a pré-simulação foram considerados  $\alpha = 1$ ,  $\rho = 0,03$  e número máximo de sorteios  $N = 20.000$ . Além disso, as potências das unidades térmicas serão mantidas nominais e a carga igual ao valor de pico,  $L = 8850$  MW.

**Tabela 4.14: Índices de confiabilidade – Teste 4 (fator de capacidade hídrica).**

IEEE - RTS	LOLP $\times 10^{-4}$	LOLE [h/a]	EPNS [MW]	EENS [MWh/a]	LOLF [oc./a]	LOLD [h]	Tempo [min]
SMC-QS-CE (REF)	1,1479	1,0028	0,0230	200,7126	0,3432	2,9214	79,97
SMC-QS CE	1,1956	1,0448	0,0242	211,2214	0,3562	2,9334	101,45

Nota-se que, em princípio, os resultados obtidos estão dentro do limite estipulado pelo parâmetro  $\beta$  e, portanto, bem próximos aos valores de referência. O tempo de simulação para o método foi de 101,45 minutos, 27% maior que o tempo levado para encontrar os índices de referência. Essa variação não representa uma melhora no processamento e, portanto, utilizar o fator de capacidade das máquinas hidráulicas durante a pré-simulação, em princípio, não traz benefícios à SMC-QS CE.

#### 4.3.5.

#### Teste 5: Variação das capacidades de geração eólica na pré-simulação

Os próximos testes buscam avaliar se alterações na potência dos geradores eólicos, durante a pré-simulação, trazem benefícios para o desempenho da SMC-QS via CE. Ao invés de ser usada a potência nominal dos geradores, será somente testada tal potência dessas unidades multiplicada pelo seu fator de capacidade. Os resultados desses testes são apresentados na Tabela 4.15 e discutidos a seguir;

**Tabela 4.155: Índices de confiabilidade – Teste 5 (fator de capacidade eólica).**

IEEE - RTS	LOLP $\times 10^{-4}$	LOLE [h/a]	EPNS [MW]	EENS [MWh/a]	LOLF [oc./a]	LOLD [h]	Tempo [min]
SMC-QS-CE (REF)	1,1479	1,0028	0,0230	200,7126	0,3432	2,9214	79,97
SMC-QS CE	1,0530	0,9198	0,0225	196,8865	0,3869	2,3774	91,47

Nota-se que, em princípio, os resultados obtidos estão dentro do limite estipulado pelo parâmetro  $\beta$  e, portanto, bem próximos aos valores de referência. O tempo de simulação para o método foi de 91,47 minutos, 17% maior que o tempo levado para encontrar os índices de referência. Essa variação não representa uma melhora no processamento e, portanto, utilizar o fator de capacidade das máquinas eólicas durante a pré-simulação, em princípio, não traz benefícios à SMC-QS CE.

#### **4.4. Comentários finais**

Neste capítulo foram feitos diversos testes na pré-simulação, correspondente ao método do CE, relacionados às séries temporais que representam as flutuações de capacidade das gerações renováveis hídrica e eólica, com a finalidade de melhorar o desempenho computacional do processo de simulação. A simulação Monte Carlo quasi-sequencial (SMC-QS), apresentada no Capítulo 2 desta dissertação, foi utilizada para avaliação dos índices de confiabilidade. Os testes foram desenvolvidos a partir do sistema IEEE RTS 96, devidamente modificado, onde inicialmente foram obtidos valores padrões para os índices de confiabilidade.

A substituição de geradores térmicos por eólicos e hidráulicos foi realizada adequadamente. Isto foi confirmado a partir da análise e comparação dos índices de confiabilidade do sistema “original” (sem modificações) com o novo sistema com geração renováveis. Em um momento posterior, as séries temporais foram adicionadas ao problema, gerando uma nova referência para os índices de confiabilidade, e a partir dessas séries, os testes foram realizados.

Por fim, ficou demonstrada a capacidade da SMC-QS de lidar com séries temporais e como o método CE contribui para o ganho computacional da simulação. Ficaram claras também as melhores maneiras de se utilizar na pré-simulação as intermitências das séries temporais de carga e geração renovável: carga pico (constante), capacidades nominais das gerações hídricas e eólicas.

## 5 Conclusões

A análise de confiabilidade da capacidade de geração é extremamente útil em diversos estudos de planejamento de expansão, na avaliação dos riscos relacionados ao dimensionamento da reserva operativa e também na programação da manutenção das unidades geradoras. No caso específico da expansão, e de forma similar para os outros tipos de estudos, a partir dos níveis de risco obtidos por essas análises, é possível decidir, dentre as opções de investimentos, quais as melhores de modo a atender a demanda de forma satisfatória. Essencialmente, o objetivo é avaliar se uma determinada configuração de unidades geradoras atende de forma aceitável à carga do sistema, assumindo que os equipamentos de transmissão sejam totalmente confiáveis e sem limitações de capacidade.

Na última década, a inserção de fontes renováveis nos sistemas elétricos de potência tem crescido de forma acentuada, na grande maioria dos países desenvolvidos como também em desenvolvimento. As flutuações de suas capacidades de geração são parte da complexidade do problema de planejamento e operação de redes elétricas, uma vez que dependem integralmente das condições naturais do ambiente em que foram instaladas. Além disso, representações detalhadas da carga considerando diferentes áreas do sistema, incluindo a resposta à demanda, têm se tornado uma preocupação a mais de muitos planejadores, tendo em vista as análises de risco ao atendimento dessas redes. Assim, novos modelos e ferramentas computacionais devem ser desenvolvidas para tratar todas essas variáveis principalmente com dependência espaço-temporal.

Esta dissertação apresentou diversos estudos para avaliar a confiabilidade da capacidade de sistemas de geração via simulação Monte Carlo quasi-sequencial (SMC-QS), considerando fontes de geração e carga com forte dependência espaço-temporal. A ideia central focou em determinar qual a melhor maneira de lidar com as séries temporais representativas da geração renovável (eólica e hídrica) e também da carga, para que fosse possível um bom desempenho

computacional da simulação. A técnica de redução de variância denominada amostragem por importância baseada no método *Cross Entropy* (CE) foi utilizada em conjunto com a SMC-QS. Portanto, o principal foco da dissertação passa a ser a busca pela melhor representação das séries temporais envolvidas nos diferentes estágios do método SMC-QS via CE.

No Capítulo 2 foram apresentados os principais métodos usados para avaliar confiabilidade em sistemas de geração. As técnicas de simulação Monte Carlo ganharam destaque por apresentarem grande flexibilidade, possibilitando simular condições operativas mais complexas. As restrições conhecidas dos métodos baseados em SMC são o tempo de computação necessário e a raridade dos eventos que se deseja avaliar; condições de certa forma entrelaçadas. Para o objetivo dessa dissertação, a SMC-QS foi a opção escolhida, uma vez que tal técnica é suficiente para capturar correlações temporais e espaciais, as quais são fundamentais na avaliação da confiabilidade de sistemas de geração com penetração de energia renovável.

O Capítulo 3 apresentou o método CE para simulação de eventos raros e como ele é formulado matematicamente para avaliar os índices de confiabilidade LOLP, LOLE, EPNS, LOLF e LOLD. Além disso, foram apresentados detalhes dos algoritmos da SMC quasi-sequencial básico e o via Método CE. Discutiu-se também a representação das séries de carga e geração renovável e como aplicá-las no algoritmo, sendo escolhida a SMC-QS em sua versão CE para lidar com a raridade de eventos, quando existir.

No Capítulo 4 foi implementado o método do SMC-QS CE para avaliação dos índices de confiabilidade e para analisar a melhor abordagem no tratamento das séries temporais na pré-simulação do método CE, com a finalidade de melhorar o desempenho computacional da simulação como um todo.

Pôde ser observado que a substituição de geradores térmicos por eólicos e hidráulicos foi realizada adequadamente, de modo a não se alterar o desempenho do sistema original IEEE-RTS 96, utilizado nas simulações. Inclusive se pode assinalar que o método CE proporcionou *speed-ups* consideráveis no tempo de computação. A partir da inserção das séries temporais de vento e hídrica, foram obtidos índices de confiabilidade, que foram utilizados como referência para os testes que seguem.

Um primeiro teste foi realizado com o intuito de avaliar uma possível correlação entre os sorteios das séries eólicas e hídricas. Os valores obtidos para os índices de confiabilidade foram próximos dos índices sorteados sem a correlação, demonstrando a capacidade de se simular possíveis correlações entre as séries temporais pelo método SMC-QS via CE. Formas mais sofisticada de dependência estatística poderiam ter sido simuladas, embora esse não fosse o principal objetivo da dissertação. Os resultados foram satisfatórios em termos de precisão e *speed-ups* no tempo de computação, tendo como referência a SMC-QS sem a utilização do método CE.

No segundo teste, foi analisado o sorteio das séries hidráulicas durante o processo de distorção dos parâmetros de indisponibilidade das unidades de geração, na chamada pré-simulação do algoritmo SMC-QS via CE. Os valores encontrados para os índices de confiabilidade a partir da simulação de diferentes *seeds* demonstraram sua precisão em relação aos resultados de referência. Assim, foram obtidos resultados médios mais adequados em termos de comparação, ficando clara a exigência computacional mais elevada quando comparada com a simples utilização de valores nominais na pré-simulação. Portanto, em princípio, pode-se concluir pela não utilização de séries hídricas durante a etapa de otimização do método CE.

