



UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE

CENTRO DE ENGENHARIA ELÉTRICA E INFORMÁTICA

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

ILIS NUNES ALMEIDA CORDEIRO

MODELO GENERALIZADO DE VALORES EXTREMOS APLICADO PARA
IRRADIAÇÃO SOLAR E ANÁLISE DE CONFIABILIDADE DE SISTEMAS
FOTOVOLTAICOS RESIDENCIAIS

Campina Grande

2016

ILIS NUNES ALMEIDA CORDEIRO

Modelo Generalizado de Valores Extremos Aplicado para Irradiação Solar e Análise de
Confiabilidade de Sistemas Fotovoltaicos Residenciais

Dissertação de Mestrado submetida à Coordenação dos cursos de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Campina Grande como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Francisco Marcos de Assis

Orientador: Edmar Candeia Gurjão

Campina Grande

2016

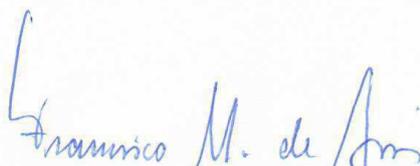
FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA BIBLIOTECA CENTRAL DA UFCG

C794m	<p>Cordeiro, Ilis Nunes Almeida.</p> <p>Modelo generalizado de valores extremos aplicado para irradiação solar e análise de confiabilidade de sistemas fotovoltaicos residenciais / Ilis Nunes Almeida Cordeiro. – Campina Grande, 2016.</p> <p>67 f. : il. color.</p> <p>Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal de Campina Grande, Centro de Engenharia Elétrica e Informática, 2016.</p> <p>"Orientação: Prof. Dr. Francisco Marcos de Assis, Prof. Dr. Edmar Candeia Gurjão".</p> <p>Referências.</p> <p>1. Geração de Energia – Painéis Fotovoltaicos. 2. Modelo de Radiação Solar. 3. Valores Extremos – Distribuição Generalizada. 4. Sistema Fotovoltaico – Confiabilidade do Hardware. 5. Método de Monte Carlo. I. Assis, Francisco Marcos de. II. Gurjão, Edmar Candeia. III. Título.</p> <p style="text-align: right;">CDU 621.311(043)</p>
-------	--

**"MODELO GENERALIZADO DE VALORES EXTREMOS APLICADO PARA
IRRADIAÇÃO SOLAR E ANÁLISE DE CONFIABILIDADE DE SISTEMAS
FOTOVOLTAICOS RESIDENCIAIS"**

ILIS NUNES ALMEIDA CORDEIRO

DISSERTAÇÃO APROVADA EM 22/02/2016



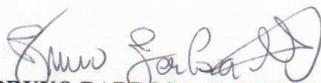
FRANCISCO MARCOS DE ASSIS, Dr., UFCG
Orientador(a)



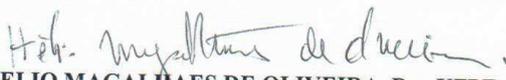
EDMAR CANDEIA GURJAO, D.Sc., UFCG
Orientador(a)



BENEMAR ALENCAR DE SOUZA, D.Sc., UFCG
Examinador(a)



BRUNO BARBOSA ALBERT, D.Sc., UFCG
Examinador(a)



HELIO MAGALHÃES DE OLIVEIRA, Dr., UFPE
Examinador(a)

CAMPINA GRANDE - PB

Resumo

Diferentes modelos probabilísticos têm sido utilizados durante as últimas décadas para modelar radiação solar. Os procedimentos mais utilizados incluem modelos integrados de média móvel, modelos auto regressivos e distribuição de probabilidade Beta e Weibull que compõem um processo aleatório indexado no tempo. Nesta dissertação propõe-se uma nova metodologia de avaliação probabilística de produção de energia pelos painéis fotovoltaicos com base na distribuição generalizada de valores extremos, tal distribuição mostrou-se bastante flexível e foi capaz de modelar todos os horários de todas as estações em Campina Grande, PB. Além disso, foi efetuada a avaliação da confiabilidade do hardware que compõe o sistema fotovoltaico utilizando o Método Monte Carlo, neste trabalho foi realizado um estudo comparativo considerando a possibilidade ou não de o sistema falha, a diferença entre os valores de probabilidade de falha do sistema neste caso chegam a diferir em mais de 22%, conclui-se então que para análise de confiabilidade de sistemas fotovoltaicos, a avaliação da disponibilidade do equipamento em si se faz imprescindível para obtenção de resultados precisos. Por fim, os modelos de radiação solar e de disponibilidade do equipamento foram então combinados com o modelo de carga proposto pelo IEEE- Reliability Test System para finalmente avaliar a confiabilidade do sistema fotovoltaico residencial quando instalado em Campina Grande, PB. Ao comparar a capacidade de geração de energia dos painéis e a demanda por energia elétrica de uma residência, tem-se que, para um sistema composto por oito painéis, a probabilidade de falha se mantém inferior a 10% entre 9h e 13h. Já para um conjunto de quinze painéis, este mesmo resultado é estendido para o período compreendido entre as 9h e 14h.

Palavras-chave: modelo de radiação solar, distribuição generalizada de valores extremos, confiabilidade, método de Monte Carlo

Abstract

Stochastic prediction procedures have been used for the past several decades to model solar irradiance. The most widely used procedures include integrated moving averages, autoregressive models, Beta and Weibull distributions to model hourly radiation. This thesis proposes a new methodology for probabilistic assessment of Photovoltaic power system production based on the Generalized Extreme Value distribution which is quite flexible and was able to model every hour in every season in Campina Grande. Furthermore, a reliability assessment utilizing Monte Carlo Methods was conducted to evaluate the performance of the hardware composing a photovoltaic System, a comparative study was conducted between a vulnerable system that can fail and another system that is always available, the difference between the failure probabilities is greater than 22%, which demonstrates the importance in considering the system availability in order to gather accurate results. Finally, the solar irradiance model and the system availability model were then combined with the IEEE-Reliability Test System load model to finally measure the photovoltaic system reliability when installed in Campina Grande. When comparing the capacity of power generation of the panels and the demand for electricity of a residence, an eight panels photovoltaic system is able to maintain a less than 10% failure probability between 9 a.m. and 1p.m., a fifteen panel system, on the other hand, is able to maintain a less than 10% failure probability between 9 a.m. and 2 p.m..

Keywords: solar irradiance model, generalized extreme value distribution, reliability, Monte Carlo method

Índice

1	Introdução	1
2	Modelagem probabilística da radiação solar.....	3
2.1	Revisão bibliográfica.....	3
2.2	O modelo desenvolvido.....	6
2.3	A distribuição generalizada de valores extremos	19
2.3.1	O teorema dos tipos extremos.....	21
2.3.2	O modelo geral	22
3	Teoria Básica de Confiabilidade.....	23
3.1	A lei de falhas exponencial.....	24
3.2	A confiabilidade de um sistema.....	24
3.3	O método de Monte Carlo	26
3.4	Análise da Confiabilidade de um Sistema Hipotético Utilizando Técnicas de Monte Carlo.....	27
3.5	A avaliação de confiabilidade dos painéis solares utilizando o método de Monte Carlo	33
4	O modelo para carga IEEE-RTS 96.....	41
5	A junção dos modelos	45
6	Avaliação de confiabilidade do sistema completo	49
7	Considerações Finais	52
	Referências.....	54
	Apêndice A – Valores dos parâmetros encontrados pelo método da máxima verossimilhança e Valor – p dos testes de aderência	57
	Apêndice B – Código em MATLAB para simulação de confiabilidade do sistema com amostragem de estados.....	61
	Apêndice C – Código em MATLAB para simulação de confiabilidade do sistema com amostragem da duração de estados.....	62
	Apêndice D – Gráficos do cálculo de probabilidade de falha do sistema fotovoltaico residencial	64

1 Introdução

Motivada pela necessidade de uma maior confiabilidade, maior eficiência e uma geração de energia mais limpa, a geração distribuída (GD) surgiu como uma alternativa ao modelo tradicional de geração centralizada. Muito tem sido dito sobre como ela irá proporcionar uma melhor qualidade de energia, com menor número de interrupções e menos potência dissipada em linhas de transmissão, quando comparada à geração centralizada. Isto porque a geração centralizada consiste em grandes usinas localizadas longe do consumidor e requer longas linhas de transmissão, nas quais determinada potência é dissipada devido às leis de Joule de aquecimento e o efeito pelicular causado pela corrente alternada. Além destas fontes, há também: perdas por radiação e indução. Adicionalmente, longas linhas de transmissão são mais vulneráveis a tempestades geomagnéticas e enfrentam um desafio relacionado ao crescente congestionamento do fluxo de energia (BUSH, 2014). Além disso, o conceito de GD adequa-se perfeitamente ao contexto de rede inteligente, uma vez que GD exige recursos adicionais de comunicação, a fim de funcionar corretamente e com segurança, juntamente com usinas de energia tradicionais.

Apesar de todos os possíveis benefícios previamente citados, existem preocupações sobre a operação da GD. Por exemplo, quando essa geração é feita usando painéis solares, ela não é deterministicamente previsível, pois o desempenho dos painéis está diretamente relacionado à disponibilidade de radiação solar. Portanto, é difícil afirmar se os geradores serão, de fato, capazes de operar e quanta energia será produzida, além disso, neste contexto haveria sistemas fotovoltaicos espalhados pelas residências de forma que há um segundo fator que afeta a confiabilidade: a possibilidade de falhas no equipamento (BILLINTON, 2006).

Conclui-se que há, então, dois fatores importantes na análise de confiabilidade do sistema fotovoltaico: a incidência de radiação solar e o correto funcionamento do equipamento. No primeiro caso, foi desenvolvido, neste trabalho, um modelo probabilístico indexado no tempo que consiste de uma distribuição de probabilidade para a radiação solar a cada hora das 5h da manhã às 5h da tarde. No segundo caso, o método de Monte Carlo foi usado para calcular a probabilidade de falha do equipamento, dado que ele é composto de células fotovoltaicas, conversores DC/DC e conversores DC/AC.

Em posse dos valores probabilísticos de incidência de radiação solar e de disponibilidade do equipamento, é possível estimar a energia gerada durante o dia pelos painéis solares. Em face desses valores obtidos foi feito um balanço entre a energia produzida

pelo sistema e a demandada pela residência de acordo com um modelo proporcionado pelo IEEE para avaliações de confiabilidade, chamado IEEE-RTS 96 (IEEE TASK FORCE OF APM SUBCOMMITTEE, 1996). Avaliando assim, a capacidade de sistemas fotovoltaicos atenderem efetivamente uma demanda doméstica durante o dia.

Adicionalmente, uma comparação foi feita entre os valores de confiabilidade para um sistema composto por 8 e por 15 painéis, bem como a influência da possibilidade de falha do equipamento nos valores obtidos para confiabilidade do sistema, ou seja, foi feita uma avaliação de um sistema que não estivesse sujeito a falhas de equipamento, sendo seu único fator determinante a incidência probabilística de radiação solar.

O texto da dissertação está estruturado em sete capítulos. Após a introdução deste trabalho, segue um capítulo dedicado à análise probabilística da radiação solar. Ele inicia com uma revisão bibliográfica sobre o tema e contém um tópico que aborda a distribuição de probabilidade utilizada para modelagem da radiação solar, por fim o segundo capítulo descreve o procedimento que foi seguido para validar o modelo. O terceiro capítulo aborda uma breve teoria sobre confiabilidade, a lei de falhas exponencial utilizada para modelar os componentes do painel fotovoltaico e o método de Monte Carlo que foi essencial para executar a análise quantitativa da confiabilidade do sistema. O quarto capítulo trata do modelo para carga utilizado para avaliar a capacidade do sistema efetivamente atender a demanda doméstica imposta. Os capítulos seguintes dedicam-se à análise final do sistema completo, composto pelas partes citadas anteriormente nos capítulos dois, três e quatro.

2 Modelagem probabilística da radiação solar

2.1 Revisão bibliográfica

A geração de energia elétrica a partir da energia solar depende muito das condições meteorológicas, tais como radiação solar, temperatura ambiente e assim por diante (PAGE, 2003). Consequentemente, analisar as características da radiação solar no local de instalação, de modo a proporcionar bons modelos que representam adequadamente essa característica, é o primeiro passo para facilitar a implantação das unidades de GD renováveis no sistema de distribuição.

Não há um modelo único e definitivo para estes recursos renováveis, diferentes métodos podem ser utilizados para modelá-los. Por exemplo, radiação solar pode ser modelada utilizando diferentes técnicas: de forma cronológica, utilizando métodos de séries temporais, ou probabilisticamente usando uma função densidade de probabilidade adequada para um determinado período de tempo (ATWA, 2010).

A escolha do modelo mais adequado para esses recursos renováveis é condicionada à aplicação; por exemplo, o modelo probabilístico é mais adequado para aplicações a longo prazo, pois sua exatidão é questionável e, portanto, ele não é indicado para aplicações em curto prazo, que requerem uma representação mais precisa das variáveis aleatórias. A escolha do modelo também está relacionada com a técnica utilizada para realizar a aplicação; técnicas analíticas, por exemplo, são facilmente desenvolvidas utilizando modelos probabilísticos, já o método de Monte Carlo pode ser aplicado com ambos os modelos (ATWA, 2010).

O potencial energético solar brasileiro foi analisado sob diferentes perspectivas no Atlas solarimétrico do Brasil (PEREIRA, 2006) e no Atlas de Irradiação Solar do Brasil (TIBA, 2000). A metodologia utilizada difere bastante nas duas fontes. O primeiro é baseado em informações obtidas por estações terrestres e limita-se a expor os mapas de isolinhas de radiação solar e de insolação com médias anuais e sazonais, já no segundo desenvolve-se um modelo físico que fornece estimativas de fluxo de radiação solar na superfície utilizando informações de nebulosidade extraídas de imagens de satélite geoestacionário e de dados climatológicos de variáveis ambientais para modelar a composição da atmosfera e os processos radiativos que nela ocorrem. Dessa forma, uma extensa base de dados de satélite e dados coletados em superfície é necessária para o mapeamento do fluxo de radiação solar incidente no território brasileiro.

Apesar de bastante detalhados, estes modelos não foram considerados adequados, neste trabalho, para um estudo de confiabilidade, o qual geralmente utiliza cálculos de média e variância sobre funções densidade de probabilidade ou métodos de Monte Carlo baseados em taxa de falha e taxa de reparo.

Estudos de confiabilidade envolvendo geração distribuída eólica e solar têm sido recorrentes ao longo dos últimos quinze anos. Já a modelagem, de radiação solar e velocidade do vento mediante procedimentos estocásticos, é ainda mais antiga e tem sido bem documentada nos últimos trinta anos.

BOILAEU (1983) desenvolveu modelos estatísticos simples para radiação global a partir dos dados medidos em três lugares diferentes (em região temperada, mediterrânea e tropical). Ele utilizou a média móvel integral (IMA1) e a auto regressiva (AR1) na previsão com um dia de antecedência e em longo prazo, respectivamente. GRAHAM e HOLLAND (1990) mostraram que a transmitância atmosférica por hora pode ser modelada por uma distribuição de probabilidade.

É importante destacar que a radiação solar é um processo aleatório indexado pelo tempo. Sendo assim, a rigor existe uma distribuição de probabilidade para cada instante. Na prática, isto é realizado para intervalos de uma hora sendo que no período noturno a radiação solar é zero. Escolheu-se, neste estudo, simplificar o modelo por intermédio de uma discretização do índice temporal t , e considerando as variáveis aleatórias, X_n^e , $n \in \{0,1,2, \dots, 23\}$, $e \in \{1, 2, 3, 4\}$, indexadas por n , tempo discreto correspondente à hora do dia e por e , correspondente à estação do ano.

Em outras palavras, para descrever o fenômeno estocástico da radiação solar, faz-se necessário selecionar, o período de estudo de um ano, o qual é dividido em quatro estações, sendo cada estação representada pelos dados colhidos nos seus respectivos dias. Além disso, cada dia deve ser dividido em 24 segmentos (cada um representando uma hora). Ao final do estudo, o modelo de radiação solar para o ano conterà 96 diferentes segmentos, sendo 24 para cada uma das quatro estações do ano. Destes 96 segmentos de tempo, 48 serão modelados por funções densidade de probabilidade (os que correspondem a períodos de radiação solar não nula).

O trabalho descrito por CALIAO (2000) contém uma figura composta de um histograma da radiação solar às 12h em Junho (de ano e local não mencionados), e uma curva sobreposta ao histograma que representa a Função Densidade de Probabilidade (FDP) da distribuição Beta com parâmetros otimizados para representar a radiação. Neste mesmo

trabalho, foram efetuados os testes Chi-quadrado e Kolmogorov-Smirnov para determinar qual distribuição melhor representava os dados entre 8h da manhã e 4h da tarde. Ambos os testes apontaram para distribuição Beta entre 9h e 16h, já para as 8h da manhã, o teste Chi-quadrado selecionou a distribuição Beta, enquanto o Kolmogorov-Smirnov selecionou a Weibull. Apesar de ter sido utilizado por CALIAO (2000), o teste Kolmogorov-Smirnov não é adequado para este caso, pois os parâmetros da distribuição testada são inferidos a partir dos dados coletados (PANCHENKO, 2006).

No trabalho relatado por ATWA (2010), uma análise bastante similar é desenvolvida. Neste caso, no entanto, o histograma de radiação solar sugere uma distribuição bimodal¹. Os dados foram divididos em dois subgrupos, cada um contendo um dos picos, e cada um destes foi ajustado a uma distribuição Beta.

Os trabalhos relatados por SALAMEH (1995) e BOROWY (1994) são semelhantes e também utilizaram o mesmo procedimento de dividir os dados em subgrupos ajustados a duas distribuições Beta distintas. Neste caso, os dados de radiação são provenientes do aeroporto Logan em Boston, que armazenou dados de radiação solar por 30 anos (com a taxa de amostragem de uma medição por hora). Assim como no trabalho de CALIAO (2000), os testes Chi-quadrado e Kolmogorov-Smirnov foram aplicados, os dois grupos de todos os horários foram corretamente representados por FDP Beta ou Weibull. SALAMEH (1995) e BOROWY (1994) mostraram não só o histograma versus a função densidade de probabilidade, mas também a distribuição acumulada que demonstra a proximidade da distribuição Beta e os dados de radiação. ATWA (2010) e CALIAO (2000) também utilizaram a distribuição Beta para modelar a radiação solar.

Analisando os trabalhos publicados nos últimos anos, é possível identificar algumas abordagens distintas para a obtenção dos dados de radiação solar. BILLINTON (2006), por exemplo, fez a opção de utilizar dados gerados artificialmente pelo software WATGEN. Já SAYED (2013) descreveu em detalhes método de modelagem utilizando Cadeias de Markov, nele os dados são agrupados em diferentes estados e a taxa de ocorrência de cada um deles foi estimada através do método de Monte Carlo, em seguida uma matriz de probabilidade de transição de estados foi montada. A partir desta matriz, uma sequência de estados pôde ser facilmente obtida, simulando assim a radiação solar durante determinado período de tempo. Esta é uma abordagem interessante, cujo método pode ser aplicado a diversas situações, no

¹ Distribuição bimodal é uma distribuição de probabilidade com duas modas distintas. Estas aparecem como picos distintos (pontos de máximo local) na função de densidade de probabilidade.

entanto os resultados obtidos (a matriz de transição de estados) são dificilmente reproduzidos e tendem a representar uma porção bastante específica de espaço.

2.2 O modelo desenvolvido

Para o desenvolvimento do modelo, foram utilizados dados de radiação solar em W/m^2 obtidos através de um piranômetro localizado sobre o teto do Laboratório de Eletrônica Industrial e Acionamento de Máquinas (LEIAM) da Universidade Federal de Campina Grande (UFCG) e armazenados uma vez por segundo desde Janeiro de 2014.

O histograma radiação solar às 12h durante o verão está exposto na Figura 1. Nesta figura, há dois histogramas: um referente ao valor médio de radiação diário (em vermelho) e outro, em preto, da radiação instantânea (a cada um segundo). Observe que a distribuição da radiação solar instantânea se assemelha bastante aos resultados de ATWA (2010), CALIAO (2000), SALAMEH (1995) e BOROWY (1994). É importante destacar que ambos os histogramas foram desenvolvidos utilizando a regra de Freedman-Diaconis¹. Neste caso, observa-se claramente o aspecto bimodal o qual demanda a separação dos dados em dois grupos e a modelagem de cada um deles em separado por uma distribuição.