O terceiro teste buscou descobrir se alterações na representação da carga, durante a pré-simulação, trariam benefícios para a SMC-QS. Ou seja, ao invés de trabalhar com o valor da carga no pico foram propostos três patamares alternativos: 90% da carga pico, 80% desse valor e a carga média, que corresponde a aproximadamente 60% do valor da carga pico. Para todos esses casos, a aplicação do método CE não proporcionou ganhos computacionais no processamento. Em princípio, trabalhar com percentuais da carga pico na pré-simulação implica em distorções não ótimas para os parâmetros de indisponibilidade do sistema.

O quarto teste envolveu a variação da capacidade de geração dos geradores hidráulicos durante a pré-simulação. Foram observados três níveis de potência: 90% da capacidade nominal, 80% da mesma e a potência nominal multiplicada pelo fator de capacidade. Para os três casos estudados, não houve nenhum tipo de vantagem para a SMC. Como consequência dessas variações, o tempo de

simulação cresceu, mostrando que essas alterações feitas nas capacidades também inibem o processo de distorção ótimo.

Por fim, no quinto teste envolveu a mudança da capacidade de geração dos geradores eólicos durante a pré-simulação. Foi observado o caso da potência nominal multiplicada pelo fator de capacidade e foi possível concluir que não houve vantagem para a SMC. o tempo de simulação cresceu, mostrando que essa alteração feita na capacidade inibe o processo de distorção ótimo

Portanto, pode-se concluir que a ferramenta SMC-QS via método CE é uma das melhores para avaliação de índices de confiabilidade, principalmente quando há necessidade de representar aspectos cronológicos, como as séries temporais para carga ou para definição de potência de geradores renováveis, que foi o caso dessa dissertação. A partir dos resultados encontrados, a melhor estratégia de simulação, para que seja possível um melhor desempenho computacional está ligado a manter o nível da carga no seu valor de pico na pré-simulação; não aplicar o sorteio das séries hídricas no processo de distorção, pois é mais efetivo sortear tais séries somente durante a própria SMC; e manter as capacidades dos geradores hidráulicos e eólicos iguais as suas potências nominais.

A inclusão das inúmeras unidades eólicas no processo CE de distorção de suas disponibilidades (pré-simulação) não foi realizada, por já se ter o conhecimento da ineficácia desta ação. Ademais, a consideração de flutuação de capacidades das séries eólicas durante a pré-simulação também não resultaria em benefícios computacionais, como ocorreu com as séries hídricas.

Em relação a possíveis propostas de continuidade desta dissertação, pode-se assinalar:

- Todos os resultados foram obtidos para um único sistema, relativamente pequeno e acadêmico. Portanto, seria interessante se considerar um número maior de sistemas de geração, principalmente em redes reais;
- Estudos similares poderão ser realizados tendo em vista métodos de simulação Monte Carlo cronológica/sequencial e pseudo-cronológica/sequencial, ambas via CE, de modo a se verificar se as mesmas conclusões encontradas nesta dissertação poderão ser estendidas para esses tipos de SMC;



- Diferentes tipos de dependência estatística entre cargas por áreas ou mesmo por barra também poderão ser analisados.

## 6

### Referências Bibliográficas

1. AGÊNCIA INTERNACIONAL DE ENERGIA – AIE. Disponível em: < <https://www.iea.org/reports/renewables-2020> >. Acesso em: 02 de janeiro de 2021.
2. BILLINTON, R.; ALLAN, R. N., **Reliability Evaluation of Power Systems**, 2nd edition. Plenum Press, London, 1996.
3. BILLINTON, R.; LI, W.; **Reliability Assessment of Electrical Power Systems Using Monte Carlo Methods**, NY: Plenum, 1994.
4. GONZÁLEZ FERNÁNDEZ, R. A., **Aplicações do Método da Entropia Cruzada na Confiabilidade de Sistemas Elétricos de Potência**. Itajubá, 2012. 152p. Tese de Doutorado – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Itajubá.
5. GONZÁLEZ FERNÁNDEZ, R. A., **Avaliação da Confiabilidade da Capacidade de Geração via o Método de Entropia Cruzada**. Itajubá, 2009. 84p. Dissertação de Mestrado – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Itajubá.
6. RUBINSTEIN, R.Y., KROESE, D.P., **The Cross-Entropy Method. A Unified Approach to Combinatorial Optimization, Monte-Carlo Simulation, and Machine Learning**. Springer, New York, 2004.
7. RUBINSTEIN, R.Y., KROESE, D.P., **Simulation and the Monte Carlo Methods**. 2nd edition, John Wiley and Sons, 2007.
8. KROESE, D.P., HUI, K.P., S. NARIAI, Network Reliability Optimization via the Cross-Entropy Method. **IEEE Transactions on Reliability**, v. 56, p. 275-287, 2007.

9. HALPERIN, H.; ADLER, H. Determination of Reserve Generating Capacity. **IAEE Transactions**, v. PAS-77, p. 530-544, 1958.
10. LEITE DA SILVA, A. M.; MELO, A. C. G., CUNHA, S. H., Frequency and Duration Method for Reliability Evaluation of Large-Scale Hydrothermal Generating Systems. **IEE Proceedings on Generation, Transmission and Distribution**, v. 138, n. 1, p. 94–102, 1991.
11. LEITE DA SILVA, A. M.; GONZÁLEZ-FERNÁNDEZ, R., SINGH, C., Generating Capacity Reliability Evaluation Based on Monte Carlo Simulation and Cross-Entropy Methods. **IEEE Trans. on Power Systems**, v. 25, n. 1, p. 129-137, 2010.
12. LEITE DA SILVA, A. M.; GONZÁLEZ-FERNÁNDEZ, R., Reliability Assessment of Time-Dependent Systems via Sequential Cross-Entropy Monte Carlo Simulation. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 26, n. 4, p. 2381-2389, 2011.
13. COSTA CASTRO, J. F., **Planejamento da Reserva Operativa em Sistemas Multiárea com Fontes Renováveis via Método da Entropia Cruzada**. Tese de Doutorado, PUC-Rio, 2018.
14. ARAUJO, L. F., **Avaliação da Confiabilidade de Sistemas de Geração Considerando o Envelhecimento de Equipamentos**. Rio de Janeiro, 2020. 92p. Dissertação de Mestrado - Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.
15. LEITE DA SILVA, A. M.; MANSO, L. A. F.; MELLO, J. C. O.; BILLINTON, R., Pseudo-Chronological Simulation for Composite Reliability Analysis with Time Varying Loads. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 15, n. 1, p. 73–80, 2000.
16. LEITE DA SILVA, A. M., GONZÁLEZ-FERNÁNDEZ, R. A., SALES, W.S., MANSO, L. A. F., Reliability Assessment of Time-Dependent Systems via Quasi-Sequential Monte Carlo Simulation. **IEEE 11th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems**, 2010.

17. LIEBER, D.; NEMIROVSKII, A.; RUBINSTEIN, R., A Fast Monte Carlo Method for Evaluating Reliability Indexes. **IEEE Trans. on Reliability**, v. 48, n. 3, p. 256-261, 1999.
18. HOMEM-DE-MELLO, T.; RUBINSTEIN, R. Estimation of Rare Event Probabilities Using Cross-Entropy. **Proc. of the 2002 Winter Simulation Conference**, v. 1, p. 310-319, 2002.
19. LEITE DA SILVA, A. M.; PEREIRA, M. V. F.; SCHILLING, M. TH., Power System Analysis under Uncertainties-Concepts and Techniques. **Proc. of the II Symp. Specialists in Electric Operational and Expansion Planning (SEPOPE)**, São Paulo, Brazil, Aug. 21-25, 1990.
20. SILVA DIAS, J. A., BORGES, C. L. T., Modelo orientado a objetos para avaliação da confiabilidade composta por simulação Monte Carlo com representação da geração eólica. **Revista Controle e Automação**, vol. 20, p. 359-372, 2009.
21. SALES, W. S., **Planejamento da Reserva Operativa de Sistemas de Geração com Elevada Penetração de Energia Eólica**. Itajubá, 2009. 156p. Tese de Doutorado – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Itajubá.
22. PEÇAS LOPES, J.A.; MATOS, M.; LEITE DA SILVA, A.M.; SALES, W.S.; *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.
23. LEITE DA SILVA, A.M.; SALES, W.S.; MANSO, L.A.F.; BILLINTON, R., 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.
24. BILLINTON, R.; JONNAVITHLA, A., 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, p. 416-419, Calgary, 1996.

25. BILLINTON, R.; JONNAVITHLA, A., Composite System Adequacy Assessment Using Sequential Monte Carlo Simulation with Variance Reduction Techniques. **IEEE Proceedings on Generation Transmission and Distribution**, vol. 144, p. 1-6, 1997.
26. CLARK, G. M., Use of common random numbers in comparing alternatives. **Proceedings of the 1990 Winter Simulation Conference**, p. 367-371, New Orleans, U.S.A., 1990.
27. CASTRO, J. F. C.; **Dimensionamento da Reserva Operativa Considerando Restrições de Transmissão via Método da Entropia Cruzada**. Itajubá, 2014. 115p. Dissertação de Mestrado – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Itajubá
28. ZHAOHONG, B.; XIFAN, W., Studies on Variance reduction Technique of Monte Carlo Simulation in Composite System Reliability Evaluation. **Electric Power System Research**, vol. 63, p.59-64, 2002.
29. QIU, Y.; ZHOU, H.; WU, Y., Na Importance sampling Method Based on Martingale with Applications to Rare Event Probability. **Proceedings of the 7th World Congress on Intelligent Control and Automation**, p. 4041-4045, Chongqing, China, 2008.
30. HOMEM-DE-MELLO, T.; RUBINSTEIN, R., Y., Estimation of Rare Event Probabilities Using Cross-Entropy. **Proceedings of the 2002 Winter Simulation Conference**, vol. 1, p. 310-319, San Diego, U.S.A., 2002.
31. RELIABILITY TEST SYSTEM TASK FORCE OF THE IEEE SUBCOMMITTEE ON THE APPLICATION OF PROBABILITY METHODS, IEEE Reliability Test System. **IEEE Transactions on Power Systems**, vol. 14, no. 3, 1999.
32. GONZÁLEZ-FÉRNANDEZ, R. A.; LEITE DA SILVA, A. M.; RESENDE, L. C.; SCHILLING, M., T., Composite Systems Reliability Evaluation Based on Monte Carlo Simulation and Cross-Entropy Methods. **IEEE Transactions on Power Systems**, vol.28, p. 4598-4606, 2013.

33. LEITE DA SILVA, A. M.; MANSO, L. A. F.; SALES, W. S.; FLAVIO, S. A.; ANDERS, G. J.; RESENDE, L. C., Chronological Power Flow for Planning Transmission Systems Considering Intermittent Sources. **IEEE Transactions on Power Systems**, vol. 27, p. 2314-2322, 2012.
34. FLAVIO, S. A., **Planejamento da Expansão de Sistemas de Transmissão com Elevada Participação de Fontes Renováveis**. Itajubá, 2015. 175p. Tese de Doutorado – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Itajubá.

## **Apêndice A**

### **Séries Temporais Eólicas e Hídricas**

Na Seção 4.2.2. desta dissertação foram apresentadas as séries temporais utilizadas pelas fontes renováveis para determinar a flutuação da capacidade de geração nas simulações. Neste apêndice estão as representações gráficas das séries históricas utilizadas na dissertação. Para que fosse possível uma boa visualização dos dados, as séries foram plotadas quadrimestralmente. As séries eólicas são horárias, com 8736 valores e seus gráficos foram construídos a partir da média móvel das séries para cada área do sistema. Já as hídricas são mensais com 12 valores e, em seus gráficos, é possível ver 3 curvas diferentes. Cada uma delas representa um conjunto de geradores hidráulicos por área. Ambas possuem 5 anos de séries para cada uma das três áreas do sistema.

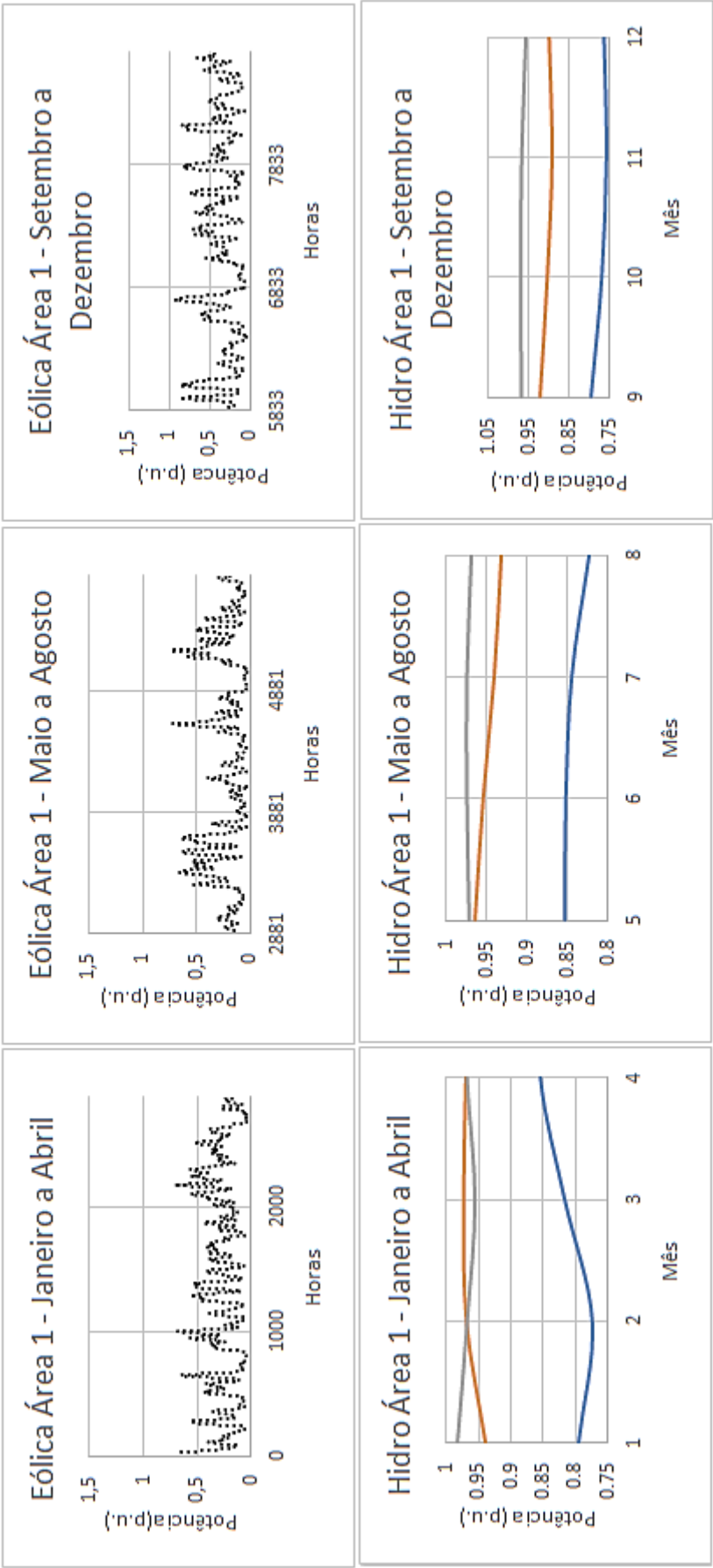


Figura A.1: Ano 1 - Séries eólicas e hidráulicas para Área 1.



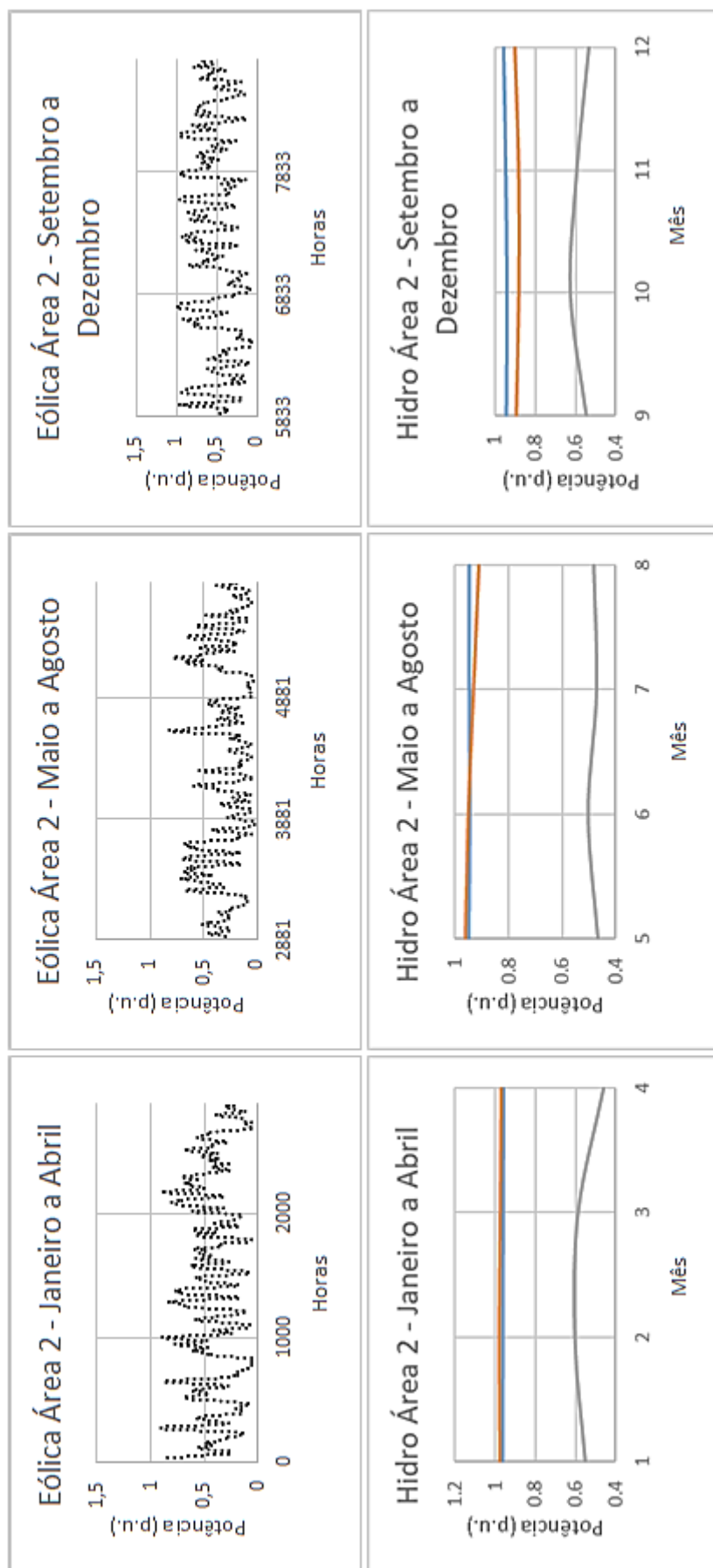


Figura A.2: Ano 1 – Séries eólicas e hidráulicas para Área 2.