Uma alternativa mais prática de lidar com o problema seria utilizar o valor médio diário da radiação a cada hora, ou em termos práticos, utilizar a média aritmética dos 3600 valores de radiação obtidos durante uma hora. Neste caso é possível obter uma distribuição unimodal, como ilustrado em pontilhado na Figura 1. É interessante destacar que o mesmo comportamento foi registrado para valores de radiação em Elizabeth City na Carolina do Norte (EUA), como exibido na Figura 2. Os dados de radiação utilizados neste caso foram disponibilizados por COOPERATIVE NETWORKS FOR RENEWABLE RESOURCE MEASUREMENTS.

¹ Em estatística, a regra Freedman-Diaconis, em homenagem a David A. Freedman e Persi Diaconis, pode ser utilizada para selecionar o tamanho dos *bins* para ser usado em um histograma (FREEDMAN, 1981)

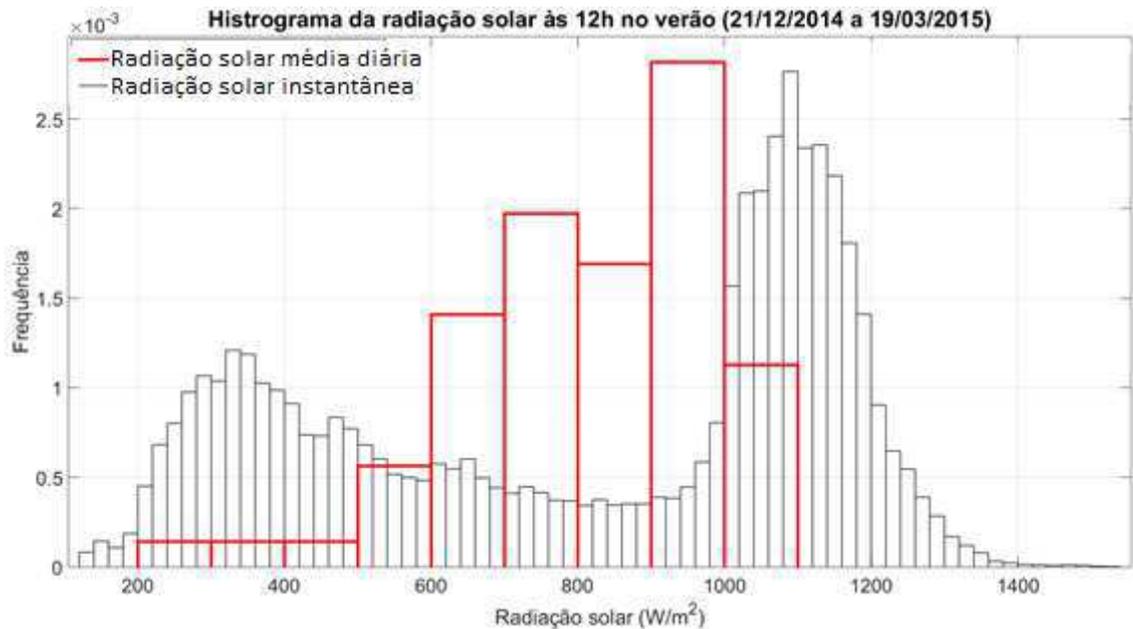


Figura 1 - Comparativo entre o histograma de radiação solar instantânea e média às 12h no verão em Campina Grande, PB

Histograma da radiação solar média e instantânea às 12h no verão de 2012 em Elizabeth City (North Carolina, US)

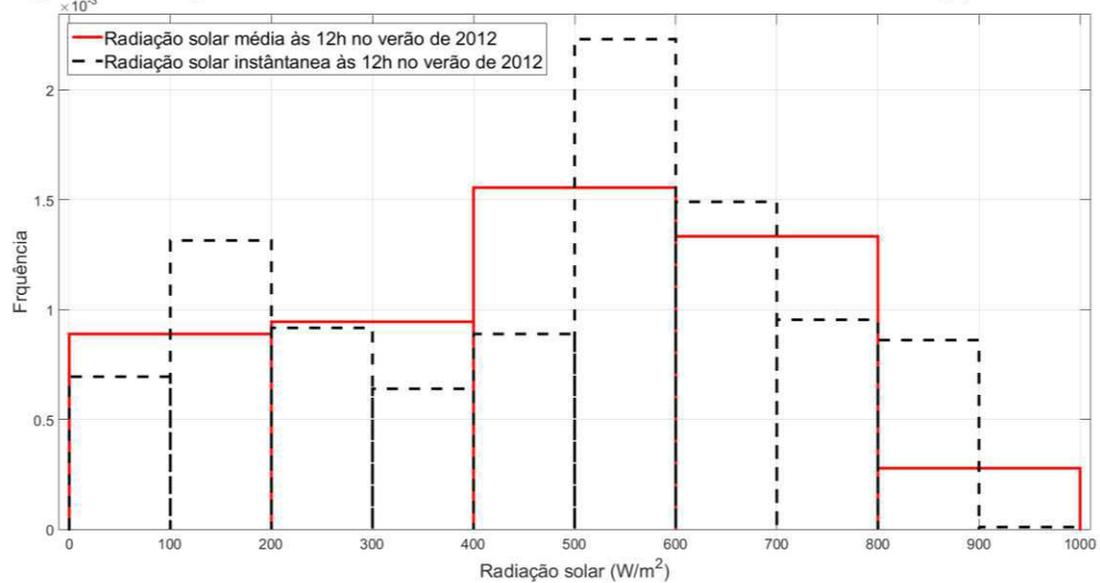


Figura 2 - Comparativo entre o histograma de radiação solar instantânea e média às 12h no verão em Elizabeth City, North Carolina (EUA)

Antes de iniciar a busca por uma distribuição de probabilidade que represente de forma satisfatória os dados, é importante certificar se há uma grande semelhança entre os dados de anos adjacentes. Para tanto, foram utilizados os dados de radiação do verão de 2014 e 2015. O resultado está exposto na Figura 3, que contém o diagrama de caixas dos dois

grupos de dados. Adicionalmente, foi realizado o teste Kruskal-Wallis¹ e o resultado é de que há uma probabilidade de 98,54% de que os dois grupos tenham sucedido da mesma distribuição de probabilidade.

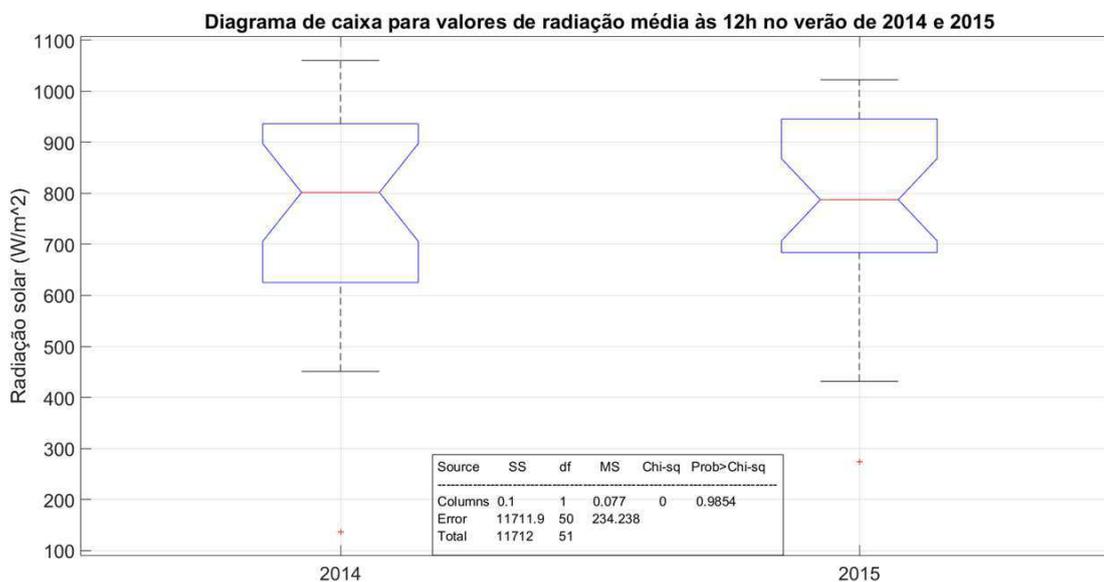


Figura 3 – Comparativo entre os dados de radiação solar às 12h no verão de 2014 e 2015

Em sequência, diversas distribuições foram testadas, entre elas: Normal, Lognormal, Weibull, Gamma e Beta. Os parâmetros de cada distribuição testada foram estimados pelo método de máxima verossimilhança (IN JAE MYUNG, 2001) e em seguida cada distribuição foi submetida ao teste Chi-quadrado (GREENWOOD, 1996) com nível de significância de 5%, os valores dos parâmetros bem como os valores relativos ao teste do chi-quadrado estão dispostos no Apêndice A. Excepcionalmente, para o caso do verão foi testado também se a distribuição desenvolvida para um verão seria capaz de representar corretamente os dados do verão adjacente.

As distribuições Normal, Lognormal, Gamma e Beta apresentaram diversos erros, inclusive erros às 12h (quando a maior potência do dia é gerada e portanto é necessário bom nível precisão para estimar de forma adequada a capacidade do painel). Elas foram, portanto, descartadas. Por fim, a distribuição Weibull, apresentou erros apenas às 16h e 17h da primavera.

¹Método não paramétrico usado para testar se dois conjuntos de amostras provêm da mesma distribuição, sendo uma extensão do Teste de Mann-Whitney para mais de duas amostras. Ele é usado para testar a hipótese nula de que todas as populações possuem funções de distribuição iguais contra a hipótese alternativa de que ao menos duas das populações possuem funções de distribuição diferentes (SAWILOWSKY, 2005)

A Figura 4 exibe o histograma da radiação solar média às 12h no verão de 2014 e 2015 além das funções densidade de probabilidade obtidas para representar o verão de 2015. O gráfico da distribuição acumulada destas radiações, bem como a função de distribuição acumulada das distribuições, está exposto na Figura 8.

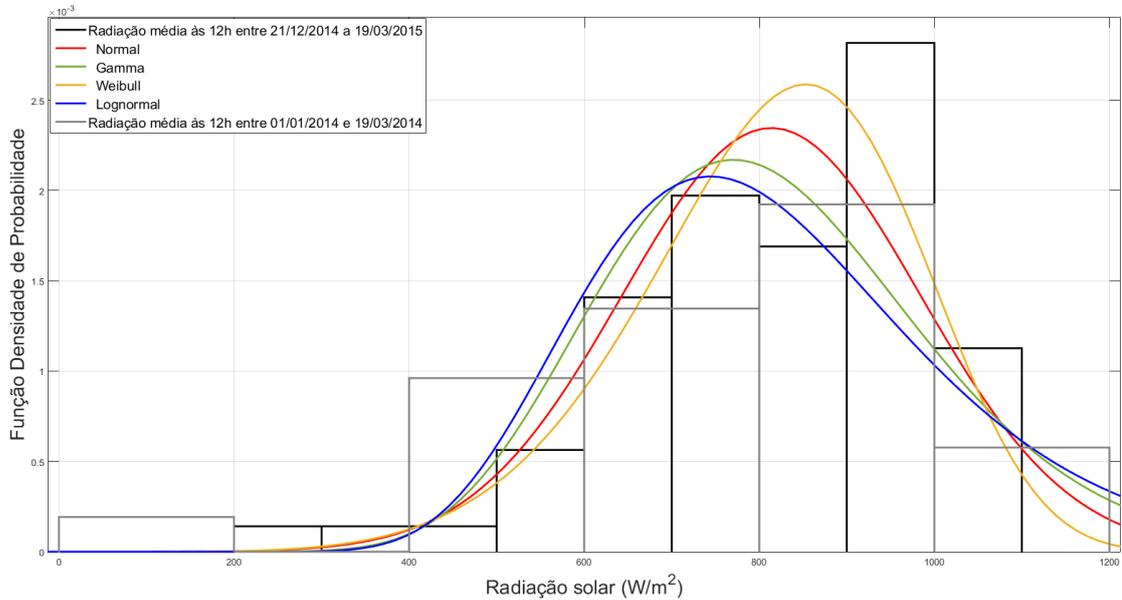


Figura 4 – Histograma da radiação média às 12 no verão e diferentes distribuições de probabilidade

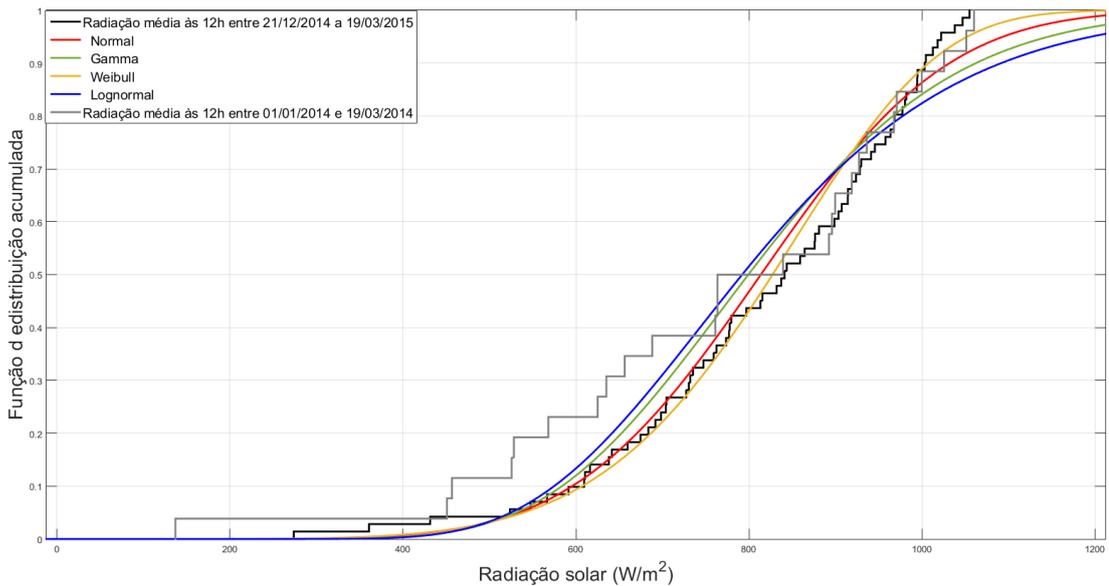


Figura 5 – Distribuição acumulada da radiação média às 12 no verão e FDA de diferentes distribuições de probabilidade

As figuras 6 e 7 são análogas às figuras 4 e 5, porém referentes ao outono.

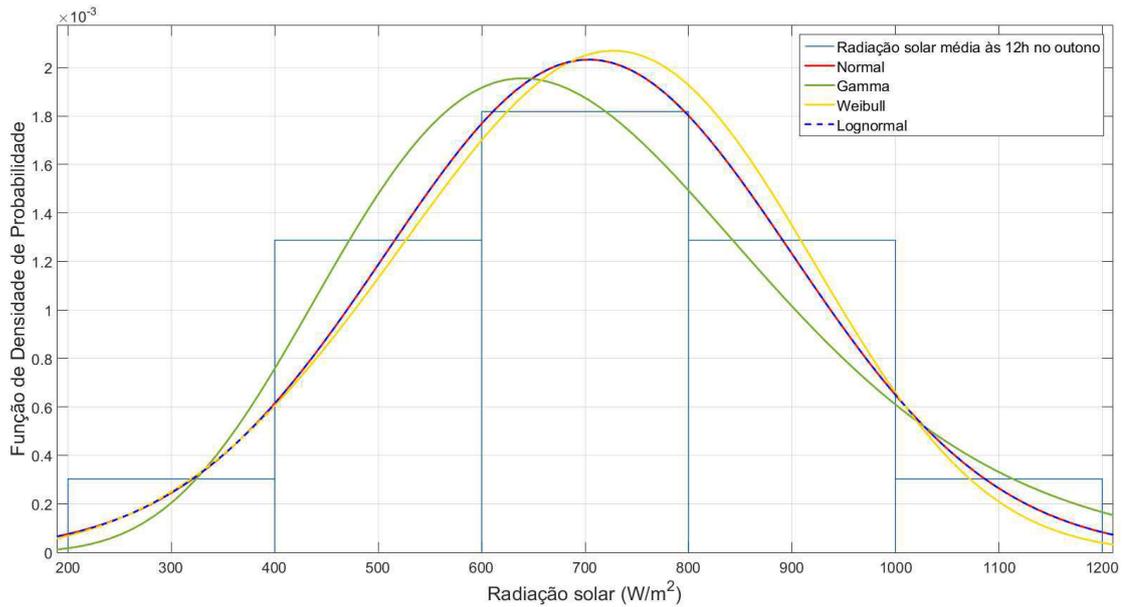


Figura 6- Histograma da radiação média às 12 no outono e diferentes distribuições de probabilidade

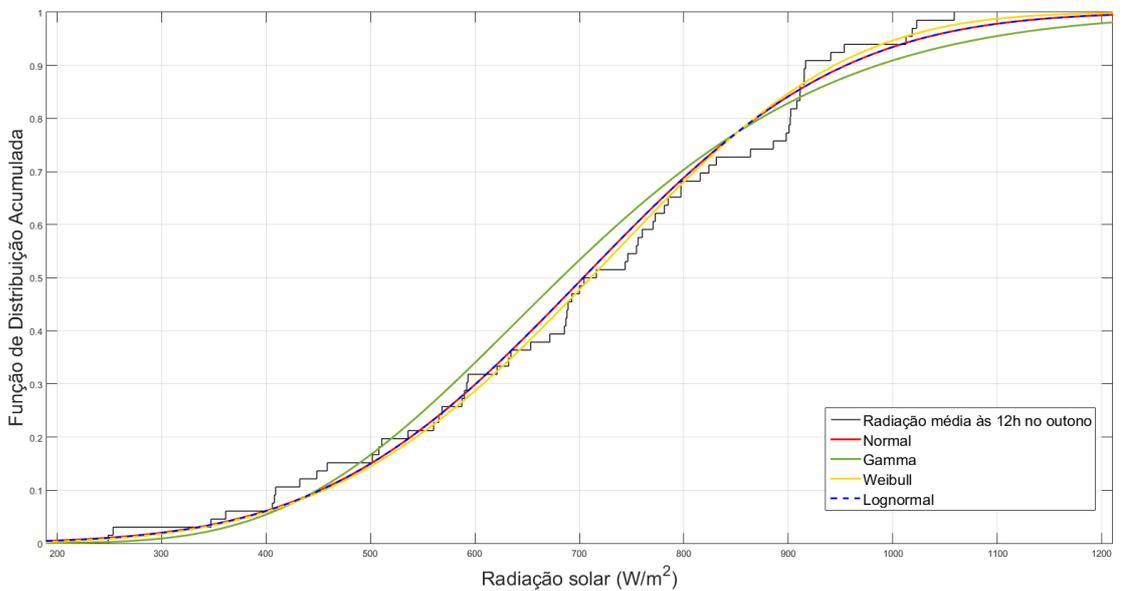


Figura 7 - Distribuição acumulada da radiação média às 12 no outono e FDA de diferentes distribuições de probabilidade

As figuras 8 e 9 seguem o mesmo padrão das anteriores, mas ambas representam o período do inverno. Uma vez realizado o teste Chi-quadrado, as distribuições Gamma e Lognormal foram rejeitadas.