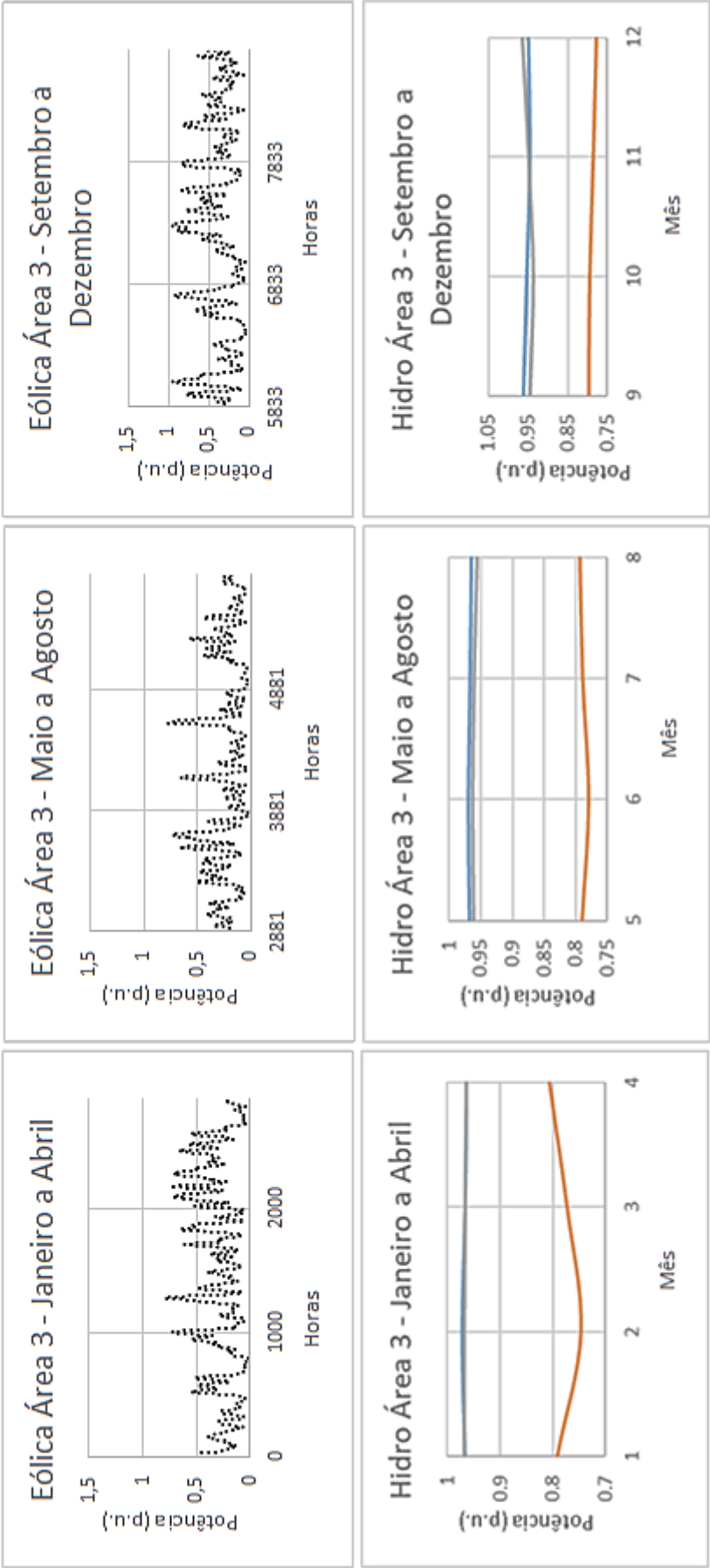


Figura A.3: Ano 1 – Séries eólicas e hidráulicas para Área 3.

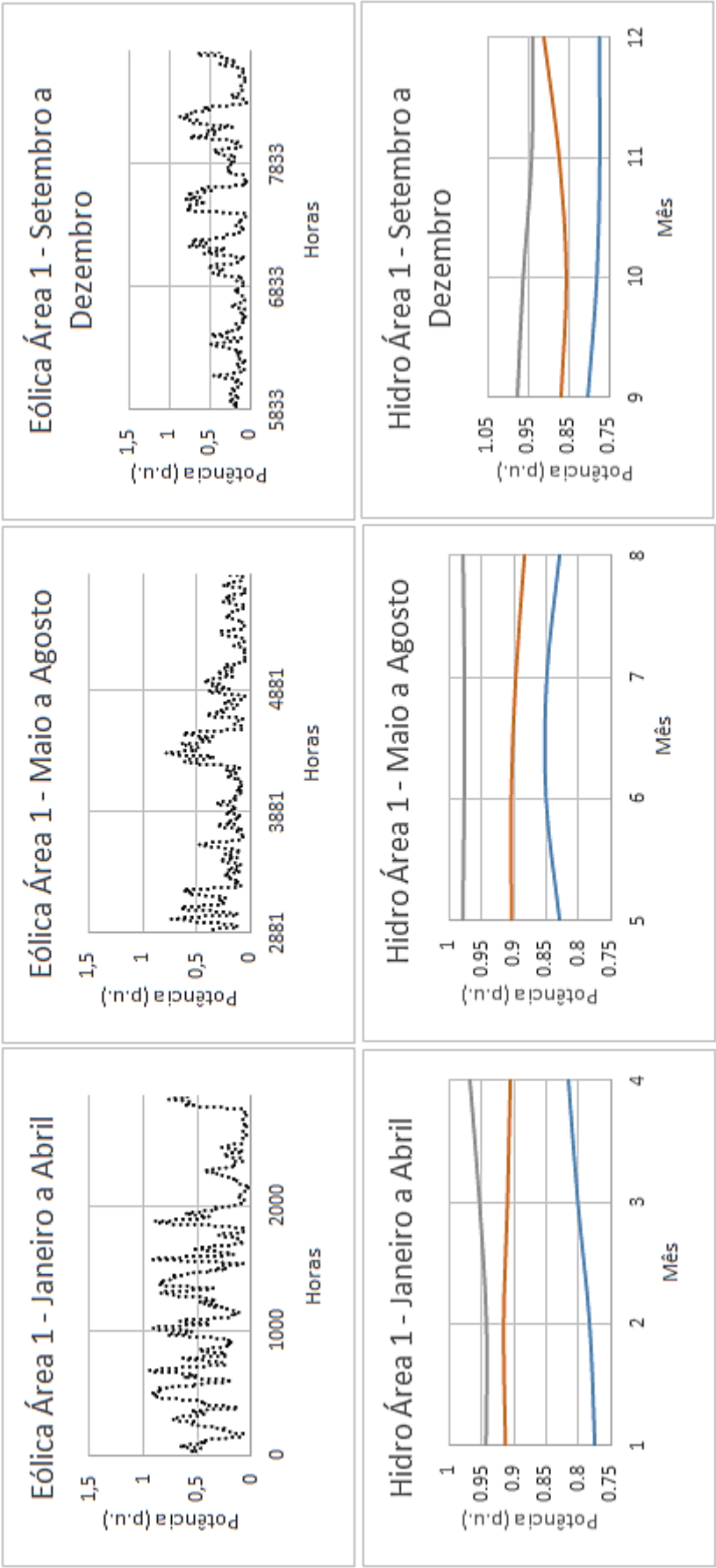


Figura A.4: Ano 2 – Séries eólicas e hidráulicas para Área 1.