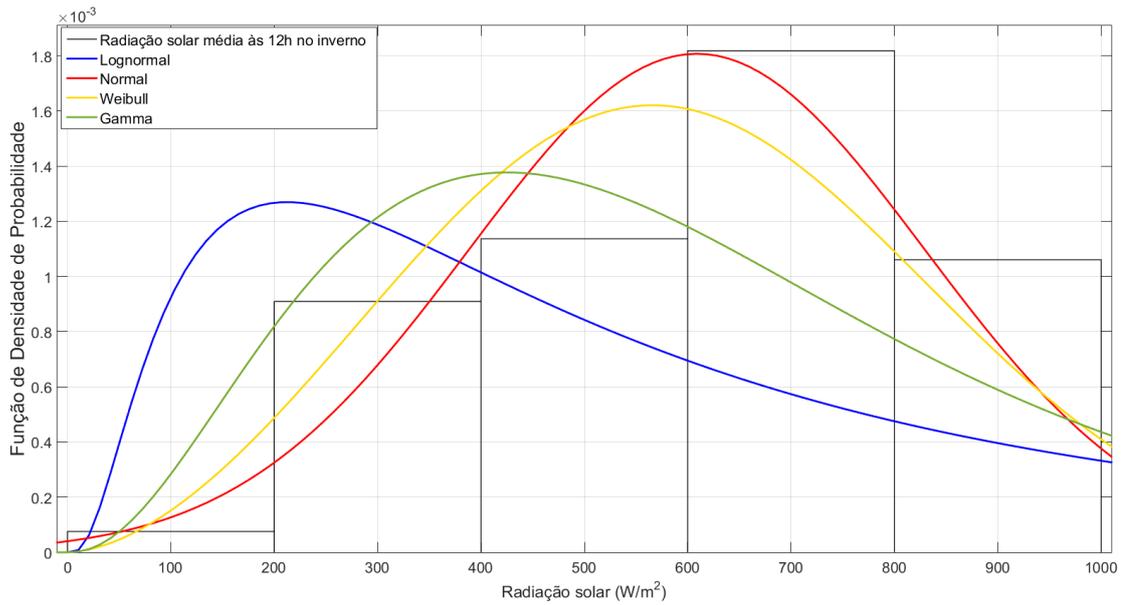


Figura 8 - Histograma da radiação média às 12 no inverno e diferentes distribuições de probabilidade

Figura 8

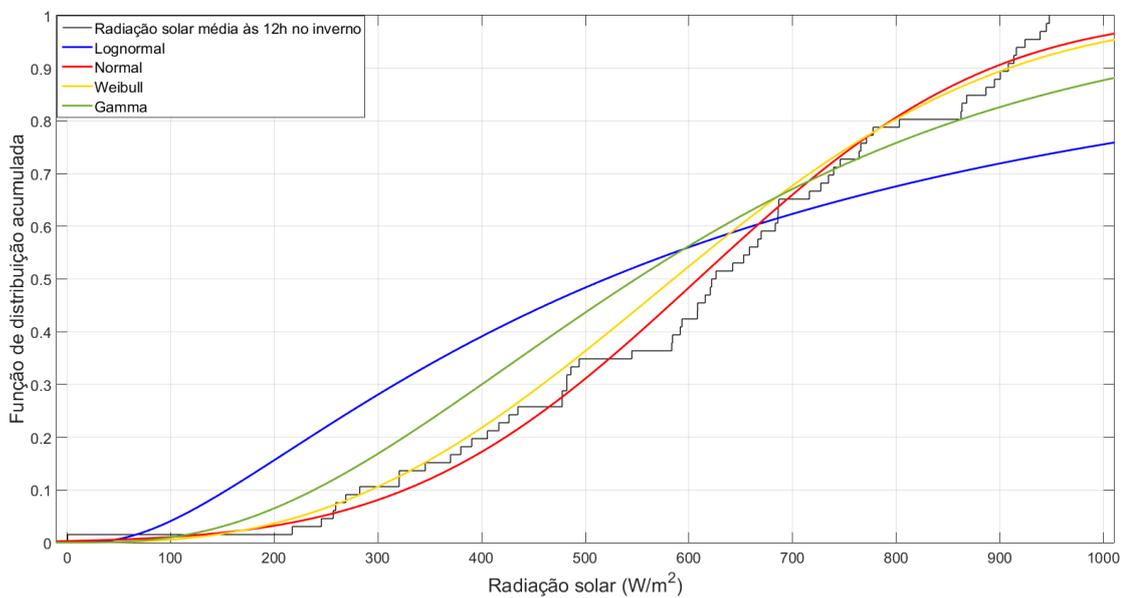


Figura 9 - Distribuição acumulada da radiação média às 12 no inverno e FDA de diferentes distribuições de probabilidade

Por fim, as figuras 10 e 11 estão relacionadas ao período da primavera. Neste caso, segundo o teste Chi-quadrado, a distribuição Lognormal é incapaz de representar os dados de radiação.

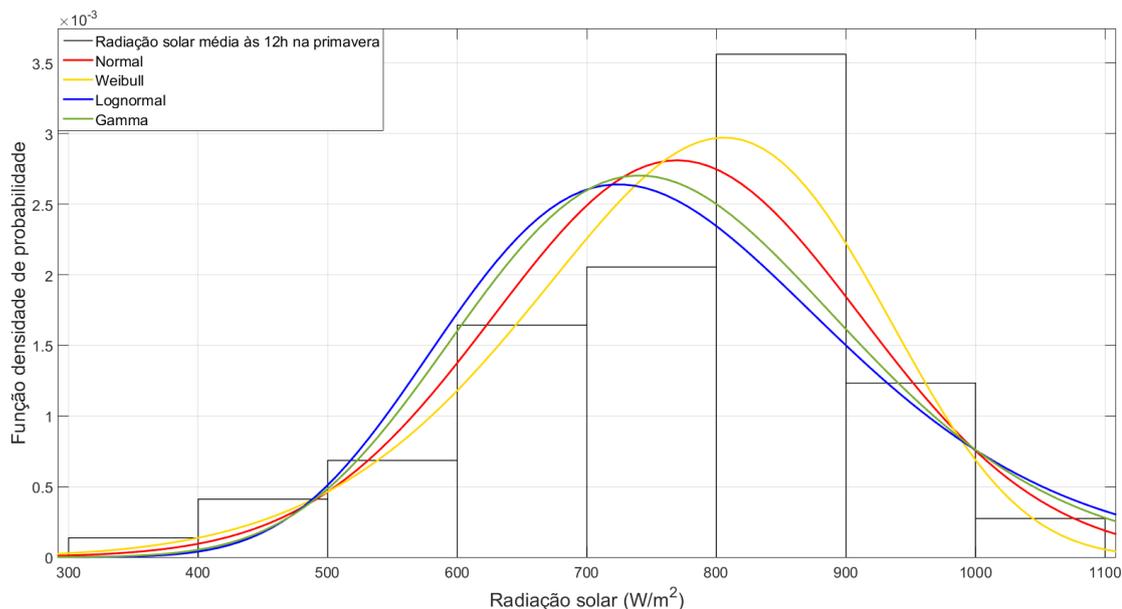


Figura 10 - Histograma da radiação média às 12h na primavera e diferentes distribuições de probabilidade

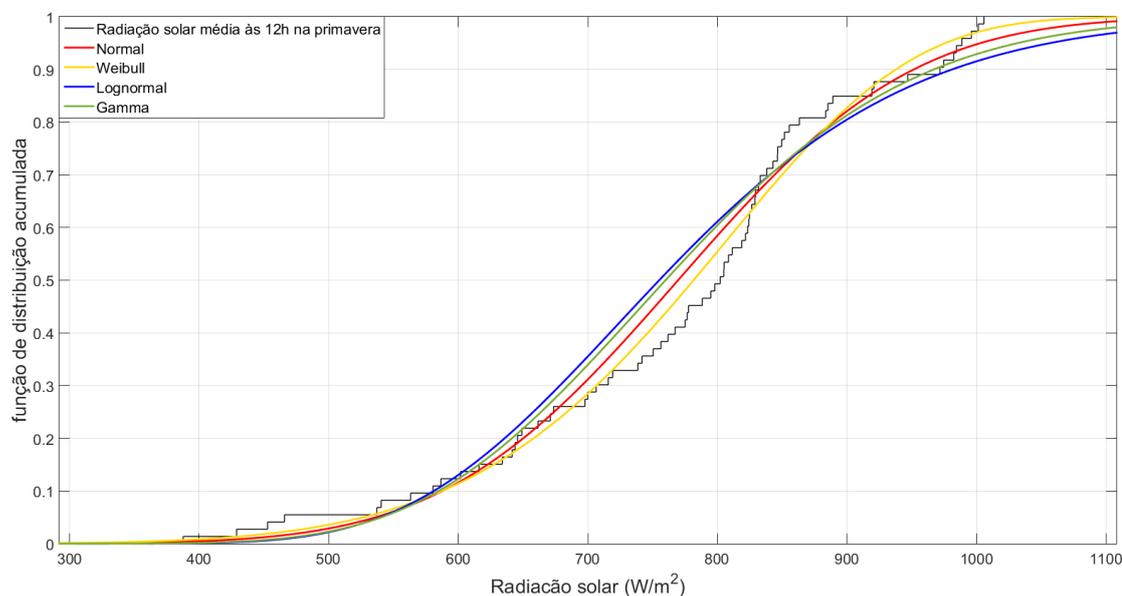


Figura 11 - Distribuição acumulada da radiação média às 12h na primavera e FDA de diferentes distribuições de probabilidade

Após os diversos testes realizados, concluiu-se que a distribuição Weibull é a que mais se adequa aos dados de radiação das diferentes estações. Essa mesma distribuição é largamente utilizada na modelagem probabilística de velocidade do vento. No entanto, ela ainda não consegue representar todos os horários em todas as estações, isso motivou uma busca entre outras distribuições menos populares e que também estavam disponíveis na biblioteca de estatística do programa MATLAB® tais quais: Birnbaum-Saunders, Gaussiana

inversa, distribuição generalizada de valores extremos (GEV), Rayleigh, Burr, *t-location scale* e Distribuição t de Student.

Dentre elas, a GEV apresenta uma excelente alternativa para modelar os dados de radiação. Ela foi aprovada pelo teste Chi-quadrado para todos os horários de todas as estações, sendo, inclusive, capaz de representar dados do verão de 2014, mesmo quando os parâmetros foram otimizados de acordo com os dados de radiação do verão de 2015.

A partir das figuras 12 e 13 é possível comparar as distribuições GEV e Weibull, ambas usadas para modelar os dados de radiação solar média às 12h no verão. Neste caso, ambas foram aceitas no teste Chi-quadrado. Observe, contudo, que na Figura 13 a função de distribuição acumulada da GEV está mais próxima dos dados medidos.

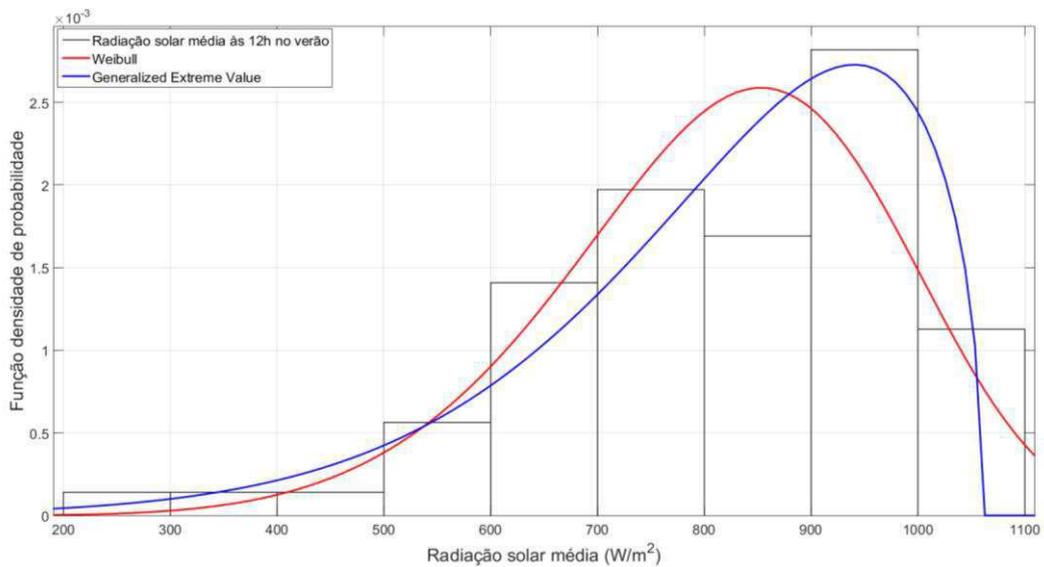


Figura 12 - Histograma da radiação média às 12h no verão e FDP da distribuição Weibull e GEV

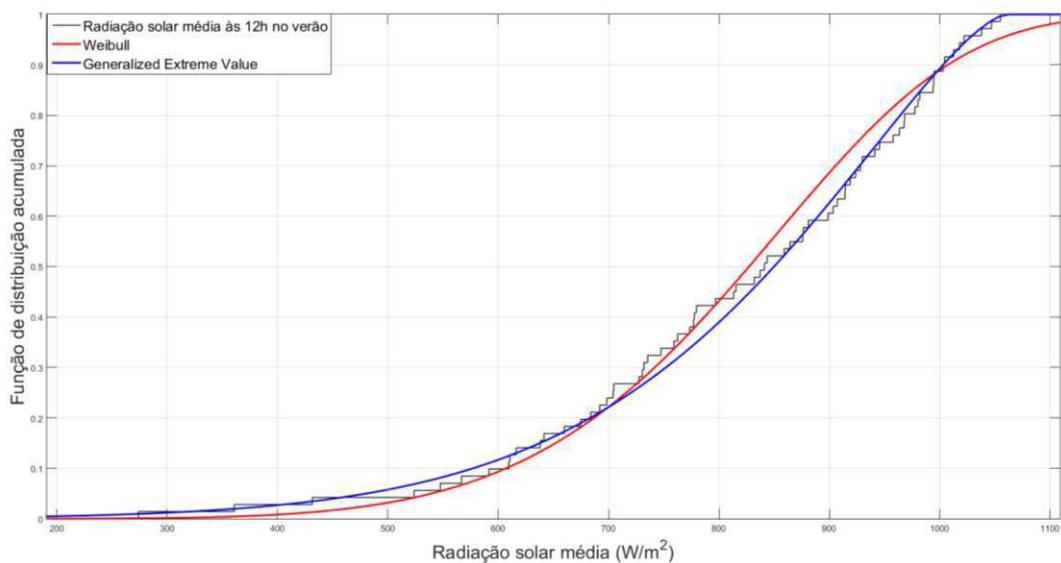


Figura 13 - Distribuição acumulada da radiação média às 12 no verão e FDA da distribuição GEV e Weibull

A adaptação do ajuste da distribuição GEV fica mais evidente nas figuras 14 e 15 que contém dados de radiação solar às 16h na primavera, quando a adereência aos dados da distribuição Weibull é rejeitada pelo teste Chi-quadrado.

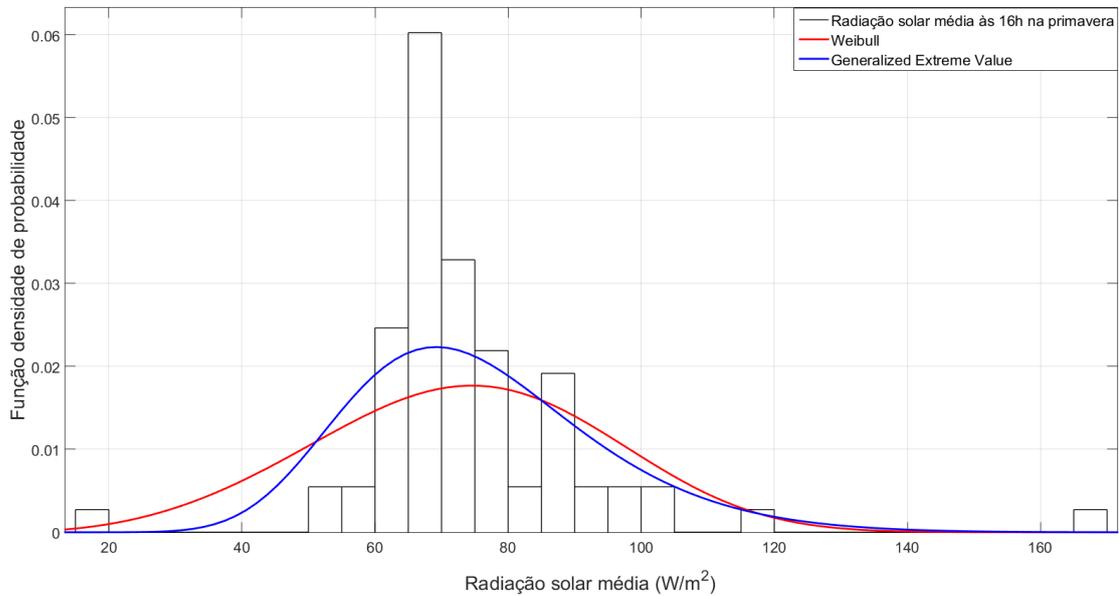


Figura 14 - Histograma da radiação média às 16h na primavera e FDP da distribuição Weibull e GEV

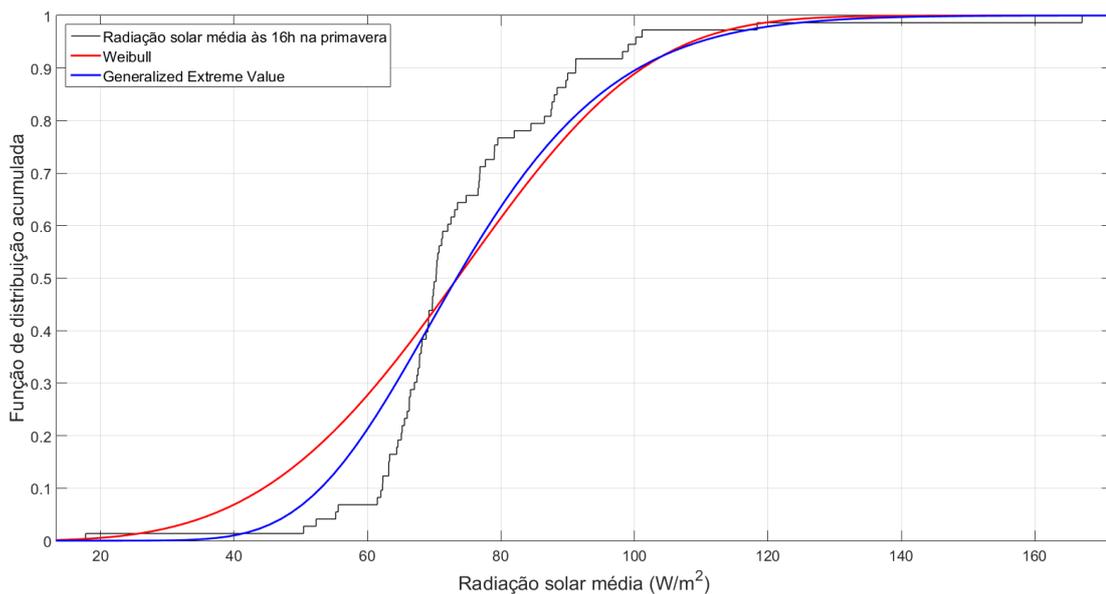


Figura 15 - Distribuição acumulada da radiação média às 16h na primavera e FDA da distribuição GEV e Weibull

Além dos dados de radiação solar em Campina Grande (fornecidos pelo Laboratório de Eletrônica Industrial e Acionamento de Máquinas), dados de outros locais foram utilizados, tais quais: Elizabeth City na Carolina do Norte (EUA) e Daytona Beach na Flórida (EUA). Nestes casos, apesar de a GEV não ter sido capaz de modelar todos os horários de

todas as estações, ela apresentou uma adaptabilidade superior às demais distribuições. Observe como a FDP da GEV representa melhor o pico de probabilidade visível no histograma (Figura 16) e como sua FDA está claramente mais próxima da distribuição acumulada dos dados (Figura 17).