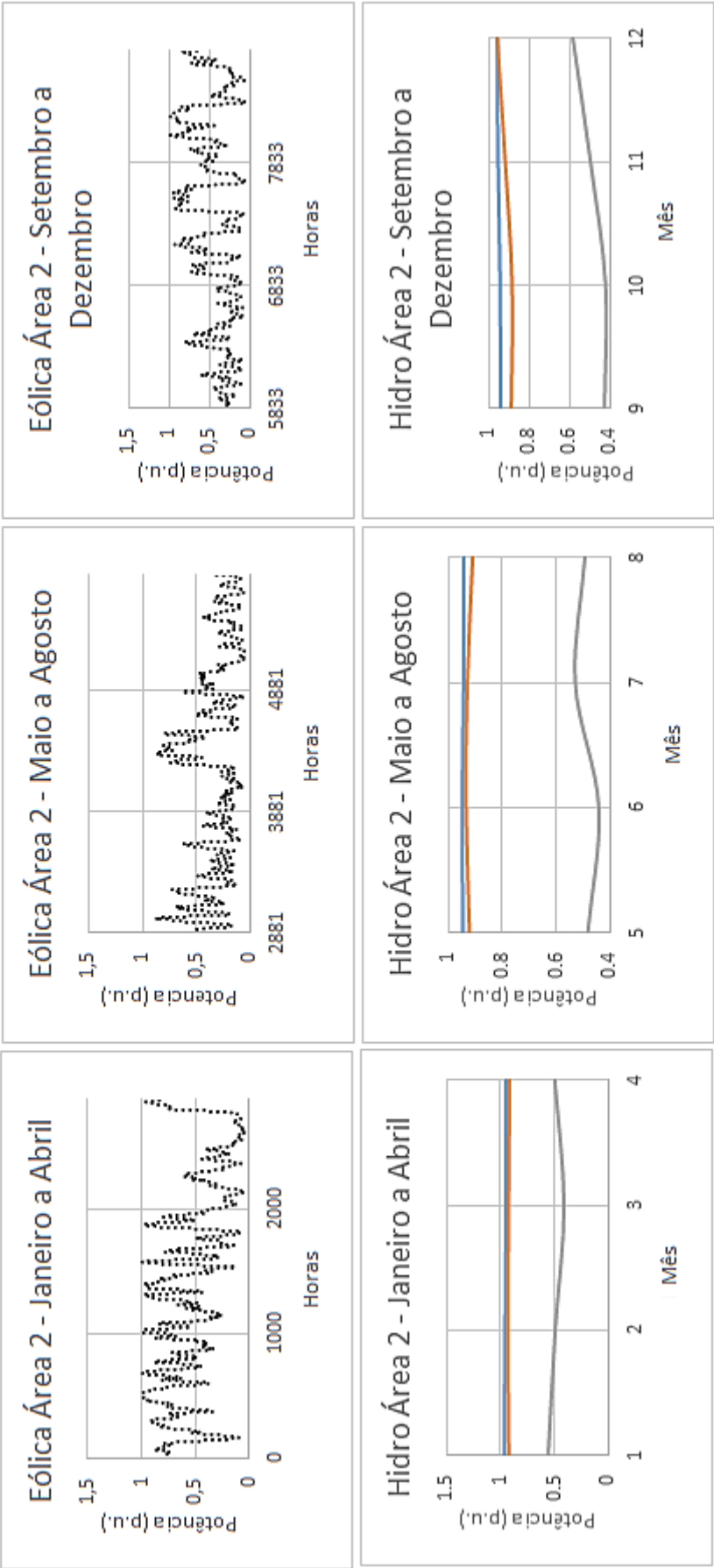


Figura A.5: Ano 2 – Séries eólicas e hidráulicas para Área 2.

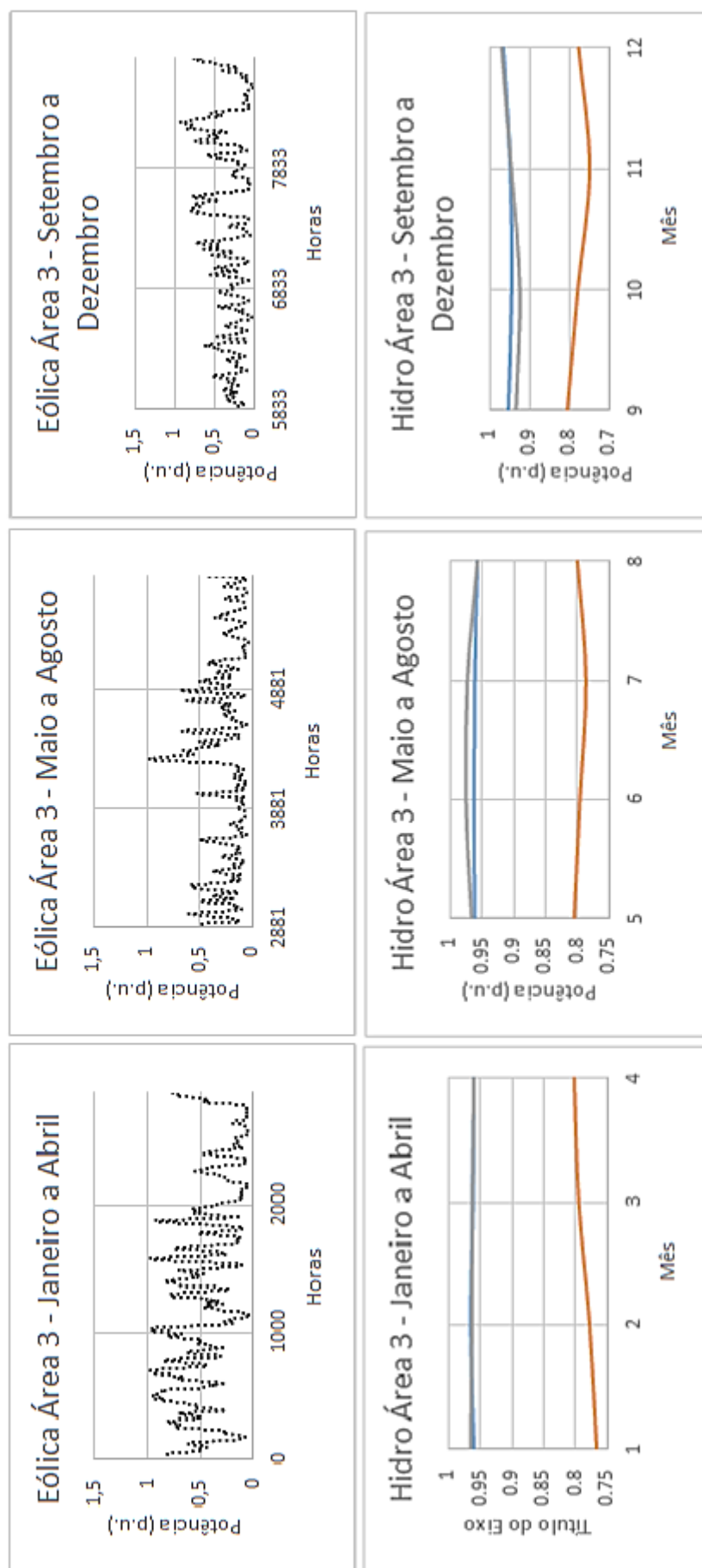


Figura A.6: Ano 2 – Séries eólicas e hidráulicas para Área 3.

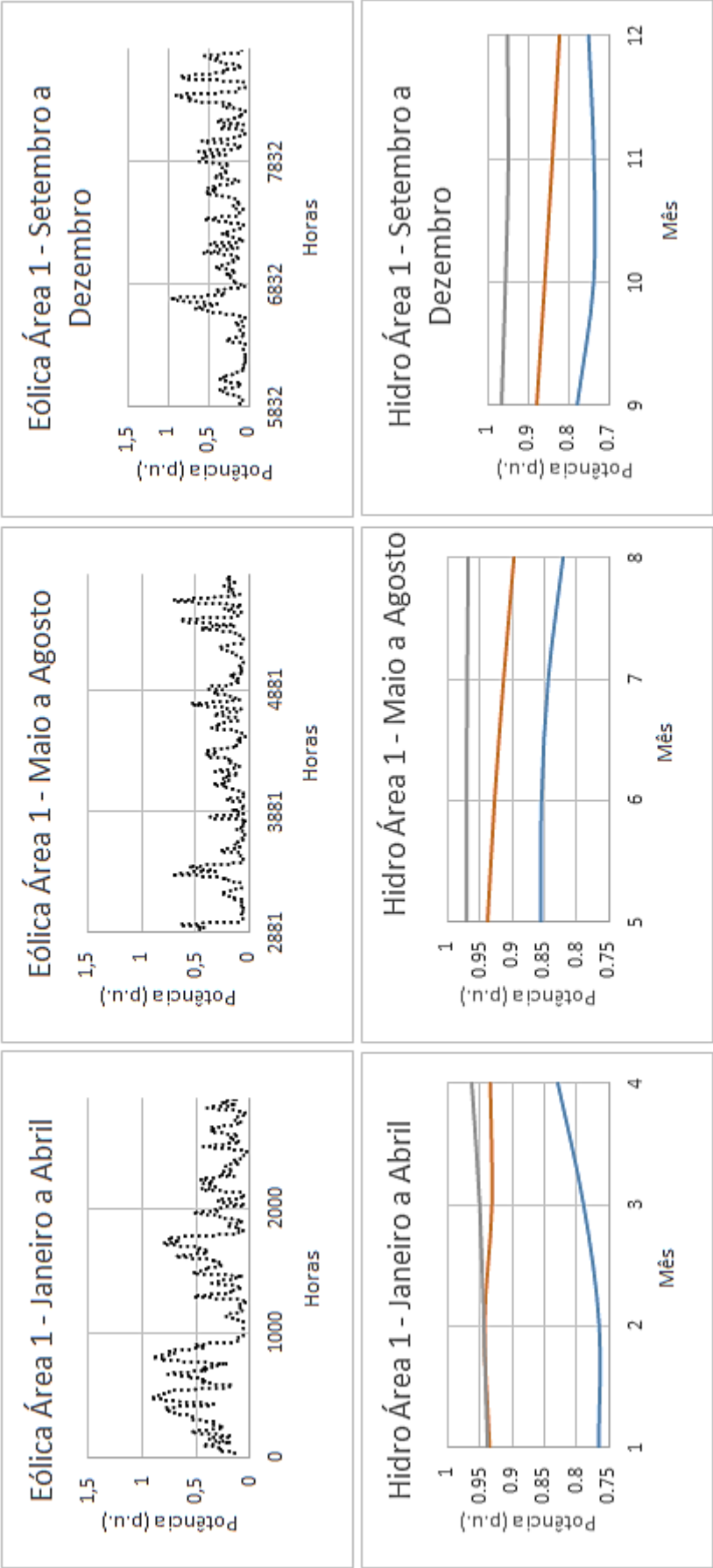
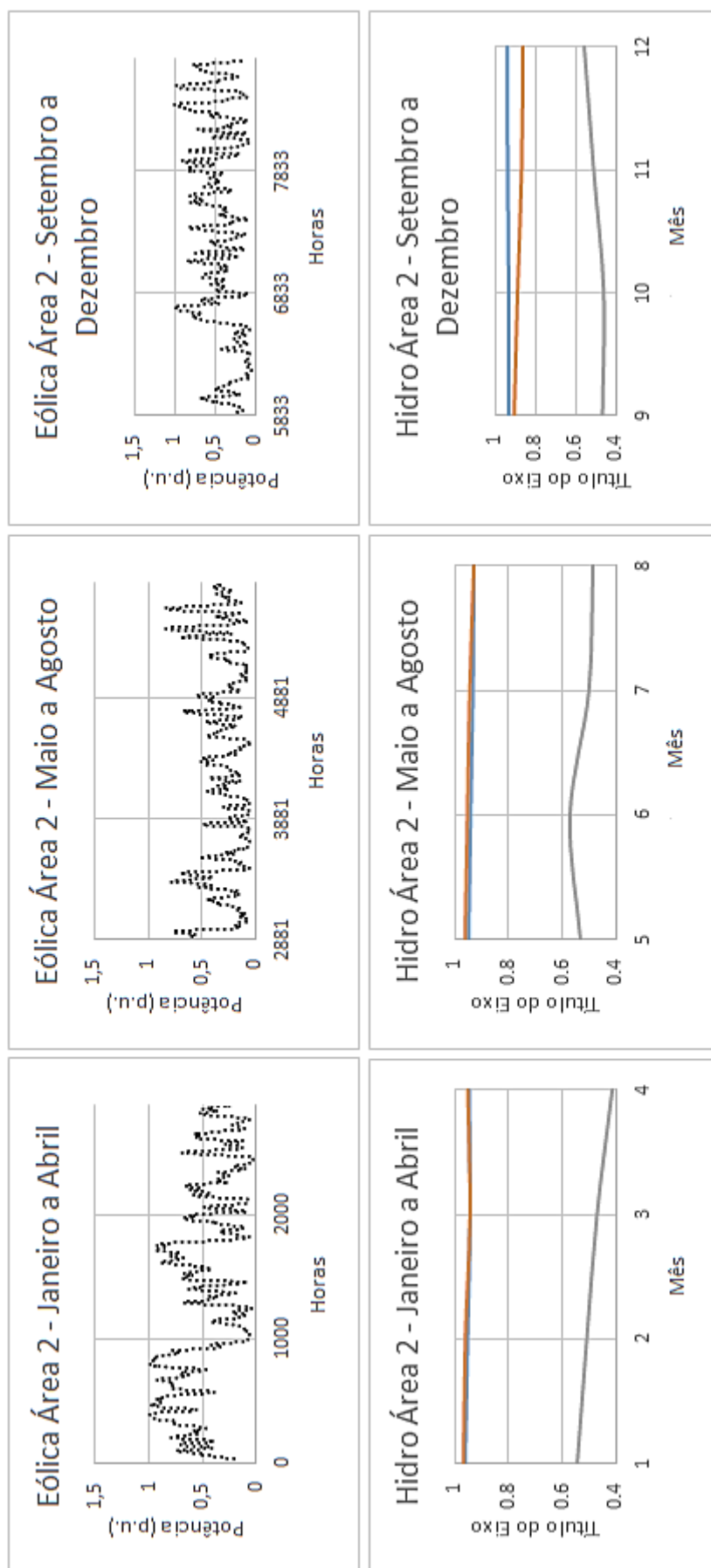