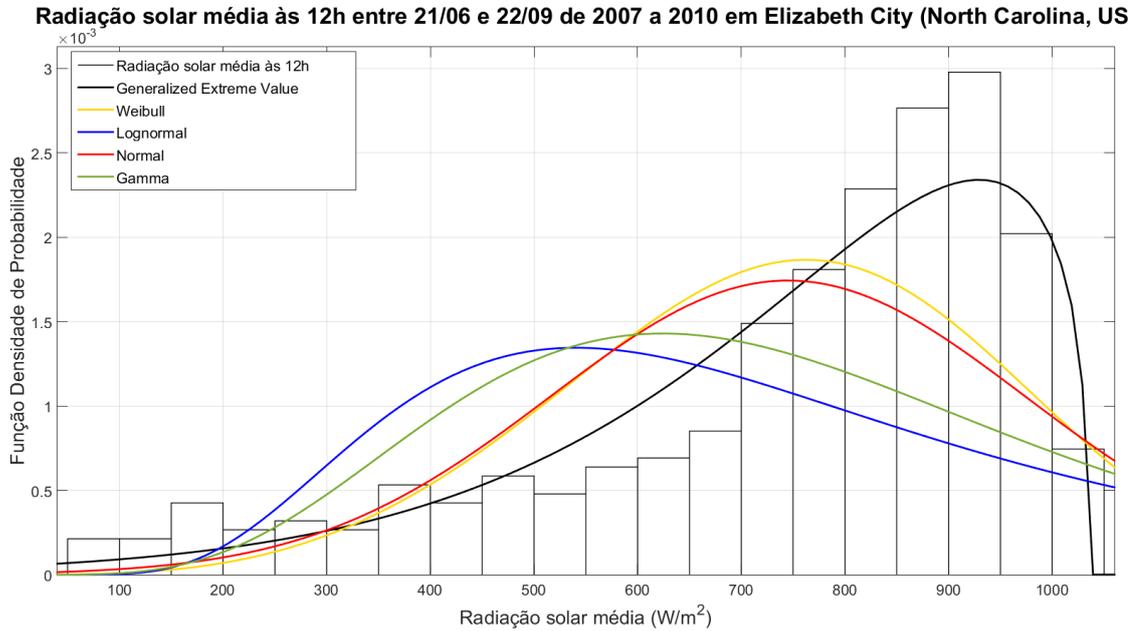


Figura 16 - Histograma da radiação solar média às 12h no verão em Elizabeth City e FDP de diferentes distribuições

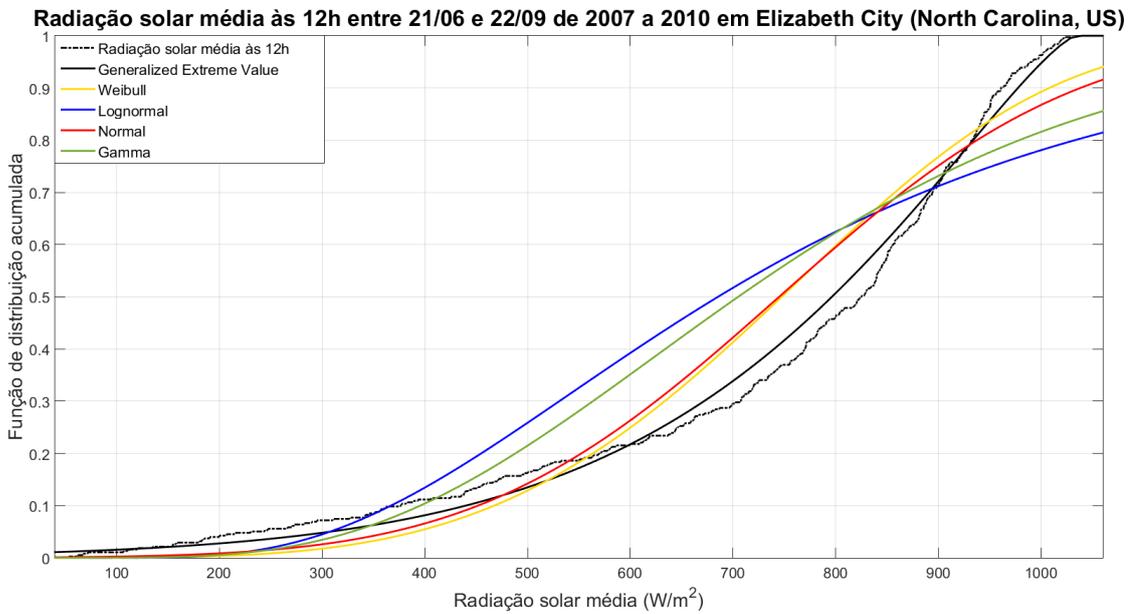


Figura 17 - Distribuição acumulada da radiação média às 12h no verão em Elizabeth City e FDA de diferentes distribuições

A Figura 18 exibe um dos casos em que a distribuição GEV foi rejeitada pelo teste Chi-quadrado. Observe, neste caso, que mesmo não passando no teste a distribuição GEV ainda está bem próxima da distribuição acumulada dos dados de radiação.

O mesmo procedimento foi repetido para os dados de radiação solar de Daytona Beach, Flórida e mais uma vez a distribuição GEV parece representar melhor os dados de radiação. O gráficos que ilustram essa observação correspondem às figuras 19 e 20.

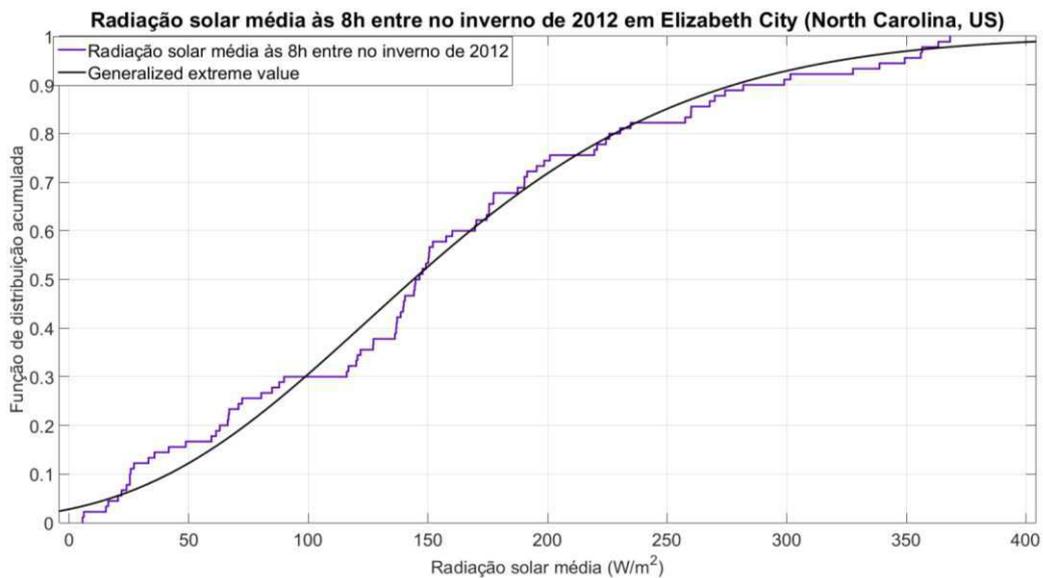


Figura 18 – Exemplo de conjunto de dados no qual a distribuição GEV foi rejeitada no teste Chi-quadrado

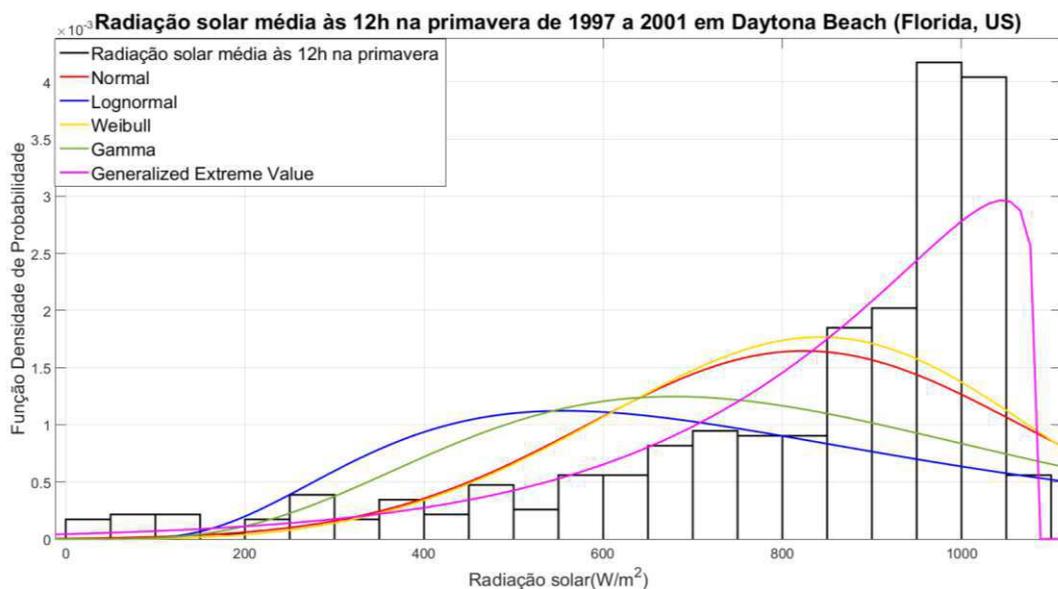


Figura 19 - Histograma da radiação solar média às 12h na primavera em Daytona Beach e FDP de diferentes distribuições

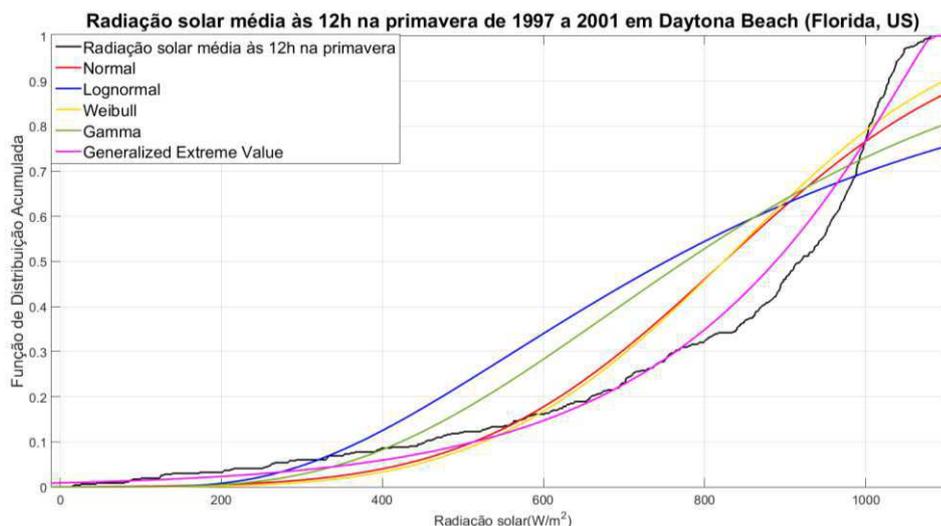


Figura 20 - Distribuição acumulada da radiação média às 12h na primavera em Daytona Beach e FDA de diferentes distribuições

Uma vez que foi observado bastante consistência nos resultados obtidos utilizando a distribuição GEV, optou-se por utilizá-la neste trabalho de acordo com as tabelas 1, 2, 3 e 4 que contêm os parâmetros da distribuição (k, μ, σ) e as suas características (entropia, média e variância).

Tabela 1 – Dados da distribuição GEV para o verão em Campina Grande

Hora do dia	Entropia	k	μ	σ	Média	Desvio Padrão
5h	4,62	-0,02	16,47	5,12	19,34	6,43
6h	6,91	-0,31	88,09	29,82	98,07	29,33
7h	8,46	-0,23	242,51	83,14	274,99	85,85
8h	9,05	-0,37	462,2	136,45	502,71	130,69
9h	9,24	-0,53	647,63	170,08	683,7	156,91
10h	9,27	-0,7	765,01	194,82	790,06	179,71
11h	9,29	-0,84	816,2	220,92	831,56	208,91
12h	9,24	-0,69	789,23	187,73	814,32	172,97
13h	9,18	-0,57	675,41	167,18	707,68	153,70
14h	9,01	-0,53	536,27	145,18	566,92	133,91
15h	8,47	-0,71	360,6	117,37	375,35	108,35
16h	6,52	-0,08	100,84	19,88	110,86	23,24
17h	4,44	-0,15	19,19	4,88	21,36	5,33

Tabela 2 - Dados da distribuição GEV para o outono em Campina Grande

Hora do dia	Entropia	k	μ	σ	Média	Desvio Padrão
5h	3,71	-0,52	13,14	3,66	13,93	3,38
6h	7,23	-0,44	97,61	42,99	108,7	40,30
7h	8,59	-0,48	248,62	121,4	277,5	112,87
8h	9,28	-0,42	396,79	177,31	444,41	167,09
9h	9,47	-0,54	560,65	213,37	604,85	196,63
10h	9,7	-0,51	662,13	242,45	715,49	224,14
11h	9,63	-0,56	679,13	235,44	725,57	216,58
12h	9,57	-0,47	652,63	208,66	703,61	194,48
13h	9,43	-0,48	554,46	192,71	600,76	179,34
14h	9,27	-0,32	413,9	155,42	465,38	152,47
15h	8,86	-0,23	249,54	112,81	293,02	115,92
16h	7,05	0,31	51,78	22,9	75,03	57,96
17h	3,89	0,46	6,19	2,35	9,49	15,89

Tabela 3 - Dados da distribuição GEV para o inverno em Campina Grande

Hora do dia	Entropia	k	μ	σ	Média	Desvio Padrão
5h	4,45	-0,11	9,3	4,94	11,64	5,58
6h	7,1	-0,25	74,05	33,52	86,69	34,18
7h	8,6	-0,22	198,84	93,95	236,06	97,53
8h	9,26	-0,27	325,49	156,35	381,52	156,80
9h	9,61	-0,32	447,54	206,29	515,41	202,03
10h	9,58	-0,5	534,08	235,67	587,33	218,25
11h	9,61	-0,52	581,06	235,3	632,03	217,32
12h	9,52	-0,59	565,64	245,37	610,28	225,33
13h	9,25	-0,55	503,29	182,1	540,15	167,66
14h	8,89	-0,63	379,18	163,34	406,01	149,95
15h	8,21	-0,66	238,28	105,64	254,17	97,07
16h	6,16	-0,46	61,11	19,43	65,9	18,12
17h	2,81	-0,49	6,8	1,94	7,25	1,80

Tabela 4 - Dados da distribuição GEV para a primavera em Campina Grande

Hora do dia	Entropia	k	μ	σ	Média	Desvio Padrão
5h	5,39	-0,13	32,33	9,34	36,67	10,42
6h	7,47	-0,21	123,6	41,33	140,23	43,16
7h	8,91	-0,03	271,99	100,77	327,43	124,76
8h	9,3	-0,26	436,14	151,82	492,14	153,65
9h	9,59	-0,39	578,51	202,6	636,46	192,77
10h	9,54	-0,46	702,08	201,96	751,83	188,39
11h	9,47	-0,49	767,79	195,02	813,47	181,09
12h	9,11	-0,51	736,31	153,63	770,2	142,04
13h	8,86	-0,47	639,6	126,37	670,03	117,62
14h	8,67	-0,55	494,97	116,34	518,25	107,07
15h	7,83	-0,54	267,92	64,68	281,15	59,58
16h	6,24	-0,1	67,41	16,55	75,41	18,88
17h	3,14	0,39	7,29	1,45	9,04	5,36

Por fim, é válido ressaltar que apesar dos resultados positivos obtidos de forma empírica, ainda não se tem uma explicação matemática para o fato de uma distribuição característica de valores extremos ser capaz de modelar dados correspondem a média aritmética de valores de radiação instantânea medida uma vez por segundo pelo piranômetro.

Naturalmente, o fato de a distribuição GEV conter três parâmetros confere a ela mais um grau de liberdade quando comparada às distribuições Beta, Weibull e Normal, por exemplo. Tal característica poderia explicar a flexibilidade da GEV, bem como sua maior aderência aos dados de radiação. No entanto, outras distribuições que também contêm três parâmetros (Burr e *t location scale*) foram testadas e não apresentaram resultados tão positivos quanto o da GEV.

2.3 A distribuição generalizada de valores extremos

O problema de modelagem de eventos extremos ou raros é típico de áreas nas quais tais eventos podem ter consequências bastante negativas. Alguns exemplos de eventos raros incluem: nível de rios, nevascas, alta velocidade de ventos, temperaturas extremas, altas flutuações em taxas de câmbio e queda no preço de ações. Analistas econômicos e

engenheiros utilizam a teoria dos valores extremos a fim de desenvolver um modelo probabilístico adequado para tais situações (COLES, 2001).

Teoria dos valores extremos é um ramo da estatística que lida com eventos extremos. Esta teoria se baseia no teorema dos tipos extremos, segundo o qual há apenas três distribuições necessárias para modelar o máximo ou mínimo de um grupo de observações aleatórias que sigam a mesma distribuição.

Seja M_n definido por

$$M_n = \max\{X_1, X_2, \dots, X_n\}, \quad (1)$$

em que, X_1, \dots, X_n é uma sequência de variáveis aleatórias independentes que compartilham a mesma distribuição F . Em aplicações práticas, X_i representa valores de um processo medidos com certa frequência (como por exemplo: medições do nível do mar por hora ou temperatura média diária). Desta forma, M_n representa o valor máximo dentre as n medições do processo em questão. Em tese, a distribuição de M_n poderia ser diretamente determinada a partir de F , como

$$\begin{aligned} \Pr\{M_n \leq z\} &= \Pr\{X_1 \leq z, \dots, X_n \leq z\} \\ &= \Pr\{X_1 \leq z\} \cdot \dots \cdot \Pr\{X_n \leq z\} \\ &= \{F(z)\}^n. \end{aligned} \quad (2)$$

Contudo, este resultado é de pouca utilidade prática, uma vez que dificilmente a distribuição F é conhecida. Apesar de ela poder ser estimada, eventuais imprecisões incluídas em F seriam elevadas a n , gerando uma grande discrepância em F^n . Uma alternativa seria assumir que F é uma distribuição desconhecida e tentar modelar F^n .

Dando seguimento a análise, é necessário avaliar o comportamento de F^n quando $n \rightarrow \infty$. Para qualquer valor de $z < z_+$, sendo z_+ o menor valor de z tal que $F(z) = 1$, $\lim_{n \rightarrow \infty} F^n(z) \rightarrow 0$, ou seja, a distribuição de M_n degenera a um ponto de massa em z_+ . Este inconveniente pode ser evitado mediante uma renormalização linear de M_n , como

$$M_n^* = \frac{M_n - b_n}{a_n}. \quad (3)$$

Para sequências constantes $\{a_n > 0\}$ e $\{b_n\}$, escolhas adequadas de $\{a_n\}$ e $\{b_n\}$ estabilizam a posição e escala de M_n^* quando n aumenta, evitando os problemas típicos de M_n . Desta forma, M_n^* , assim como escolhas apropriadas de $\{a_n\}$ e $\{b_n\}$, torna-se o novo objeto de estudo.

Todas as possíveis distribuições que delimitam M_n^* são dadas pelo teorema dos tipos extremos.

2.3.1 O teorema dos tipos extremos

Se existem sequências constantes $\{a_n > 0\}$ e $\{b_n\}$ tal que

$$\Pr\left\{\frac{M_n - b_n}{a_n} \leq z\right\} \rightarrow G(z) \text{ quando } n \rightarrow \infty, \quad (4)$$

em que G é uma função de uma distribuição não degenerada, então G pertence a uma das seguintes famílias

$$I: G(z) = \exp\left\{-\exp\left[-\frac{z-b}{a}\right]\right\}, \quad -\infty < z < \infty$$

$$II: G(z) = \begin{cases} 0, & z \leq b \\ \exp\left\{-\left(\frac{z-b}{a}\right)^{-\alpha}\right\}, & z > b; \end{cases} \quad (5)$$

$$III: G(z) = \begin{cases} 1, & z \geq b \\ \exp\left\{\left(\frac{z-b}{a}\right)^\alpha\right\}, & z < b; \end{cases}$$

no caso das famílias II e III, $\alpha > 0$, ressalta-se ainda que a função I apresenta um suporte ilimitado, a função II apresenta suporte compacto à esquerda e, por fim, a função III apresenta suporte compacto à direita.

Em outras palavras, o teorema dos tipos extremos afirma que o valor máximo (após ser ajustado a uma nova escala) converge para a variável aleatória proveniente de uma das três distribuições previamente citadas: Gumbel, Fréchet e Weibull, também conhecidas por distribuição de valores extremos do tipo I, II e III. Cada uma das famílias possui dois

parâmetros: um de posição outro de escala (b e a , respectivamente). Adicionalmente as famílias II e III tem um fator de forma α .

O aspecto mais notável desse teorema é estipular as possíveis distribuições para o valor de máximo normalizado, sem que a distribuição F da população inicial seja conhecida.

2.3.2 O modelo geral

As famílias Gumbel, Fréchet e Weibull podem ser combinadas em uma única família de modelos tendo a FDP e Função de Distribuição Acumulada (FDA) dadas por

$$g(z) = \frac{1}{\sigma} \left[1 + \xi \left(\frac{z - \mu}{\sigma}\right)\right]^{\left(-\frac{1}{\xi}\right) - 1} \exp \left\{ - \left[1 + \xi \left(\frac{z - \mu}{\sigma}\right)\right]^{-\frac{1}{\xi}} \right\} \quad (6)$$

$$G(z) = \exp \left\{ - \left[1 + \xi \left(\frac{z - \mu}{\sigma}\right)\right]^{-\frac{1}{\xi}} \right\}. \quad (7)$$

Esta é a distribuição generalizada de valores extremos (GEV), a qual possui três parâmetros: um referente a posição, μ ; outro de escala, σ e um de forma, ξ . Observe que os parâmetros μ e σ correspondem aos parâmetros a e b da Eq.(5).

3 Teoria Básica de Confiabilidade

A confiabilidade $R(t)$ de um componente (ou sistema) na época t , é definida como $R(t) = P(T > t)$, sendo P a probabilidade, T a duração da vida do componente e R a função de confiabilidade. Em outras palavras, a confiabilidade de um componente é igual à probabilidade de que o componente não venha a falhar durante o intervalo $[0, t]$, ou de modo equivalente, a confiabilidade é igual a probabilidade de que o componente ainda esteja funcionando no instante de tempo t (BARLOW, 1987).

Por exemplo, se a confiabilidade de um computador for de 0,80 (para um período de 1 ano), isto significa que a probabilidade de o computador funcionar sem defeito por mais de um ano é de 80%. Note que uma decorrência direta da definição de confiabilidade é que ela assume valores contidos no intervalo $[0, 1]$.

Estendendo a definição da função de confiabilidade em termos de f (a função densidade de probabilidade – FDP – de T) tem-se

$$R(t) = \int_t^{\infty} f(s)ds, \quad (8)$$

também se expressa $R(t)$ em termos de F , a função de distribuição acumulada – FDA – de T

$$R(t) = 1 - P(T \leq t) = 1 - F(t). \quad (9)$$

Outra função importante no estudo de confiabilidade é a taxa de falhas instantânea Z , também denominada de função de risco, definida para $F(t) < 1$ e expressa do seguinte modo

$$Z(t) = \frac{f(t)}{1 - F(t)} = \frac{f(t)}{R(t)}. \quad (10)$$

Uma interpretação da função de risco é que esta representa, por intermédio do produto $Z(t)\Delta t$, aproximadamente, a probabilidade de ocorrer uma falha no intervalo de tempo $(t, t + \Delta t)$, sabendo-se que o dispositivo funciona perfeitamente no tempo t . Isto é:

$$Z(t)\Delta t \approx \Pr[t < T \leq t + \Delta t | T > t], \quad (11)$$

ou seja, $Z(t)\Delta t$ representa a proporção de peças que falharão entre t e $t + \Delta t$, dentre aquelas peças que estavam funcionando no tempo t . Esta aproximação é válida para pequenos valores de Δt e na hipótese que a FDP $f(t)$ seja contínua em t .

3.1 A lei de falhas exponencial

Uma das leis de falhas mais usuais é aquela cuja duração até falhar é descrita pela distribuição exponencial (MEYER, 1983). Se for considerada uma taxa de falhas constante $Z(t) = \alpha$, então a FDP associada à duração até falhar é dada por

$$f(t) = \alpha e^{-\alpha t}, t > 0. \quad (12)$$

Observe que se $f(t)$ tem a forma acima, $R(t) = 1 - F(t) = e^{-\alpha t}$ e, portanto, $Z(t) = \frac{f(t)}{R(t)} = \alpha$ sendo possível confirmar o seguinte teorema:

Seja T , a duração até falhar, uma variável aleatória contínua que tome todos os valores não negativos. Então T terá uma distribuição exponencial se, e somente se, tiver uma taxa de falhas constante (MEYER, 1983).

Uma taxa de falhas constante implica que a taxa de falhas não se altera devido ao uso do equipamento, ou seja, não existe o efeito de desgaste, quando se utiliza o modelo exponencial. Em outras palavras, enquanto a peça (ou sistema) ainda estiver funcionando, ela será tão boa quanto nova. É comum, no entanto, encontrar a lei de falhas exponencial modelando sistemas mais complexos que estão naturalmente sujeitos ao desgaste e cuja taxa de falhas não é constante no tempo. Para tanto, utiliza-se o modelo exponencial como modelo durante um determinado período de tempo, usualmente curto, no qual a taxa de falhas pode ser assumida constante.

3.2 A confiabilidade de um sistema

Uma vez que as funções de confiabilidade dos componentes tenham sido definidas, é importante analisar a confiabilidade do sistema composto por eles. Neste momento, é crucial

saber qual a topologia de conexão entre os elementos. As figuras 21 e 22 exibem conexões em série e paralelo respectivamente.



Figura 21 - Configuração série

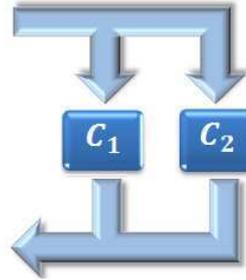


Figura 22 - Configuração paralelo

Na conexão em série, o sistema só funciona se ambos os componentes funcionarem simultaneamente. Se, além disso, admitirmos que os componentes funcionem de forma independente, é possível obter a confiabilidade do sistema em função da confiabilidade individual dos componentes como

$$R(t) = P(T > t) = P(T_1 > t \text{ e } T_2 > t) = P(T_1 > t)P(T_2 > t) = R_1(t)R_2(t). \quad (13)$$

Esta análise pode ser estendida para um sistema com n componentes conectados em série, que funcionem de forma independente, neste caso tem-se

$$R(t) = R_1(t) \cdot R_2(t) \cdot \dots \cdot R_n(t). \quad (14)$$

Adicionalmente, para o caso em que $T_1, T_2 \dots T_n$ possuam leis de falhas exponenciais com parâmetros α_1, α_2 e α_n , sendo assim é possível utilizar

$$R(t) = e^{-(\alpha_1 + \alpha_2 + \dots + \alpha_n)t}, \quad (15)$$

por conseguinte, a FDP da duração até falhar do sistema, será dada por

$$f(t) = -R'(t) = (\alpha_1 + \alpha_2 + \dots + \alpha_n)e^{-(\alpha_1 + \alpha_2 + \dots + \alpha_n)t}. \quad (16)$$

Para a conexão em paralelo, tem-se que o sistema funciona desde que ao menos um dos componentes esteja funcionando, ou seja, o sistema só falha se ambos os componentes

falharem simultaneamente. Para tanto, se os componentes funcionam de forma independente, a confiabilidade do sistema pode ser calculada analiticamente

$$\begin{aligned}
 R(t) &= \Pr[T > t] \\
 &= 1 - \Pr[T \leq t] \\
 &= 1 - \Pr[T_1 \leq t \cap T_2 \leq t] \\
 &= 1 - (1 - \Pr[T_1 > t])(1 - \Pr[T_2 > t]) \\
 &= 1 - (1 - R_1(t))(1 - R_2(t)).
 \end{aligned} \tag{17}$$

Para um sistema com n componentes, tem-se

$$R(t) = 1 - [1 - R_1(t)][1 - R_2(t)] \cdot \dots \cdot [1 - R_n(t)]. \tag{18}$$

3.3 O método de Monte Carlo

O método Monte Carlo é uma designação geral para simulação estocástica usando números aleatórios (ROBERT, 2010). O método de Monte Carlo caracteriza-se pela repetição de experimentos aleatórios a fim de se obter um resultado numérico, isto é, repetindo sucessivas simulações um elevado número de vezes, para calcular probabilidades heurísticamente (BILLINTON, 1994). O método de Monte Carlo é uma alternativa para solução de problemas demasiadamente complexos, nos quais a solução analítica é inviável ou impossível.

Apesar de se tratar de uma simulação estocástica, o método de Monte Carlo pode ser aplicado na solução de problemas determinísticos. Aplicações de Técnicas de Monte Carlo podem ser encontradas em muitos campos, tais como: simulação de processos estocásticos, estatística médica, engenharia da análise de sistemas e avaliação da confiabilidade (HROMKOVIC, 2001). No presente trabalho, o método de Monte Carlo será usado para avaliar a confiabilidade do sistema de distribuição de energia quando geradores distribuídos são inseridos no sistema.

3.4 Análise da Confiabilidade de um Sistema Hipotético Utilizando Técnicas de Monte Carlo

As técnicas de Monte Carlo abrangem uma ampla gama de diferentes técnicas de simulação. Há, por exemplo: amostragem de estados, amostragem de duração de estados e amostragem de transição de estados.

Segundo o método de amostragem de estados, todos os estados a serem amostrados tem duração idêntica. O estado do sistema é determinado pela combinação dos estados de cada componente. Por sua vez, o estado de cada componente pode ser amostrado usando o modelo probabilístico do componente. Admitindo que cada componente tenha dois estados (falha e em operação), o estado do i -ésimo componente (S_i) é definido pela variável aleatória

$$S_i = \begin{cases} 0, & (\text{em operação se } U_i \geq \Pr[F_i]) \\ 1, & (\text{falha se } 0 \leq U_i < \Pr[F_i]) \end{cases} \quad (19)$$

em que, $\Pr[F_i]$ é a probabilidade de falha do componente para o tempo correspondente à duração do estado e $U_i \sim \text{unif}[0,1]$.

O estado de um sistema com m componentes é representado pelo vetor

$$S = (S_1, \dots, S_i, \dots, S_m). \quad (20)$$

Denotamos por G o conjunto de todos os estados do sistema. Note que se cada componente tem dois estados, o conjunto de todos os estados é

$$G = 2^m. \quad (21)$$

Se o índice de confiabilidade do sistema é bem definido por uma função $F(s)$ com domínio G e imagem o intervalo $[0, 1]$, a confiabilidade esperada é

$$E[F(s)] = \sum_{s \in G} F(s)P(s) = \sum_{s \in \{0,1\}^m} F(s)P(s), \quad (22)$$

em que

$$P(s) \triangleq \Pr[S = s] \quad (23)$$

é a probabilidade de o sistema ocupar o estado $S = s$. A estimativa do valor esperado da função indicadora do sistema pode ser avaliada por simulação para obter a estimativa $\bar{P}(s)$, $s \in \{0,1\}^m$ pela frequência relativa dos estados obtida em uma simulação de Monte Carlo para um total de experimentos, N , suficientemente grande

$$\bar{E}(F) = \sum_{s \in G} F(s) \frac{n(s)}{N}, \quad (24)$$

em que $n(s)$ é o número de ocorrências do estado s na simulação. Sendo que $F(s)$ deve ser obtida por meio da análise do sistema.

O método de amostragem de estados apresenta as vantagens de ser simples de se aplicar, pois necessita apenas de amostras de U_i obtidas de uma distribuição uniforme e de requerer dados básicos de confiabilidade usualmente em pequeno número, já que apenas as probabilidades de falha dos componentes são necessárias. No entanto, esta abordagem não pode ser utilizada quando se considera no modelo do sistema a possibilidade de os componentes serem reparados após a ocorrência de uma falha.

O método de amostragem da duração do estado se fundamenta na função densidade de probabilidade que modela a duração dos estados de cada componente do sistema, ou seja, as durações dos estados são variáveis. Neste método, inicialmente são geradas funções amostras dos processos de transição de estados de cada um dos componentes e, em seguida, uma função amostra do processo de transição de estados do sistema completo é obtido pela combinação das anteriores. Em uma representação de dois estados, são possíveis os estados em operação e em reparo. Geralmente se assume a distribuição exponencial com diferentes parâmetros para representar a duração dos dois estados. Outras distribuições, no entanto, podem ser facilmente utilizadas (BILLINTON, 1994).

Como exemplo ilustrativo de aplicação dos dois métodos, considere o sistema hipotético da Figura 23, composto por dois elementos distintos A e B conectados em paralelo. Nesta configuração, o sistema apresenta uma falha quando ambos os componentes A e B

deixam de funcionar durante o mesmo período de tempo, caso contrário o sistema encontra-se em operação.

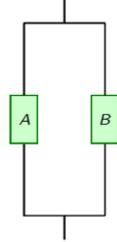


Figura 23 – Sistema com configuração em paralelo utilizado na análise de confiabilidade

Considerando inicialmente o caso sem reparo temos a solução analítica

$$R_s(t) = 1 - (1 - e^{-\lambda_A t})(1 - e^{-\lambda_B t}) \quad (25)$$

Para $t = 1000$ horas, $\lambda_A = 10^{-3}$ falhas/hora e $\lambda_B = 2,4 \cdot 10^{-3}$ falhas/hora, tem-se

$$R_s(t) = 1 - (1 - e^{-1})(1 - e^{-2,4}) = 0,425224 \quad (26)$$

Efetuada a mesma análise mediante simulação, foi necessário simular o desempenho de cada componente do sistema de forma individual, já que eles são independentes. Quando ambos os componentes apresentam falhas por um mesmo período de tempo, diz-se que o sistema falhou. A confiabilidade é estimada então

$$\hat{R}_s = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N X_i}{N}, \quad (27)$$

na qual:

$X_i = 0$ se o sistema funciona

$X_i = 1$ se o sistema falha

O código em MATLAB com o qual efetua esta simulação encontra-se no Apêndice B, a partir dele obtém-se que a confiabilidade é igual a 0,4252 e o erro relativo expresso por

$$e_{rel} = \frac{R(t) - \hat{R}(t)}{R(t)}, \quad (28)$$

para o caso em estudo, tem-se um valor igual a 0,00013

Observe que o erro relativo é inferior a 0,015% entre o método analítico e a simulação. A Figura 24 ilustra o desempenho de cada componente e do sistema completo para 50 experimentos.

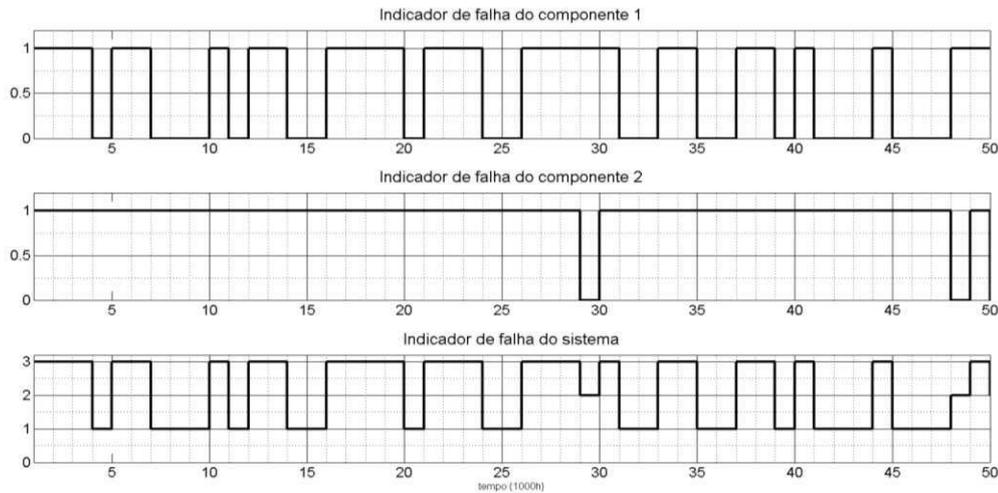


Figura 24 – Desempenho dos componentes 1 e 2 e do sistema durante cinquenta experimentos

Os indicadores de falha dos componentes assumem valor unitário para quando ocorre falha e 0 para quando o sistema funciona. O indicador do sistema assume valor máximo 3 quando os dois componentes apresentam falha, 2 quando apenas o componente 1 falha, 1 quando apenas o componente 2 falha e 0 para quando ambos funcionam perfeitamente. Matematicamente, a variável aleatória que descreve o estado do sistema pode ser definida como

$$S_i = x_i^{c_2} + 2x_i^{c_1} \quad (29)$$

na qual,

$$x_i^{c_j} = 0, \text{ se o componente } j \text{ funciona}$$

$$x_i^{c_j} = 1, \text{ se o componente } j \text{ falha}$$

Neste caso, como a possibilidade de reparo foi descartada, utilizou-se o método de amostragem de estados, no qual os experimentos são amostragens dos possíveis estados (em funcionamento e falha), dado que cada estado dura necessariamente T horas (neste exemplo T é igual a 1000 horas). Diferentemente do método de amostragem de duração de estados, no

qual os estados têm durações distintas e obedecem às respectivas distribuições de probabilidade.

É interessante observar que para os experimentos representados na Figura 24, não houve nenhuma situação na qual ambos os componentes estivessem operando simultaneamente, de forma que para o bom funcionamento desse sistema é crucial a conexão em paralelo dos componentes.

Considerando agora o caso com reparo, a solução analítica é inviável, dada a complexidade da análise. Neste caso, a simulação apresenta-se como possível solução para o problema. É necessário então realizar uma amostragem da duração dos estados, a fim de estimar quanto tempo dura o reparo em cada componente e por quanto tempo os componentes operam sem apresentar falhas.

É importante notar que há apenas dois possíveis estados para cada componente: operando em reparo. Utilizando a taxa de falhas e de reparo podemos estimar a duração de cada um desses estados para os dois componentes individualmente. Naturalmente, o sistema (como todo) falhará se ambos os componentes estiverem em reparo ao mesmo tempo.

A Figura 25 mostra o funcionamento dos componentes e do sistema durante um período de 8 mil horas. O cálculo de confiabilidade para $t = 1000h$ requer que os estados sejam simulados até que o tempo t seja atingido. Cada realização constitui um experimento, se durante o intervalo $[0, t]$ o sistema tenha falhado pelo menos uma vez, deveremos contabilizar esta falha para o cálculo da confiabilidade.

O código com o qual se efetua esta simulação encontra-se no Apêndice C. A partir dele, é possível chegar a um valor de confiabilidade igual a 0,6118. Observe que a inclusão da possibilidade de reparo do sistema melhorou a sua confiabilidade que passou de 0,4252 para 0,6118 para um período de 1000h. É importante ressaltar também que o método de amostragem da duração de estados é significativamente mais complexo de implementar e demanda mais tempo e mais memória para sua execução.

O sistema utilizado nas simulações é bastante simples, no entanto ele pode representar, por exemplo, a conexão de diferentes geradores (distribuídos ou não) na análise de confiabilidade do sistema de distribuição de energia.

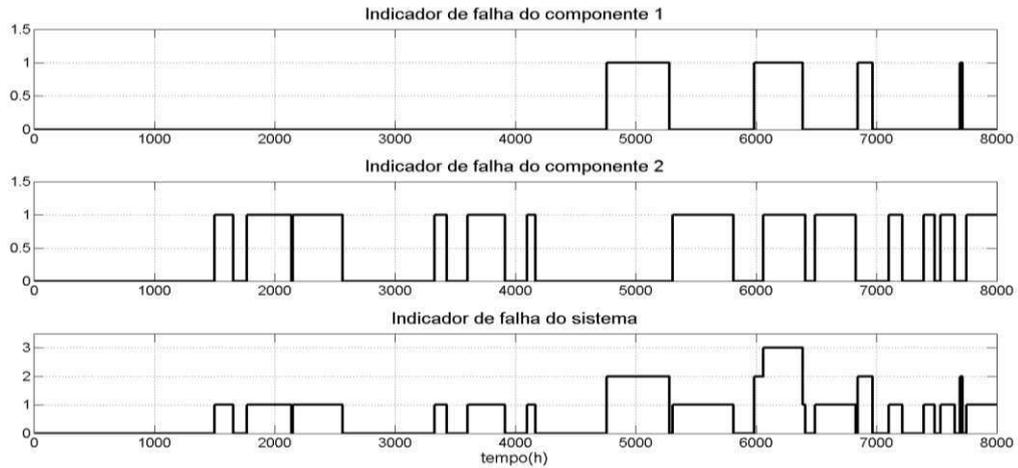


Figura 25 – Desempenho dos componentes 1 e 2 do sistema durante um período de 8 mil horas

Calculando a média aritmética dos valores obtidos nos sucessivos experimentos realizados, é possível observar que no caso da Figura 26 há uma clara tendência à convergência do valor da confiabilidade, apesar de o valor real não ser conhecido, uma vez que o cálculo analítico deste valor é complexo e inviável. Já na Figura 27 tem-se um gráfico para o valor da disponibilidade do sistema, neste caso é possível efetuar o cálculo do valor analítico para o caso em estudo, é importante salientar que os valores obtidos usando o método de Monte de Carlo convergem para o valor real (analítico).