Figura A.7: Ano 3 – Séries eólicas e hidráulicas para Área 1.



**Figura A.8: Ano 3 – Séries eólicas e hidráulicas para Área 2.**

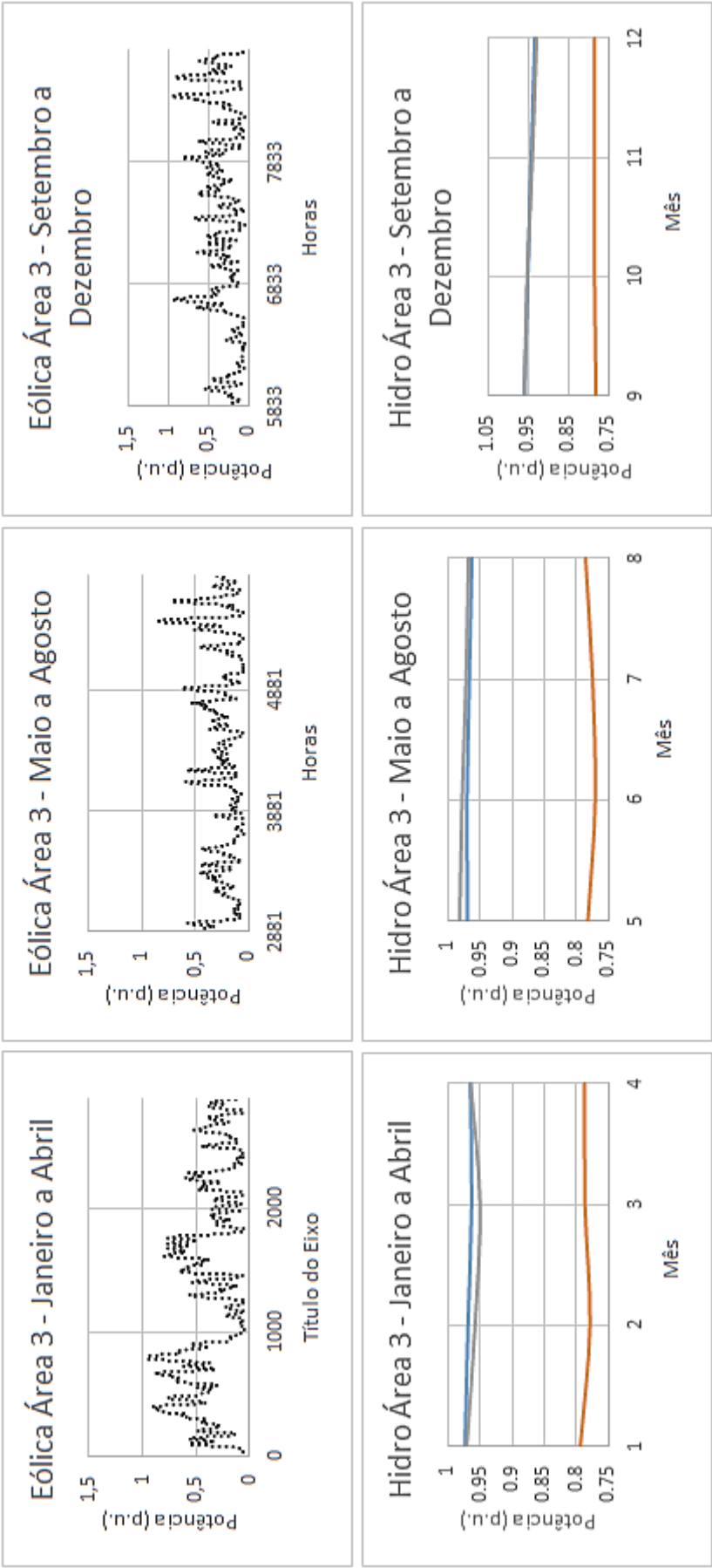


Figura A.9: Ano 3 – Séries eólicas e hidráulicas para Área 3.



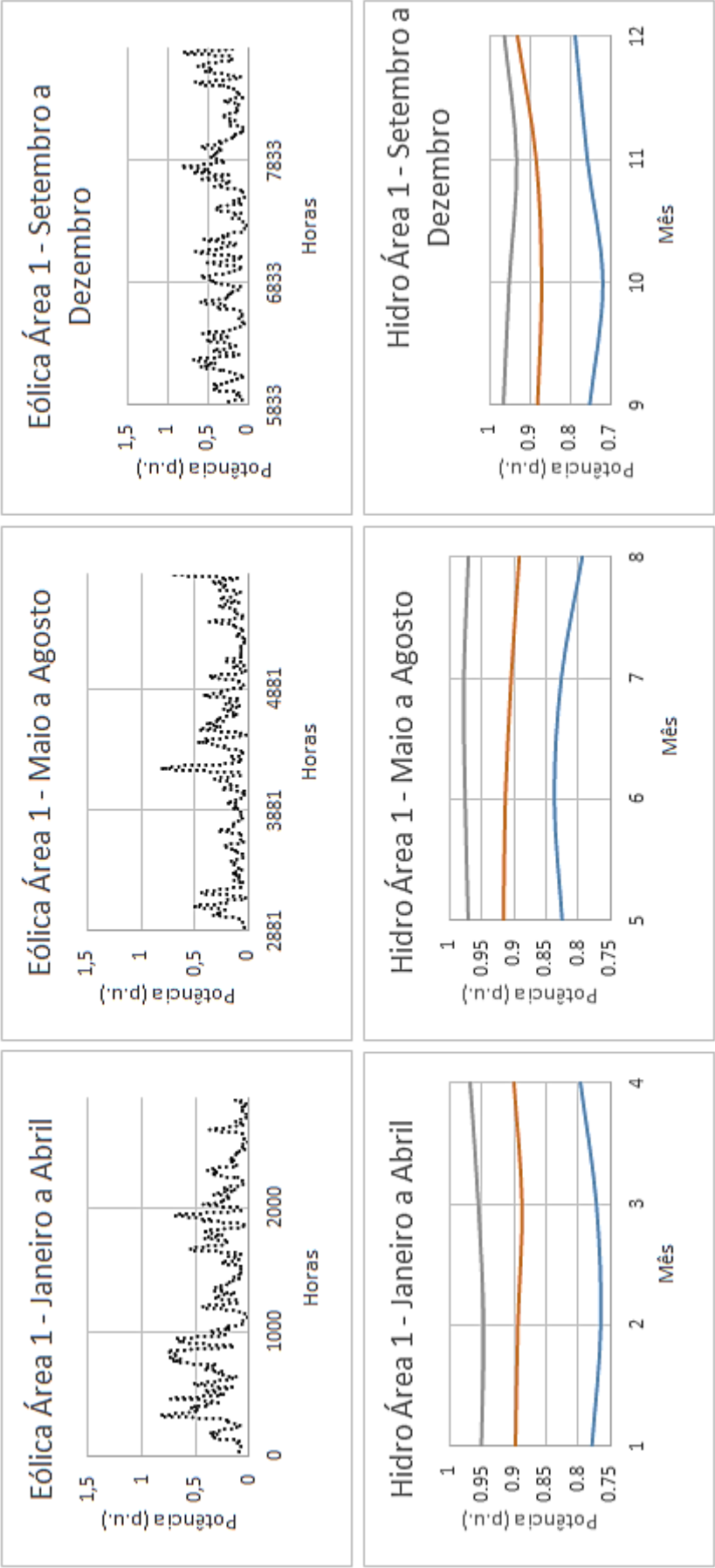


Figura A.10: Ano 4 – Séries eólicas e hidráulicas para Área 1.