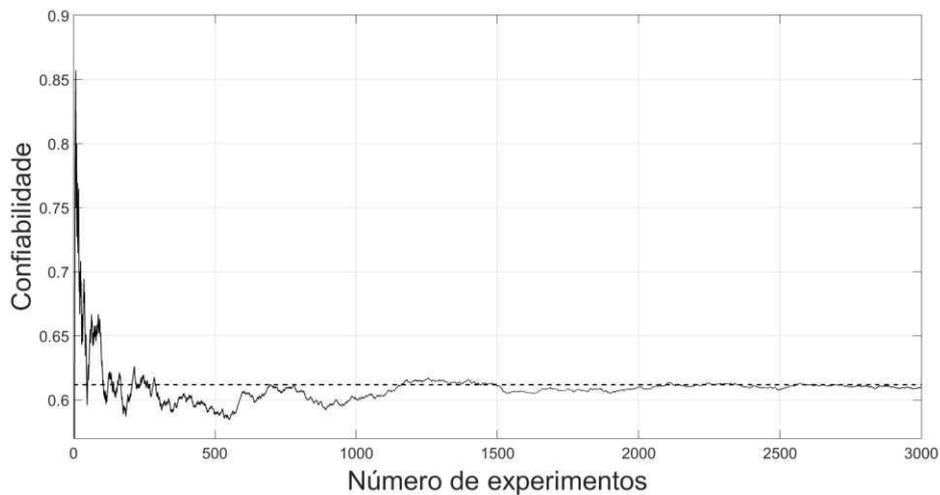


Figura 26 - Confiabilidade de dois componentes com possibilidade de reparo conectados em paralelo vs. o número de experimentos

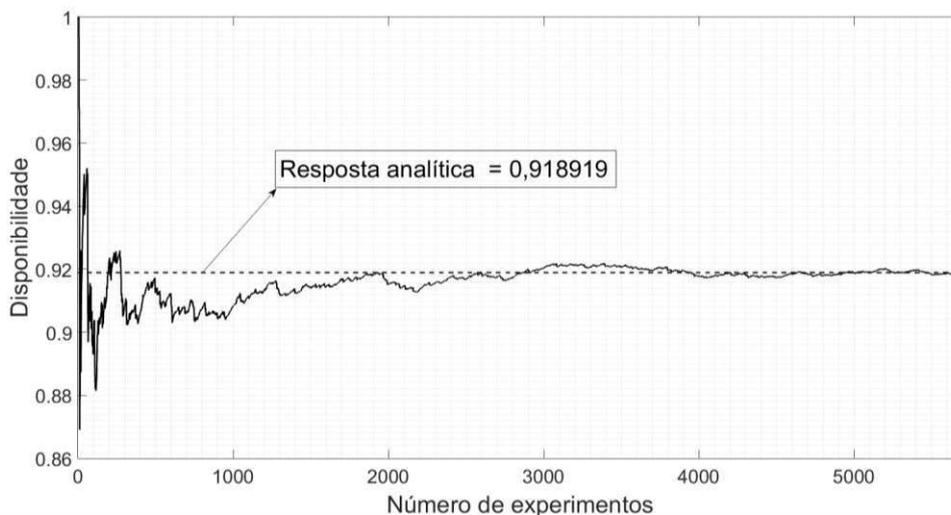


Figura 27 - Disponibilidade de dois componentes com possibilidade de reparo conectados em paralelo

Como foi mencionado anteriormente, a disponibilidade do sistema pode ser calculada analiticamente por

$$A_s = 1 - \left(\frac{\lambda_A}{\lambda_A + \mu_A} \right) \left(\frac{\lambda_B}{\lambda_B + \mu_B} \right), \quad (29)$$

em que, A_s é a disponibilidade do sistema.

O Método de Monte Carlo se apresenta como uma ferramenta eficaz para solução de problemas cuja solução analítica é muito complexa. Os resultados estão expostos nas figuras 26 e 27 tratam de um sistema bastante simples com apenas dois componentes em paralelo. No entanto, esta análise pode ser estendida para análise de sistemas mais complexos.

3.5 A avaliação de confiabilidade dos painéis solares utilizando o método de Monte Carlo

Além do caráter estocástico da radiação solar, outro aspecto deve ser considerado: as eventuais falhas (e o tempo de reparo) do equipamento. Para tanto, trabalhos como os realizados por HUO(2012) e GHAEDI(2013) utilizaram um modelo de Markov de dois estados (operando e fora de operação). HUO (2012) expõe as taxas de falha e de reparo para os componentes do painel fotovoltaico (os valores encontram-se na Tabela 5) e também mostram uma possível estrutura para uma grande usina de geração fotovoltaica que contém cerca de 100 mil painéis.

Tabela 5- Dados de confiabilidade dos componentes do parque solar

Componentes	Taxa de falha (ocorrência/ano)	Taxa de reparo (ocorrência/ano)
Célula fotovoltaica	0,00004	219
Falha de modo comum	0,004	219
Conversor DC/DC	0,01	219
Conversor DC/AC	0,5	50

Ajustando essa estrutura para uma instalação residencial que atenda a média de demanda brasileira, a estrutura sugerida por HUO (2012) fica reduzida a apenas oito painéis, um conversor DC/DC e um conversor DC/AC.

Avaliando a construção de um modelo comercial de painel (Kyocera KD315GX-LPB) tem-se que há 80 células fotovoltaicas conectadas em série, com diodos *by-pass* (Figura 28) que protegem conjuntos de 20 células, havendo, portanto, 4 diodos desta natureza por painel (KYOCERA).

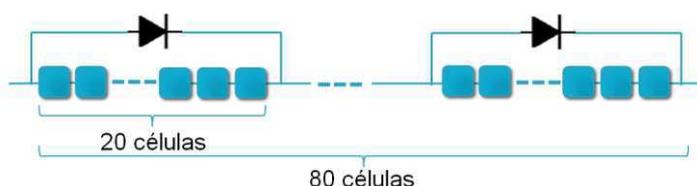


Figura 28 - Esquema de conexão das células fotovoltaicas e diodos by-pass

Quando uma sombra incide sobre uma parcela do painel (como na Figura 29), cobrindo apenas alguns conjuntos de células, há uma tensão reversa sobre as células encobertas. A corrente que é produzida pelas demais células sujeitas à radiação solar é forçada sobre aquelas que estão sob a sombra, o que causa um aquecimento adicional e uma perda significativa de potência, reduzindo a eficiência do painel. A função dos diodos, neste contexto, é de proporcionar um caminho de baixa resistência por sobre as células encobertas, reduzindo assim o aquecimento bem como as perdas (KYOCERA).



Figura 29 – Exemplo de sombra parcial sobre os painéis

No contexto de confiabilidade do painel, estes diodos desempenham uma função adicional: a de permitir que o painel opere com 75%, 50% ou 25% da sua capacidade total dependendo do número de células que venham a falhar, como indicado no gráfico da Figura 30.

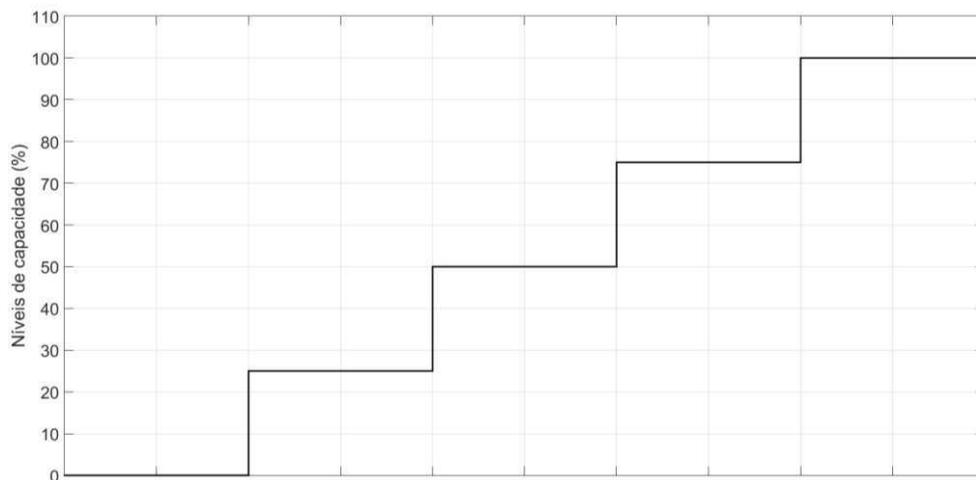


Figura 30 – Níveis de capacidade de cada painel

Para o sistema em estudo, tem-se um total de oito painéis, cada painel contém quatro conjuntos de 20 células, há, portanto, um total de 32 conjuntos de células. Se, por exemplo, um conjunto falhar a capacidade do sistema completo fica reduzida a 98,87% (31/32) da sua capacidade total.

Os elementos citados na Tabela 5 podem ser representados na composição do sistema de acordo com a Figura 31. A Figura 31 ilustra bem o aspecto de funcionamento em série de cada um dos componentes, ou seja, se um dos conversores falhar, todo o sistema para de funcionar. As falhas de modo comum concentram falhas que atingem diferentes componentes do sistema, mas que possuem a mesma causa. É válido ressaltar que as células fotovoltaicas afetam a confiabilidade do sistema de forma diferente, é importante avaliar seu

funcionamento para determinar qual a porcentagem de capacidade de operação efetiva do painel.

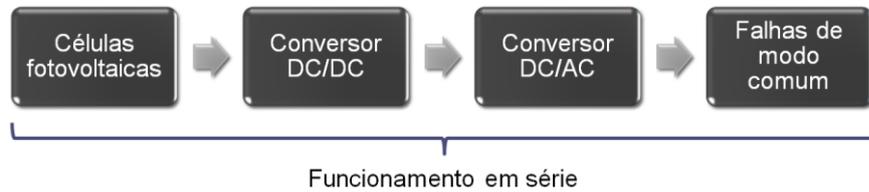


Figura 31 – Diagrama de blocos representando o sistema

A avaliação de confiabilidade de sistemas não concentrados considera que o evento de falha e reparo dos componentes ocorre de forma independente, sendo assim, a falha ou o reparo de um dos componentes não afetam os demais. Um modelo simples que mostra esta situação está representado na Figura 32, na qual temos a representação de dois componentes que operam em série. Observa-se que, neste caso, o reparo do componente 2 não afeta o componente 1 que também está em fora de operação.

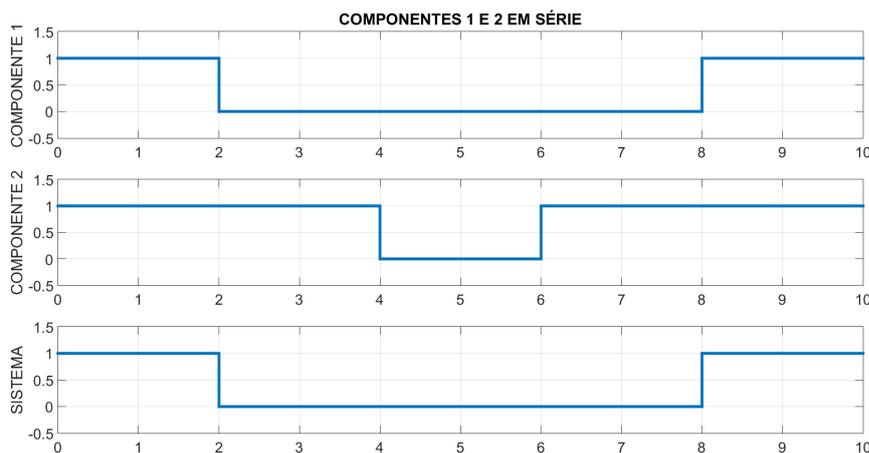


Figura 32 – Modelo no qual os eventos de falha e reparo de cada componente são independentes

No caso em estudo, os conversores e os painéis encontram-se em uma mesma residência, de forma que se há uma falha no conversor DC/DC e outra no DC/AC o sistema estará fora de operação, sendo necessária a intervenção de um técnico para repará-lo. Esta intervenção ocorrerá no sentido de restaurar a operação do sistema a 100% da sua capacidade, sendo necessário, se for o caso, reparar mais de um componente. Desta forma, a ocorrência de um evento de reparo em um dos componentes afeta os demais. Como demonstrado na Figura 33.

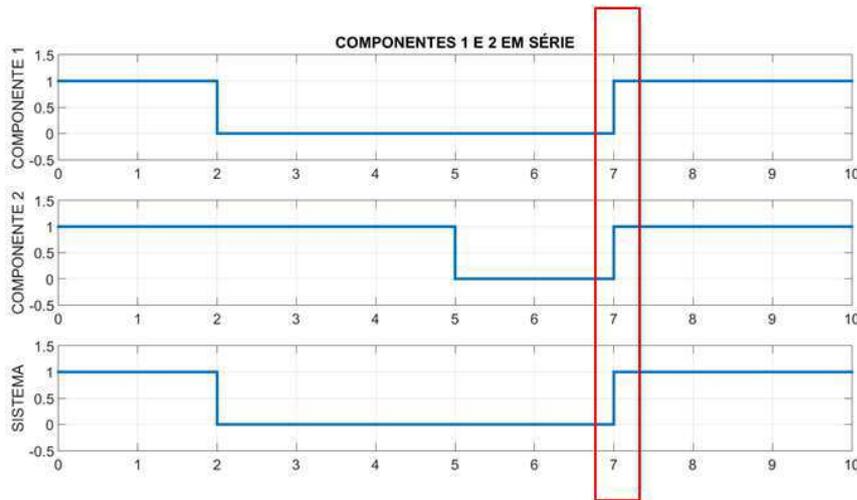


Figura 33 – Modelo no qual o reparo de um componente implica no reparo do sistema completo

Executando o método de Monte Carlo para o sistema em estudo, limitando o tempo de cada amostra a primeira ocorrência de falha ou reparo imediatamente após o período de um ano, nem todos os estados do sistema foram observados, na Figura 34 tem-se um diagrama que representa as possíveis transições de estados do sistema simulado, considerando apenas os estados que efetivamente ocorreram.

Os estados foram definidos da seguinte forma: o estado 32 corresponde à situação na qual todos os grupos de 20 células fotovoltaicas de oito painéis funcionam correspondendo a 100% da capacidade do sistema; o estado 31 foi definido como o estado em que apenas um conjunto de células apresenta problema correspondendo a 96,88% da capacidade total do sistema; o estado 30 representa as situações nas quais dois conjuntos de células apresentam problemas e o sistema funciona com 93,75% da sua capacidade e por fim o estado 0 corresponde ao estado no qual o sistema não funciona, devido a uma falha em um dos conversores ou a ocorrência de uma falha de modo comum.

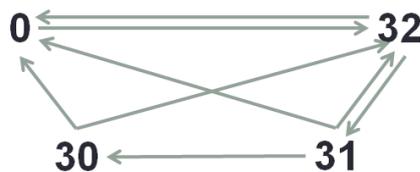


Figura 34 – Diagrama de estados obtido na simulação

A Figura 35 expõe as transições de estados bem com a respectiva probabilidade de ocorrência. Tais valores foram obtidos por meio da execução do Método de Monte Carlo com 500 milhões de amostras, totalizando um tempo de simulação de 1,46 bilhões de anos. Tal tempo de simulação foi necessário para atingir um número suficiente de amostras que apresentassem o estado 30, fornecendo assim uma estimativa razoável da sua duração média (Figura 38). Desse tempo total de simulação, o sistema passou 99,64% do tempo em perfeito estado, 0,35% em reparo e 0,0041% do tempo com 96,88% da sua capacidade total.

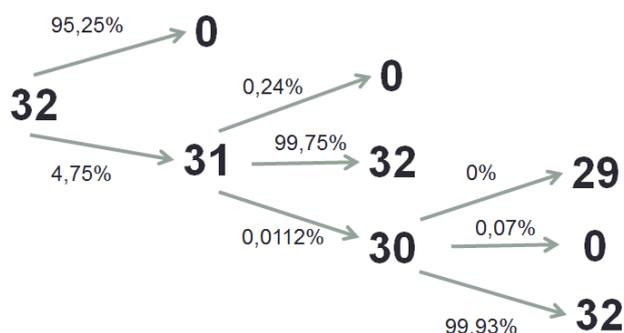


Figura 35 – Diagrama de estados com as probabilidades de transição

Um resultado importante nesta simulação consiste em calcular o tempo de duração média de cada um dos estados que ocorreram. O cálculo deste parâmetro para os estados 32, 31 e 0 pode ser feito dividindo o grupo total de 500 milhões de amostras em dois grupos de 250 milhões de amostras, efetuando-se assim dois testes independentes para conferir maior credibilidade ao procedimento. As figuras 36 a 39 exibem os gráficos obtidos nos testes que foram efetuados. A duração média do estado 32 é de aproximadamente 1 ano e 10 meses, do estado 31 é 14h, estado 30 é 20h e do estado 0 (em reparo) é de 60h. A duração do estado 32 é muito superior a dos demais estados pois a probabilidade de ocorrência de falhas nos componentes é relativamente pequena e porque assume-se que, no início de cada amostra, o sistema encontra-se funcionando a 100% da sua capacidade.



Figura 36 – Duração média do estado 32

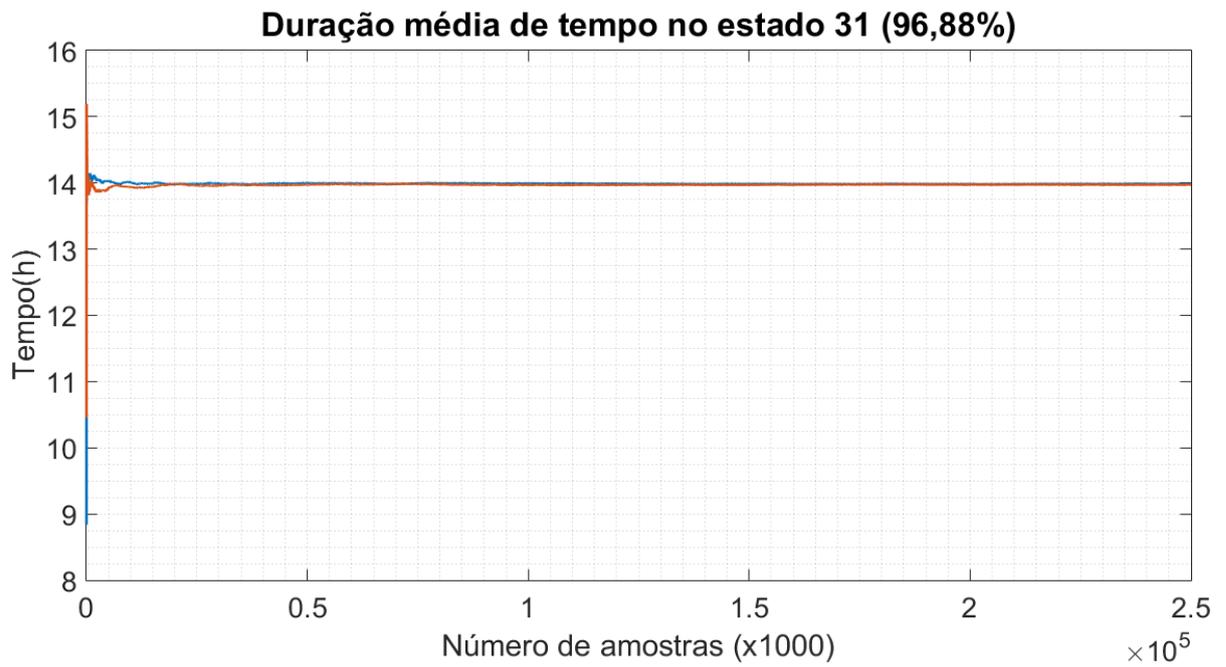


Figura 37 – Duração média do estado 31

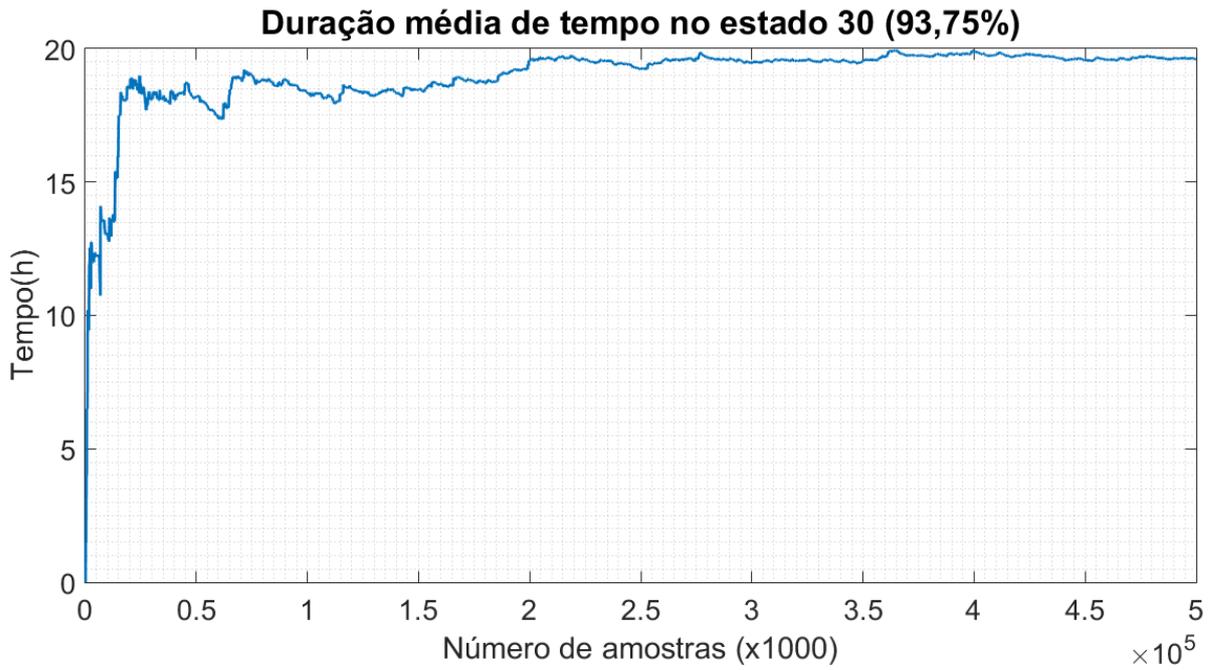


Figura 38 – Duração média do estado 30



Figura 39 – Duração média do estado 0

4 O modelo para carga IEEE-RTS 96

O IEEE desenvolveu um sistema de teste para estudos de avaliação de confiabilidade em sistemas de potência, o *IEEE Reliability Test System 1996* (RTS-1996), cuja primeira versão foi lançada em 1979 (IEEE TASK FORCE OF APM SUBCOMMITTEE, 1996). O IEEE RTS-1996 oferece padrões para a topologia do sistema, as cargas, os geradores e o sistema de distribuição e transmissão. Essa padronização oferece benefícios no sentido de possibilitar uma comparação entre as diferentes técnicas de avaliação de confiabilidade.

O modelo de carga proposto no IEEE RTS-1996 utiliza porcentagens mensais, semanais, diárias e por hora de um valor de pico de demanda anual. Desta forma, a demanda por hora é calculada por

$$P_{demanda} = P_{pico} \cdot q_{semana} \cdot q_{dia} \cdot q_{hora}, \quad (30)$$

em que: $P_{demanda}$ é a potência demandada por hora, P_{pico} é o valor da potência de pico anual demandada da rede, q_{semana} é a porcentagem da potência de pico referente à semana específica do ano (valores contidos na Tabela 6), q_{dia} é a porcentagem referente a cada um dos sete dias da semana (valores expostos na Tabela 7) e q_{hora} é a porcentagem relativa à hora específica do dia (ver Tabela 8).

O valor de cada uma destas porcentagens está expresso nas tabelas 9, 10 e 11. A Figura 40 exibe a demanda anual em p.u., note que neste caso o pico de demanda ocorre no final do ano, no mês de dezembro, esta situação é similar ao contexto brasileiro como exposto na Figura 41, onde os picos de demanda de 2011 a 2013 ocorreram em novembro.

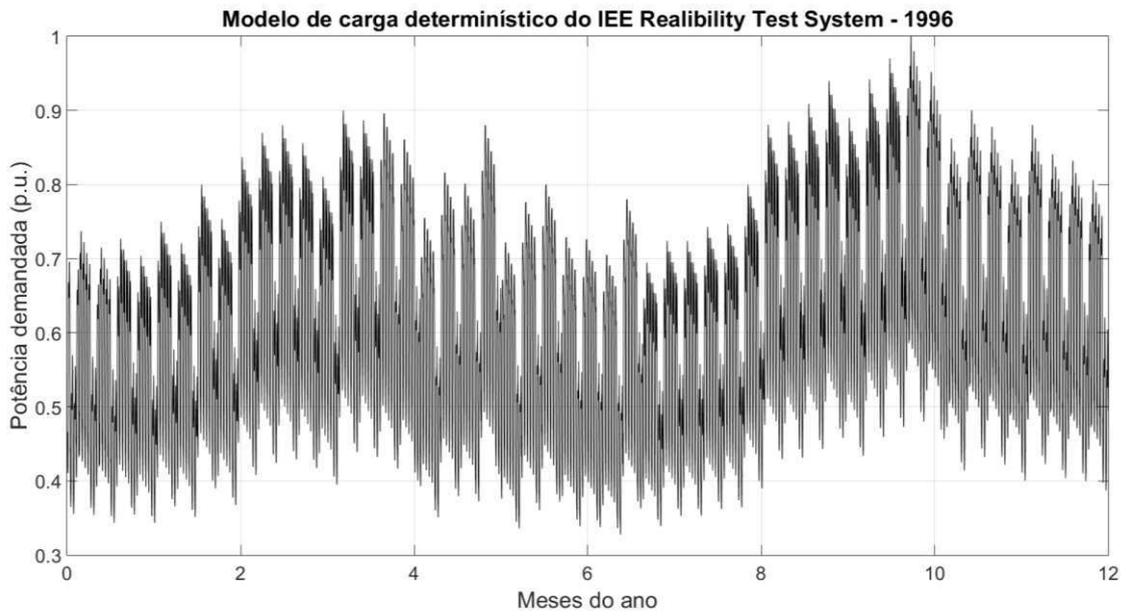


Figura 40 – Modelo de carga definido pelo IEEE RTS-96

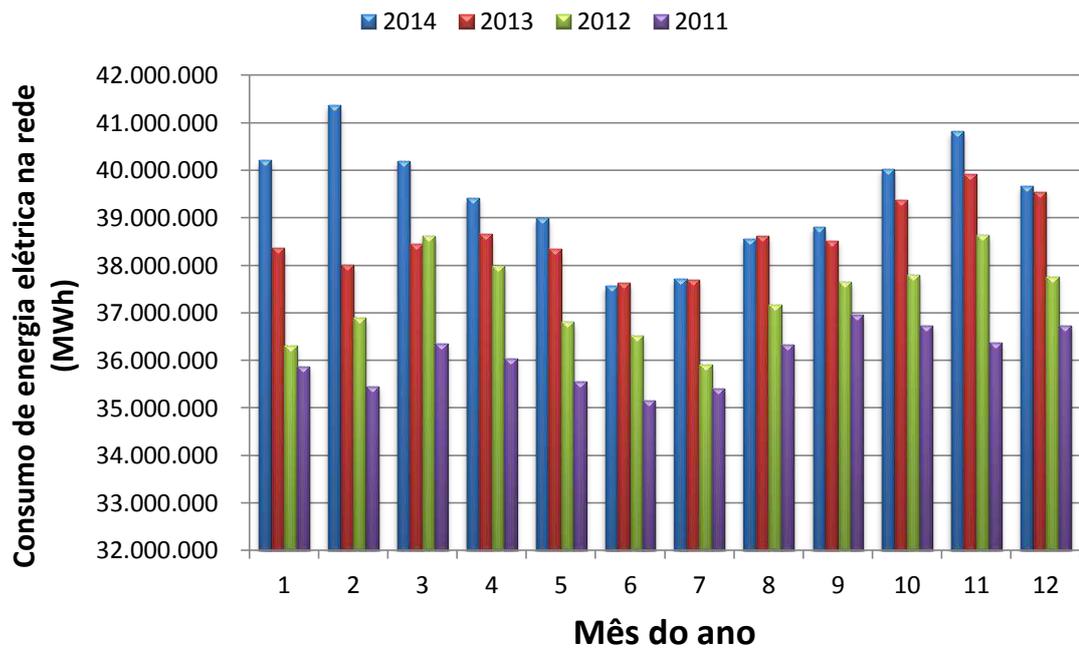


Figura 41 – Consumo de energia mensal ao longo de quatro anos

Tabela 6 - Pico de carga semanal em porcentagem do valor de pico de carga anual

Semana	Carga de pico	Semana	Carga de pico
1	86,20	27	75,50
2	90,00	28	81,60
3	87,80	29	80,10
4	83,40	30	88,00
5	88,00	31	72,20
6	84,10	32	77,60
7	83,20	33	80,00
8	80,60	34	72,90
9	74,00	35	72,60
10	73,70	36	70,50
11	71,50	37	78,00
12	72,70	38	69,50
13	70,40	39	72,40
14	75,00	40	72,40
15	72,10	41	74,30
16	80,00	42	74,40
17	75,40	43	80,00
18	83,70	44	88,10
19	87,00	45	88,50
20	88,00	46	90,90
21	85,60	47	94,00
22	81,10	48	89,00
23	90,00	49	94,20
24	88,70	50	97,00
25	89,60	51	100,00
26	86,10	52	95,20

Tabela 7 - Carga diária em porcentagem do pico de carga semanal

Dia	Carga de pico
segunda-feira	93
terça-feira	10
quarta-feira	98
quinta-feira	96
sexta-feira	94
sábado	77
domingo	75

Tabela 8 - Pico de carga por hora em porcentagem do pico diário

hora	Inverno		Verão		Outono/primavera	
	1 a 8 – segunda a sexta	44 a 52 sábado e domingo	18 a 30 segunda a sexta	30 sábado e domingo	9 a 17 – segunda a sexta	31 a 43 sábado e domingo
0-1	67	78	64	74	63	75
1-2	63	72	60	70	62	73
2-3	60	68	58	66	60	69
3-4	59	66	56	65	58	66
4-5	59	64	56	64	59	65
5-6	60	65	58	62	65	65
6-7	74	66	64	62	72	68
7-8	86	70	76	66	85	74
8-9	95	80	87	81	95	83
9-10	96	88	95	86	99	89
10-11	96	90	99	91	100	92
11-12	95	91	100	93	99	94
12-13	95	90	99	93	93	91
13-14	95	88	100	92	92	90
14-15	93	87	100	91	90	90
15-16	94	87	97	91	88	86
16-17	99	91	96	92	90	85
17-18	100	100	96	94	92	88
18-19	100	99	93	95	96	92
19-20	96	97	92	95	96	100
20-21	91	94	92	100	96	97
21-22	83	92	93	93	90	95
22-23	73	87	87	88	80	90
23-0	63	81	72	80	70	85

5 A junção dos modelos

Como foi descrito anteriormente, a análise de confiabilidade do sistema completo se baseia no modelo que utiliza a GEV para obter amostras da radiação solar em cada hora do dia, adicionalmente utiliza-se o método de Monte Carlo aplicado a amostragem da duração de estados do sistema fotovoltaico, essas duas parcelas do modelo quando combinadas fornecem a produção de energia total advinda do painel, que quando comparada com a demanda de energia elétrica é capaz de fornecer a ocorrência ou não de falha do sistema, como representado na Figura 42.

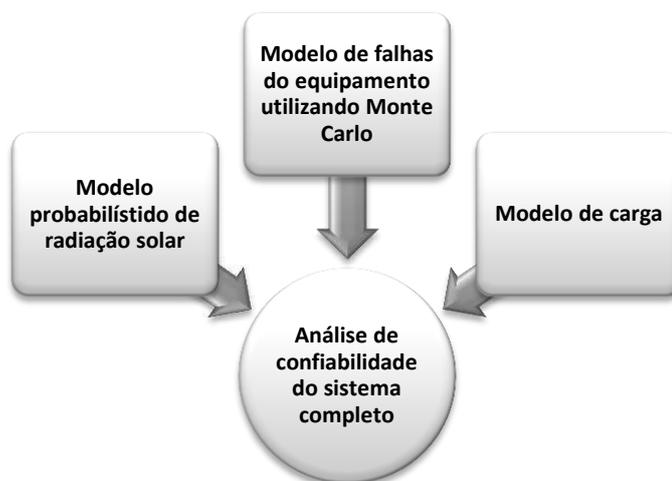


Figura 42 – Esquemático do sistema

Neste modelo não foi considerado o possível uso de baterias para armazenamento de excesso de energia durante o dia e utilização desta em momentos que não fosse possível atender a demanda. A decisão que motivou esta escolha se baseia na aplicação prática em residências brasileiras, as pessoas que já utilizam painéis solares não utilizam baterias, uma vez que elas liberam hidrogênio o que gera um risco de explosões, além disso, elas acrescentam parcelas de perdas bastante consideráveis tanto no processo de carregamento quanto no de descarga, elas também apresentam um custo elevado, uma vida útil geralmente curta, dificuldade para seu descarte e geralmente estão sujeitas a ocorrências bastante frequentes de roubos e furtos. Todas estas desvantagens têm desencorajado o uso de baterias no contexto doméstico, sendo mais comum a venda do excesso de energia.

Para modelagem probabilística da radiação solar foi escolhida a distribuição GEV que ao ser amostrada fornece valores de radiação solar em W/m^2 . Conforme o descrito por KARAKI, et al (1999), o cálculo da potência efetivamente gerada pelo painel é dado por

$$P_{gerada} = R \cdot A \cdot \eta, \quad (30)$$

sendo R é o valor em W/m^2 da radiação solar, A a área total em m^2 e η a eficiência do sistema.

O modelo KD315GX-LPB da Kyocera utilizado neste estudo possui as especificações contidas na Tabela 9 e na Tabela 10 (KYOCERA).

Tabela 9 – Especificações técnicas

Modelo Kyocera KD315GX-LPB			
Eficiência (porcentagem)	16	Comprimento (m)	1,66m
Potência máxima (Watts)	315	Largura (m)	1,32m
Tensão máxima (Volts)	39,8	Área(m ²)	2,19m ²
Corrente máxima (Amps)	7,92	Peso (kg)	27,5
Tipo de tecnologia da célula	Poly	Número de painéis por residência	15
Número de células	80	Custo total do sistema	\$5.985,00

Tabela 10 - Especificações adicionais

ELECTRICAL SPECIFICATIONS			
Standard Test Conditions (STC) <i>STC = 1000 W/M² irradiance, 25°C module temperature, AM 1.5 spectrum*</i>			
	KD315GX-LPB	KD320GX-LPB	
P_{mp}	315	320	W
V_{mp}	39.8	40.1	V
I_{mp}	7.92	7.99	A
V_{oc}	49.2	49.5	V
I_{sc}	8.50	8.60	A
$P_{tolerance}$	+5/-3	+5/-3	%
Nominal Operating Cell Temperature Conditions (NOCT) <i>NOCT = 800 W/M² irradiance, 20°C ambient temperature, AM 1.5 spectrum*</i>			
T_{NOCT}	45	45	°C
P_{max}	226	230	W
V_{mp}	35.8	36.1	V
I_{mp}	6.34	6.40	A
V_{oc}	45.0	45.3	V
I_{sc}	6.88	6.96	A
PTC	276.4	280.9	W

Observe que na Tabela 10 há uma limitação adicional, a potência máxima observada em testes práticos é de 226W difere, portanto, significativamente da potência máxima nominal de 315W.

Há um levantamento do número médio de quinze painéis por residência (TOPTENREVIEWS), este levantamento foi feito nos Estados Unidos, onde a incidência de radiação solar é inferior à disponível no nordeste brasileiro. Adicionalmente, a demanda de energia elétrica em residências norte-americanas é significativamente maior que no caso brasileiro, uma vez que lá é mais comum o uso de ar condicionado, aquecedor, máquina de lavar louça, secadora de roupa, etc. É natural que o número de painéis suficiente para atender a demanda brasileira seja significativamente menor.

Na Figura 43, é possível fazer um comparativo entre a energia demandada e a energia gerada a partir de oito painéis, considerando que cada painel fornece no máximo 226W. O mês de julho foi escolhido pois é um dos meses que apresentam os menores valores de radiação solar durante o ano. Observe que considerando apenas a demanda durante o dia, no geral, 8 painéis já geram mais do que o consumido; com exceção de alguns momentos, como por exemplo às 12h no último dia da Figura 43.

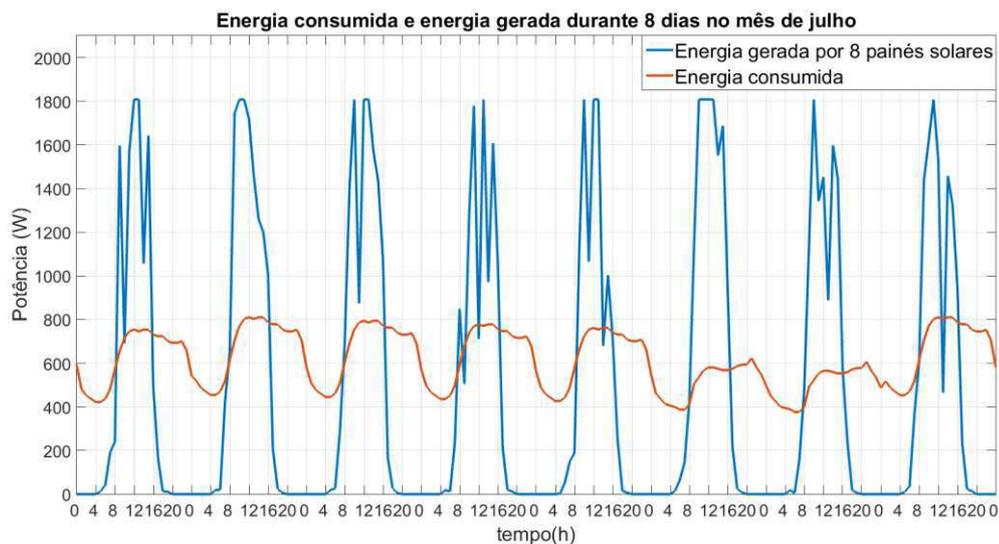


Figura 43 - Energia consumida e energia gerada

O valor da demanda de pico anual utilizado para aplicação do modelo do IEEE-RTS 96 para carga foi de 1,1225kW. Este valor foi obtido por meio da comparação do consumo de diferentes residências em Campina Grande, foi utilizado o maior valor de demanda encontrado entre as dez residências pesquisadas.

A avaliação de confiabilidade do sistema foi feita com base na comparação entre os valores de energia consumida e energia gerada.

6 Avaliação de confiabilidade do sistema completo

Utilizando o método de Monte Carlo, associado à amostragem da GEV para o cálculo da potência gerada, bem como o modelo de carga do IEEE-TRS 96, foi possível calcular a probabilidade do sistema apresentar falha, tais valores para um sistema que contém oito painéis e outro com quinze painéis estão expostos na Tabela 11.

Tabela 11 – Probabilidades de falha dos sistemas com 8 e 15 painéis

Hora do dia	Probabilidade de Falha 8 painéis	Probabilidade de falha 15 painéis	Diferença relativa ² (%)
5	1,0000	1,0000	0,0017
6	0,9684	0,5347	44,7855
7	0,3788	0,0825	78,2142
8	0,1404	0,0400	71,4800
9	0,0745	0,0282	62,1729
10	0,0537	0,0253	52,9025
11	0,0459	0,0232	49,4349
12	0,0419	0,0221	47,1245
13	0,0462	0,0196	57,5123
14	0,1003	0,0328	67,2674
15	0,3836	0,0845	77,9704
16	0,9962	0,9498	4,6592
17	0,9999	0,9998	0,0170

Naturalmente, há uma grande diferença nos valores de confiabilidade para os dois sistemas, sendo a maior delas às 7h da manhã quando se tem mais 78% de diferença relativa entre os valores, o que já era esperado uma vez um dos sistemas tem quase o dobro de área de painéis fotovoltaicos, gerando assim quase o dobro de energia elétrica.

Como esperado, os valores de probabilidade de falha atingem os valores máximos nos horários em que a radiação solar tende a ser menor: 5h e 17h. Naturalmente, o valor mínimo de probabilidade de falha coincide o horário em que a radiação é mais intensa (ao meio dia).

Os cálculos efetuados durante a simulação de Monte Carlo para os valores de confiabilidade apresentam uma nítida tendência a convergir. Tal tendência pode ser exaustivamente observada nas figuras expostas no Apêndice D. Além disso, os valores da Tabela 11 podem ser visualizados no gráfico da Figura 44.

² A diferença relativa corresponde à diferença entre as probabilidades de falha do sistema composto por 8 e 15 painéis dividida pela probabilidade de falha do sistema de 8 painéis.

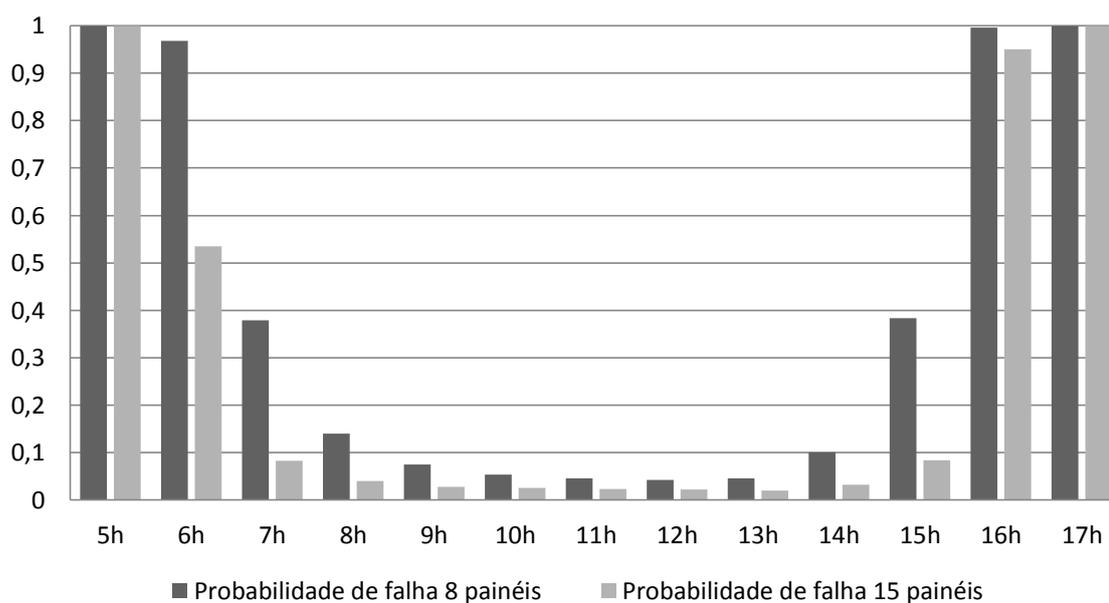


Figura 44 – Gráfico comparativo das probabilidades de falha do sistema composto por 8 e 15 painéis

Por fim, foi feita a análise do sistema contendo oito painéis com e sem a possibilidade de falha no equipamento. É óbvio que a confiabilidade do sistema sujeito a falhas é menor, esta análise foi feita para se ter uma ideia quantitativa dessa diferença.