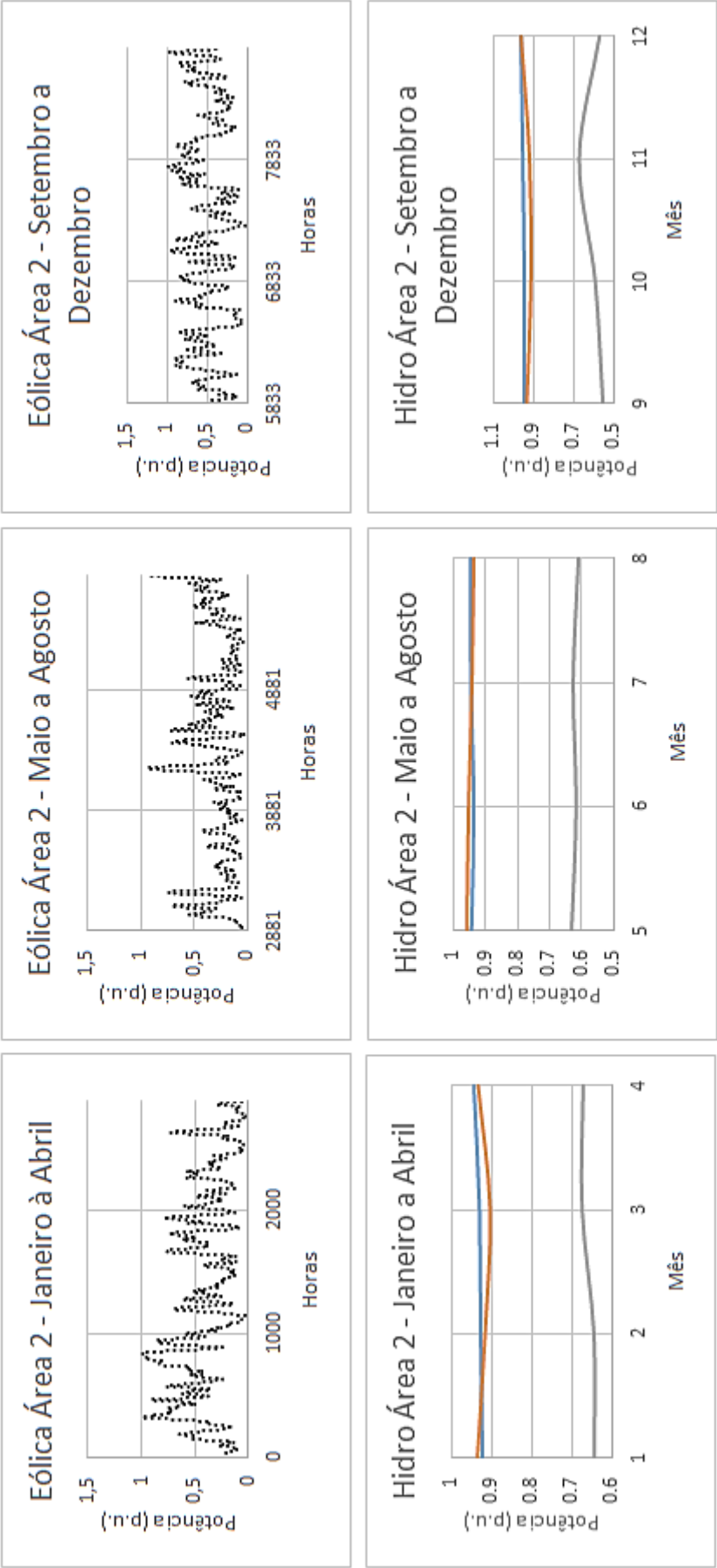


Figura A.11: Ano 4 – Séries eólicas e hidráulicas para Área 2.

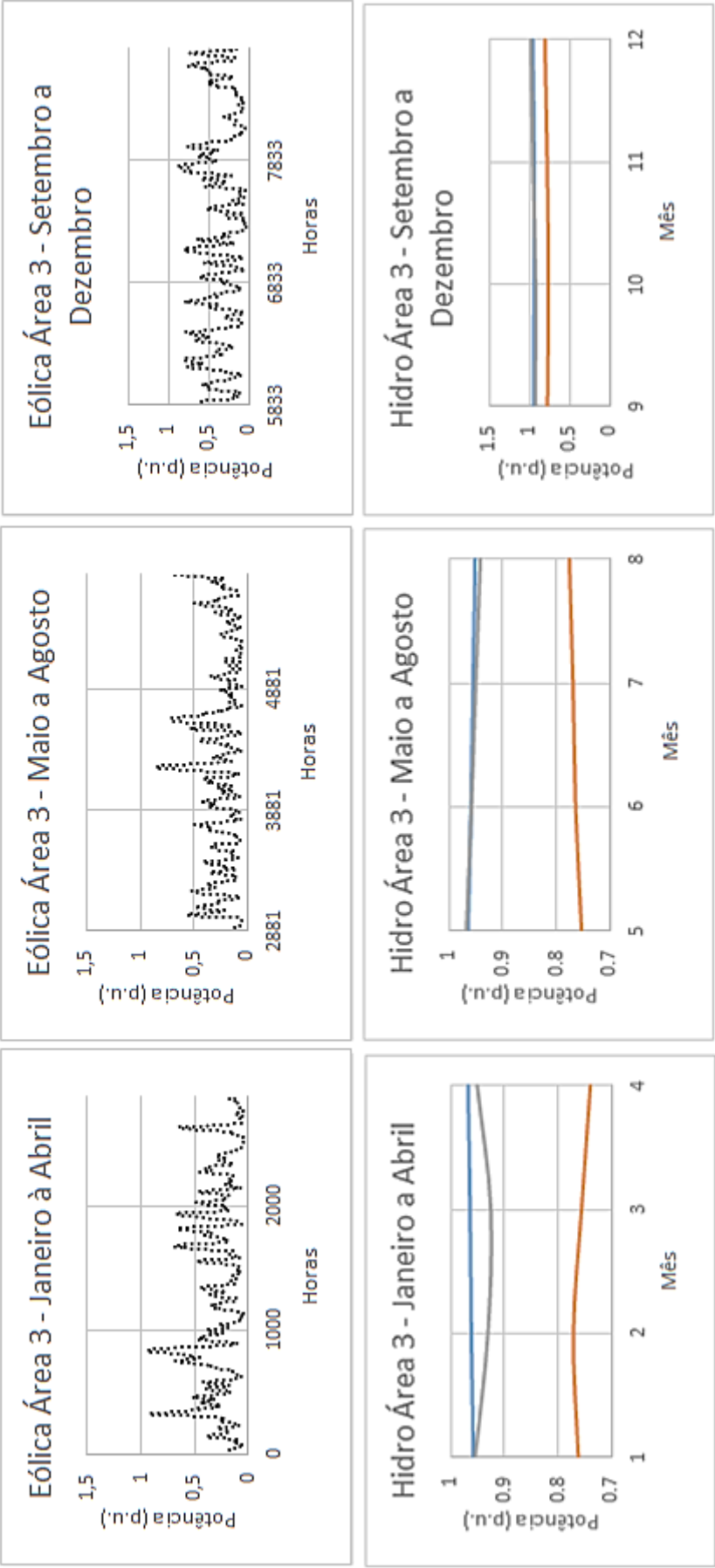


Figura A.12: Ano 4 – Séries eólicas e hidráulicas para Área 3.

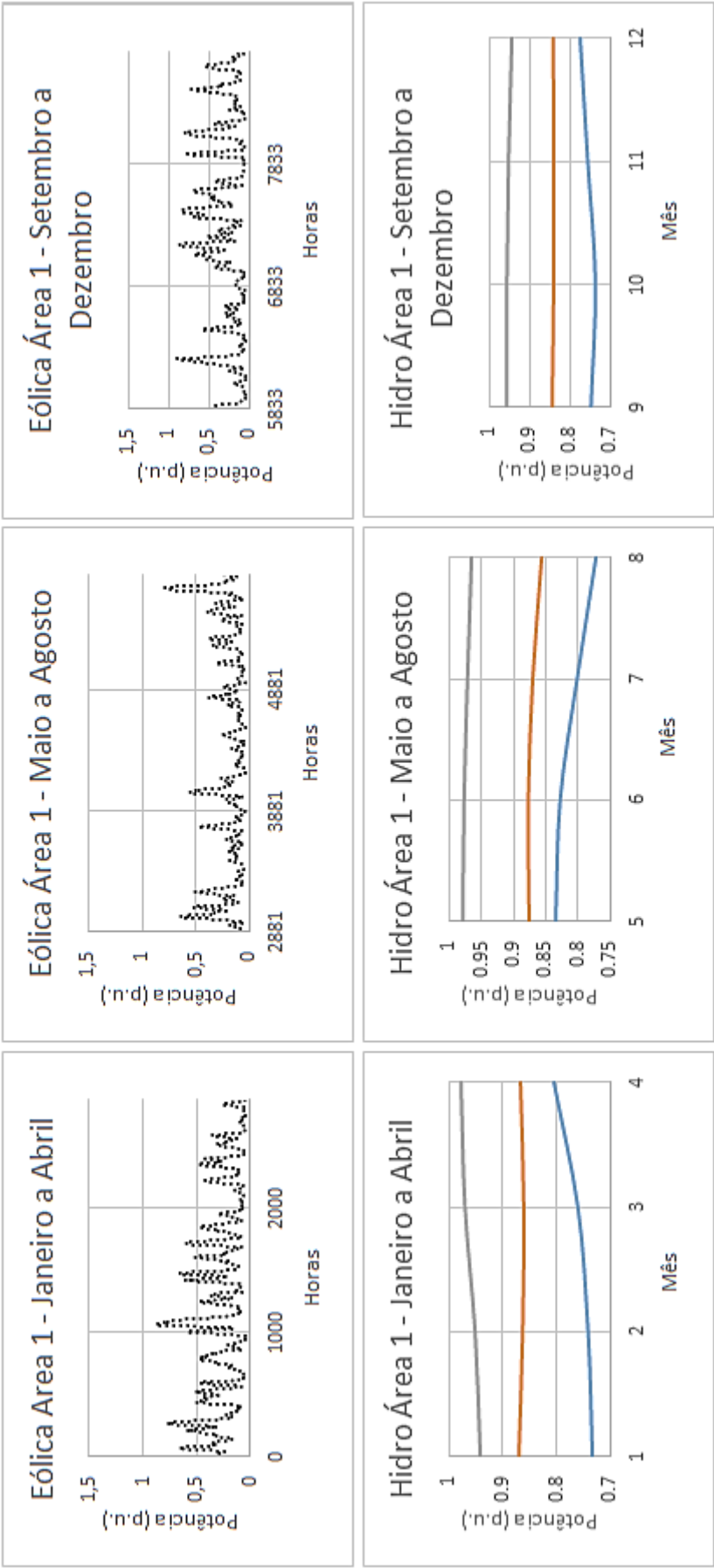


Figura A.13: Ano 5 – Séries eólicas e hidráulicas para Área 1

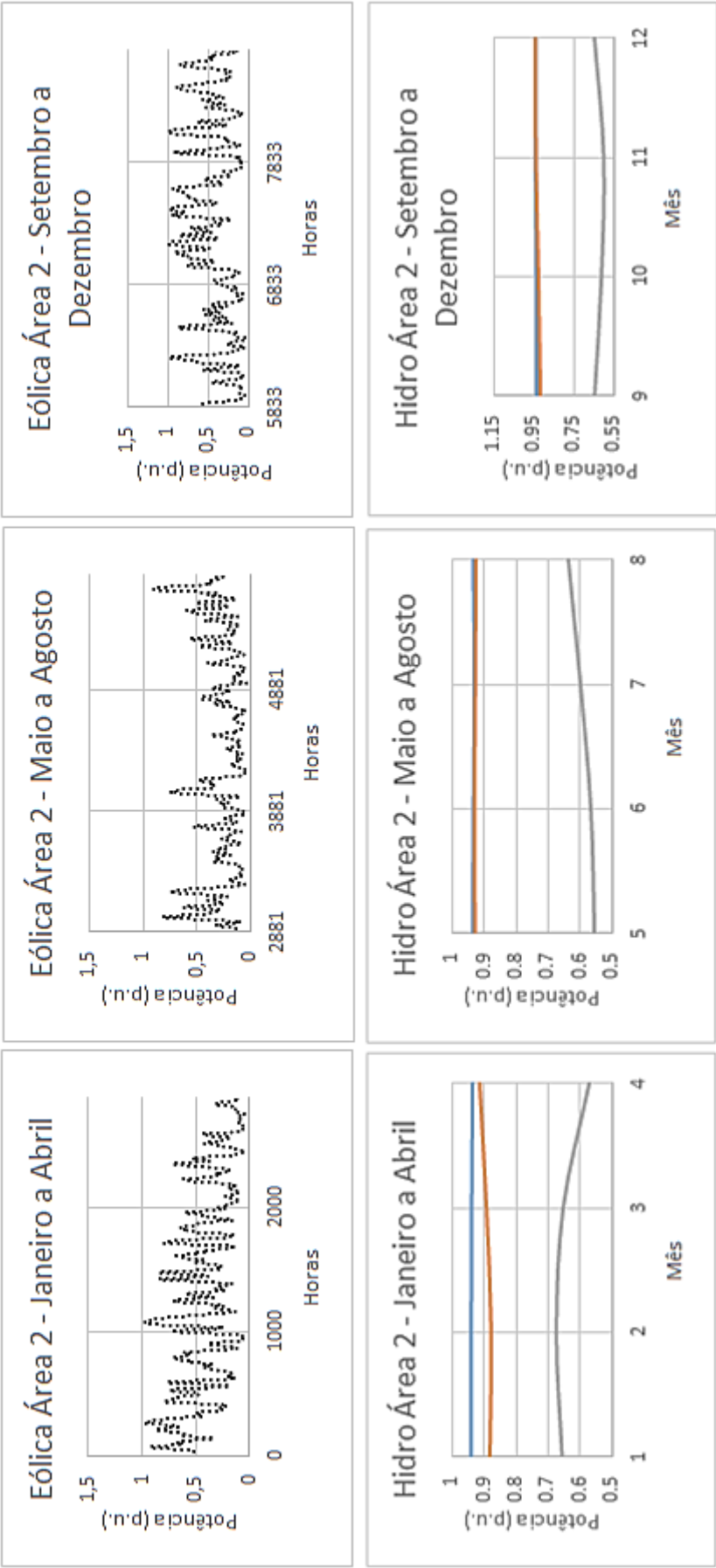


Figura A.14: Ano 5 – Séries eólicas e hidráulicas para Área 2

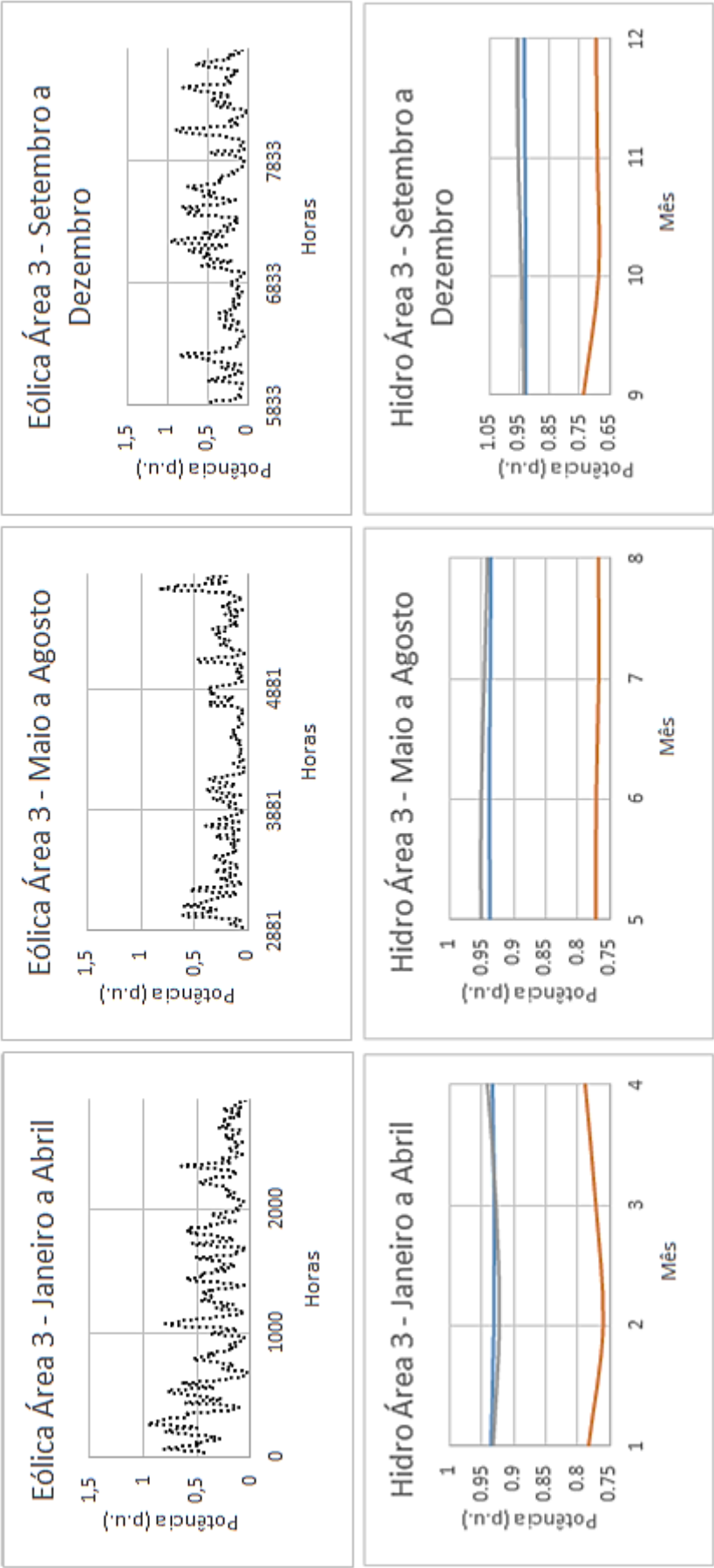


Figura A.15: Ano 5 – Séries eólicas e hidráulicas para Área 3