A Tabela 12 e a Figura 45 expõem os valores de probabilidade de falhas para o sistema com 8 painéis sujeito ou não a falhas. A diferença relativa chega a mais 22% às 12h. Sendo assim, conclui-se a importância de considerar o aspecto de falhas no equipamento na análise de confiabilidade do sistema fotovoltaico. É válido ressaltar que estes valores expostos nas tabelas 11 e 12 possuem forte relação com os valores de taxa de falha e de reparo da Tabela 5, sendo assim, caso as taxas de falha e de reparo dos painéis sejam modificadas, os valores de confiabilidade do sistema serão necessariamente alterados.

Tabela 12 – Comparação da probabilidade de falhas do sistema sujeito e não sujeito a falhas

Hora do dia	Probabilidade de falha do Sistema	Probabilidade de falha só da GEV	Diferença relativa (%)
5	1,0000	1,0000	0,0000
6	0,9684	0,9681	0,0329
7	0,3788	0,3726	1,6231
8	0,1404	0,1319	6,0271
9	0,0745	0,0653	12,2418
10	0,0537	0,0444	17,3584
11	0,0459	0,0365	20,4764
12	0,0419	0,0324	22,5607
13	0,0462	0,0368	20,3278
14	0,1003	0,0914	8,8411
15	0,3836	0,3775	1,5781
16	0,9962	0,9961	0,0039
17	0,9999	0,9999	0,0000

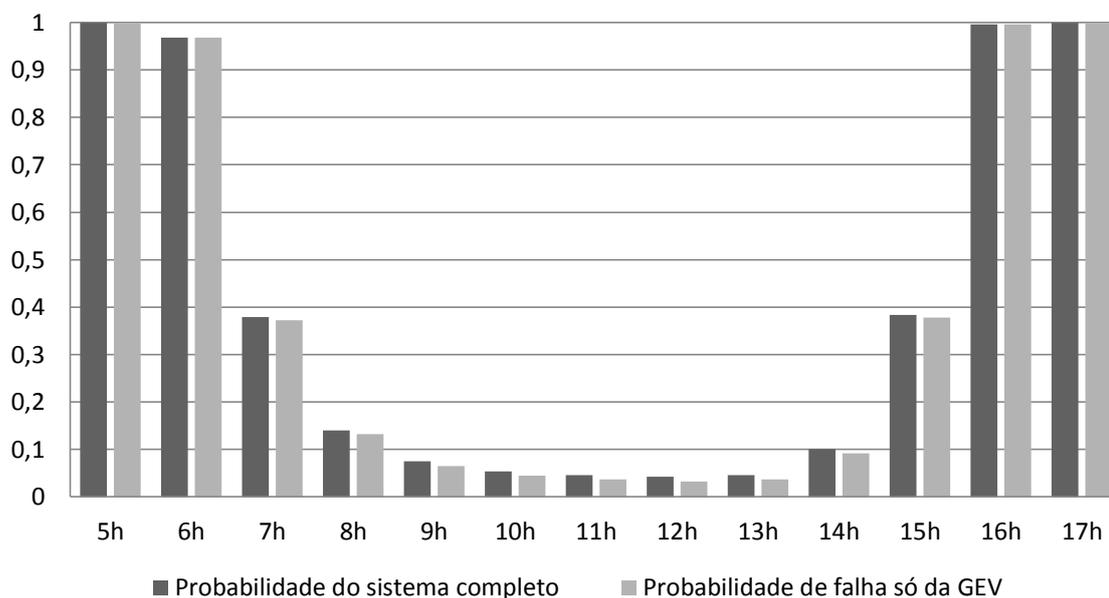


Figura 45 – Comparação da probabilidade de falhas considerando o sistema sujeito ou não a falhas

7 Considerações Finais

Sistemas fotovoltaicos tem despertado muito interesse recentemente. Isto se deve às suas características de modularidade, produção de energia limpa e silenciosa, redução de perdas em linhas de transmissão e principalmente a possibilidade de gerar energia a partir de um recurso natural amplamente disponível. Apesar de todas as vantagens, o sistema fotovoltaico pode apresentar problemas uma vez que seu desempenho está diretamente relacionado à disponibilidade de radiação solar e à disponibilidade do próprio equipamento que está sujeito a falhas, portanto, é difícil afirmar se os geradores serão, de fato, capazes de operar e quanta energia eles irão produzir.

O presente trabalho foi efetuado com o intuito de entender melhor este contexto bem como de medir a capacidade de o sistema fotovoltaico atender à demanda por energia elétrica de uma residência. Neste sentido, foram obtidos resultados importantes. Um modelo inédito para radiação solar foi desenvolvido utilizando uma distribuição de probabilidade que não havia sido cogitada antes para tal fim. A distribuição Generalizada de Valores Extremos apresentou uma capacidade superior de se moldar aos dados, quando comparada com outras distribuições de probabilidade que são geralmente utilizadas, como, por exemplo, Weibull, Gamma e Gaussiana. Apesar dos resultados empíricos obtidos neste sentido, resta ainda, para trabalhos futuros, uma explicação matemática que justifique a utilização de tal distribuição para modelagem de dados resultantes da média de valores instantâneos de radiação solar.

Adicionalmente, foi realizado um estudo sobre a probabilidade de falha do equipamento utilizando a distribuição exponencial para modelagem do tempo de duração dos estados dos componentes do sistema fotovoltaico. É importante ressaltar que tal distribuição é mais adequada para componentes simples como fusíveis, no entanto, ela tem sido largamente utilizada nas mais diferentes aplicações como uma aproximação daquela que seria a real distribuição de probabilidade. Em trabalhos futuros, diferentes distribuições de probabilidade poderiam ser testadas em especial para o funcionamento dos conversores DC/DC e DC/AC, uma vez que eles contêm capacitores e, portanto, estão mais sujeitos ao desgaste com o passar do tempo.

O sistema fotovoltaico considerado neste trabalho não contém baterias, supõe-se que o excesso de energia seja vendido e não armazenado para uso futuro. Esta decisão foi feita com base na utilização prática atual dos sistemas fotovoltaicos que geralmente dispensam o uso de baterias tendo em vista que elas adicionam uma considerável parcela de perdas ao sistema,

além de aumentar bastante os custos da instalação. Caso elas sejam utilizadas no sistema, uma modelagem adequada deve ser feita acerca do seu funcionamento, afetando a análise feita previamente neste trabalho.

Ao comparar a capacidade de geração de energia dos painéis e a demanda por energia elétrica de uma residência, tem-se que, para um sistema composto por oito painéis, a probabilidade de o sistema não ser capaz de atender a demanda se mantém inferior a 10% entre 9h e 13h. Já para um conjunto de quinze painéis, este mesmo resultado é estendido para o período compreendido entre as 9h e 14h. Finalmente, foi feito um estudo comparativo considerando um sistema que está sujeito a falhas mecânicas e outro que está sempre disponível, a diferença entre os valores de probabilidade de falha do sistema neste caso chegam a diferir em mais de 22%, conclui-se então que para análise de confiabilidade de sistemas fotovoltaicos, a avaliação da disponibilidade do equipamento em si se faz imprescindível para obtenção de resultados precisos.

Referências

- ATWA, Y., **Distribution system Planning and Reliability Assessment under High DG Penetration**, University of Waterloo, Ontario Canada, 2010
- BARLOW, E.; PROSCHAN, F., **Mathematical Theory of Reliability**, Classics in Applied Mathematics – 17º livro, Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, EUA, 1987
- BILLINTON, R., **Reliability Considerations in the Utilization of Wind Energy, Solar Energy and Energy Storage in Electric Power Systems**, 9th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems, KTH, Stockholm, Suécia, Junho de 2006
- BILLINTON, R.; LI, W., **Reliability Assessment of Electric Power Systems using Monte Carlo Methods**, Plenum, New York, USA, 1994
- BOILEAU, E., **Use of some simple statistical models in solar meteorology**, Solar Energy Journal, Elsevier, pg. 333-339, 1983
- BOROWY, B., et al. **Optimum photovoltaic array size for a hybrid wind/PV system**, Energy Conversion, IEEE Transactions, volume: 9, pg. 482 – 488, Setembro 1994
- BUSH, S., **Smart Grid Communication-Enabled Intelligence for the Electric Power Grid**. New Delhi, India, 1ª Ed., 2014
- CALIAO, N., et al., **Statistical Modeling of Radiation and Wind Speed for PV/Wind Hybrid System**, Monash University, Austrália, 2000
- COOPERATIVE NETWORKS FOR RENEWABLE RESOURCE MEASUREMENTS, **Solar Energy Resource Data**, Disponível na internet via URL: http://rredc.nrel.gov/solar/new_data/confirm/
- FREEDMAN, D.; DIACONIS, P., **On the histogram as a density estimator:L2 theory**, Probability Theory and Related Fields, Volume 57, Issue 4, pp 453-476, dezembro de 1981
- GHAEDI, A., et al. **Reliability evaluation of a composite power system containing wind and solar generation** Power Engineering and Optimization Conference (PEOCO), 2013 IEEE 7th International. Pages: 483 – 488. 3-4, Junho de 2013
- GRAHAM, V.; HOLLANDS, K., **A method to generate synthetic hourly solar radiation globally**, Solar Energy Journal, Elsevier, pg. 333-341, 1990
- GREENWOOD, P.; NIKULIN, M., **A Guide to Chi-Squared Testing**, Wiley Series in Probability and Statistics, 1st Edition, 1996

HROMKOVIC, J., **Algorithms for hard problems: introduction to combinatorial optimization, randomization, approximation, and heuristics**. Springer-Verlag, London - Berlin - Heidelberg - New York, 2001

HUO, Y.; JIANG, P., **Reliability of distribution systems considering photovoltaic-wind power generation systems' complementary characteristics**, China International Conference on Electricity Distribution, Shanghai, Setembro de 2012

IEEE TASK FORCE OF APM SUBCOMMITTEE (1996), **The IEEE Reliability Test System – 1996**, IEEE PES Winter Meeting, paper 96 WM326-9 PWRS

IN JAE MYUNG, **Tutorial on maximum likelihood estimation**, Department of Psychology, Ohio State University, 1885 Neil Avenue Mall, Columbus, OH 43210-1222, USA, 2001

KARAKI, S., et al. **Probabilistic performance assessment of autonomous solar-wind energy conversion systems**, Energy Conversion, IEEE Transactions on Volume 14, Issue 3. Pages 766 – 772, Setembro de 1999

KYOCERA, **High Efficiency Multicrystal Photovoltaic Module** , Disponível na internet via URL: <http://www.kyocerasolar.com/assets/001/5312.pdf>

KYOCERA, **Installation Manual**, Disponível na internet via URL: <http://www.kyocerasolar.com/assets/001/5349.pdf>

MEYER, P., **Probabilidade: Aplicações à Estatística**. 2 ed. Rio de Janeiro: Livros Técnicos e Científicos, 1983

PAGE, J., **The Role of Solar Radiation Climatology in the Design of Photovoltaic Systems**, 2003

PANCHENKO,D., **Statistics for Applications**, Section 13, MIT Course Number 18.443, 2006

PEREIRA, E., et al., **Atlas Brasileiro de Energia Solar**, São José dos Campos, Brasil, 1ª Edição, 2006

ROBERT, P.; CASELLA, G., **Monte Carlo Statistical Methods**. Springer Texts in Statistics, 2010

SALAMEH, Z., at al. **Photovoltaic module-site matching based on the capacity factors**, Energy Conversion, IEEE Transactions, volume: 10, pg. 326 – 332, Junho de 1995

SAWILOWSKY, S., FAHOOME, G., **Kruskal-Wallis Test: Basic**, Encyclopedia of Statistics in Behavioral Science, © John Wiley & Sons, Ltd, 2005

SAYED, R., et al., **Modeling of photovoltaic based power stations for reliability studies using Markov chains**, Renewable Energy Research and Applications (ICRERA), 2013 International Conference, pages: 667 – 673, Madrid, Outubro de 2013

SCOLES, S., **An Introduction to Statistical Modeling of Extreme Values**, Springer, 1^a Ed., University of Bristol, UK, 2001

TIBA, C., et al., **Atlas Solarimétrico do Brasil : banco de dados solarimétricos**, Recife Ed. Universitária da UFPE, 2000

TOPTENREVIEWS **Solar Panels Reviews**, disponível na internet via URL: <http://solar-panels-review.toptenreviews.com/>

Apêndice A – Valores dos parâmetros encontrados pelo método da máxima verossimilhança e Valor – p dos testes de aderência

Tabela 13 - Valores dos parâmetros encontrados pelo método da máxima verossimilhança e Valor – p dos testes de aderência para dados do verão

	GEV				Normal		
	μ	σ	k	p	μ	σ	p
5h	16,47	5,12	-0,02	0,20	19,34	6,44	0,38
6k	88,09	29,82	-0,31	0,38	98,01	29,11	0,74
7h	242,51	83,14	-0,23	0,58	275,45	87,47	0,90
8h	462,20	136,45	-0,37	0,06	502,57	130,95	0,65
9h	647,63	170,08	-0,53	0,63	683,22	155,76	0,75
10h	765,01	194,82	-0,70	0,17	789,04	172,69	0,65
11h	816,20	220,92	-0,84	0,22	831,01	199,98	0,08
12h	789,23	187,73	-0,69	0,29	813,74	168,84	0,60
13h	675,41	167,18	-0,57	0,42	707,49	153,46	0,86
14h	536,27	145,18	-0,53	0,63	566,95	134,10	0,33
15h	360,60	117,37	-0,71	0,32	374,88	104,24	0,13
16h	100,84	19,88	-0,08	0,33	110,92	23,21	0,80
17h	19,19	4,88	-0,15	0,23	21,30	5,24	0,19

Tabela 14 - Valores dos parâmetros encontrados pelo método da máxima verossimilhança e Valor – p dos testes de aderência para dados do verão

	Weibull			Gamma			Lognormal		
	a	b	p	a	b	p	μ	σ	p
5h	21,58	3,07	0,36	0,32	0,63	0,36	9,71	1,99	0,83
6k	108,44	3,80	0,70	0,35	0,08	0,70	9,44	10,39	0,29
7h	306,55	3,44	0,93	0,35	0,72	0,93	9,11	30,22	0,87
8h	551,59	4,35	0,29	0,31	0,29	0,29	12,34	40,73	0,53
9h	742,42	5,25	0,88	0,28	0,10	0,88	15,37	44,46	0,31
10h	854,95	5,69	0,64	0,26	0,21	0,64	16,83	46,88	0,41
11h	904,34	5,44	0,11	0,30	0,00	0,11	13,19	62,99	0,00
12h	878,59	6,09	0,59	0,25	0,19	0,59	18,72	43,46	0,37
13h	765,42	5,74	0,96	0,27	0,07	0,96	16,47	42,96	0,30
14h	616,66	5,19	0,65	0,31	0,00	0,65	13,35	42,46	0,01
15h	412,91	4,43	0,20	0,33	0,00	0,20	10,53	35,60	0,00
16h	120,44	4,84	0,51	0,21	0,81	0,51	23,69	4,68	0,85
17h	23,34	4,17	0,09	0,26	0,61	0,09	16,20	1,32	0,74

Tabela 15 - Valores dos parâmetros encontrados pelo método da máxima verossimilhança e Valor – p dos testes de aderência para dados do inverno

	GEV				Normal		
	μ	σ	k	p	μ	σ	p
5h	9,30	4,94	-0,11	0,57	11,66	5,61	0,98
6k	74,05	33,52	-0,25	0,66	86,80	34,69	0,89
7h	198,84	93,95	-0,22	0,49	236,34	98,66	0,78
8h	325,49	156,35	-0,27	0,81	382,27	159,36	0,98
9h	447,54	206,29	-0,32	0,65	515,75	203,87	0,93
10h	534,08	235,67	-0,50	0,93	586,94	217,44	0,90
11h	581,06	235,30	-0,52	0,46	631,37	215,63	0,66
12h	565,64	245,37	-0,59	0,08	608,88	219,08	0,53
13h	503,29	182,10	-0,55	0,32	539,60	166,11	0,28
14h	379,18	163,34	-0,63	0,18	405,18	145,59	0,66
15h	238,28	105,64	-0,66	0,19	253,45	92,33	0,35
16h	61,11	19,43	-0,46	0,16	65,85	18,12	0,01
17h	6,80	1,94	-0,49	0,41	7,24	1,78	0,69

Tabela 16 - Valores dos parâmetros encontrados pelo método da máxima verossimilhança e Valor – p dos testes de aderência para dados do inverno

	Weibull			Gamma			Lognormal		
	a	b	p	a	b	p	μ	σ	p
5h	13,11	2,14	0,97	3,32	3,51	0,79	2,30	0,68	0,13
6k	96,39	2,49	0,93	3,53	24,59	0,46	4,32	0,81	0,00
7h	262,11	2,34	0,66	3,10	76,22	0,22	5,30	0,91	0,00
8h	423,54	2,34	0,80	2,99	127,87	0,47	5,77	0,95	0,06
9h	569,45	2,45	0,89	3,05	169,16	0,14	6,07	0,97	-
10h	645,60	2,64	0,67	3,15	186,45	0,00	6,21	0,97	-
11h	691,42	2,86	0,46	3,44	183,35	0,08	6,30	0,95	-
12h	669,14	2,73	0,52	3,31	183,76	0,01	6,25	0,95	-
13h	587,49	3,22	0,20	3,88	139,01	0,00	6,16	0,90	-
14h	445,81	2,79	0,67	3,41	118,72	0,06	5,85	0,89	-
15h	279,94	2,79	0,40	3,69	68,75	0,81	5,39	0,82	0,11
16h	71,60	3,98	0,07	5,84	11,27	0,00	4,10	0,62	0,00
17h	7,88	4,76	0,79	10,53	0,69	0,08	1,93	0,37	0,00

Tabela 17 - Valores dos parâmetros encontrados pelo método da máxima verossimilhança e Valor – p dos testes de aderência para dados do outono

	GEV				Normal		
	μ	σ	k	p	μ	σ	p
5h	13,14	3,66	-0,52	0,06	13,92	3,36	0,23
6k	97,61	42,99	-0,44	0,26	108,70	40,48	0,42
7h	248,62	121,40	-0,48	0,51	277,44	112,97	0,74
8h	396,79	177,31	-0,42	0,12	444,34	167,64	0,51
9h	560,65	213,37	-0,54	0,68	604,31	195,18	0,85
10h	662,13	242,45	-0,51	0,11	715,63	226,11	0,01
11h	679,13	235,44	-0,56	0,25	724,91	213,99	0,43
12h	652,63	208,66	-0,47	0,11	703,57	194,74	0,11
13h	554,46	192,71	-0,48	0,37	600,85	179,84	0,67
14h	413,90	155,42	-0,32	0,33	465,53	153,03	0,68
15h	249,54	112,81	-0,23	0,12	293,66	117,24	0,39
16h	51,78	22,9	0,31	0,23	80,30	110,35	-
17h	6,19	2,35	0,46	0,09	20,11	98,01	-

Tabela 18 - - Valores dos parâmetros encontrados pelo método da máxima verossimilhança e Valor – p dos testes de aderência para dados do outono

	Weibull			Gamma			Lognormal		
	a	b	p	a	b	p	μ	σ	p
5h	15,22	4,88	0,27	15,16	0,92	0,11	2,60	0,27	0,37
6k	121,47	2,95	0,36	5,10	21,33	0,01	4,59	0,53	0,00
7h	310,12	2,61	0,58	3,81	72,85	0,15	5,49	0,66	0,00
8h	493,89	2,78	0,43	4,07	109,13	0,20	5,97	0,67	0,00
9h	664,70	3,32	0,80	4,78	126,46	0,01	6,30	0,66	0,00
10h	790,82	3,66	0,07	6,63	107,92	0,00	6,50	0,47	0,11
11h	801,72	4,01	0,24	9,37	77,35	0,11	6,53	0,35	0,01
12h	775,29	4,23	0,17	11,00	63,98	0,53	6,51	0,32	0,49
13h	665,92	3,89	0,46	9,62	62,49	0,42	6,35	0,34	0,19
14h	518,52	3,41	0,43	7,81	59,58	0,33	6,08	0,38	0,16
15h	330,61	2,74	0,19	5,43	54,06	0,34	5,59	0,46	0,19
16h	75,83	2,59	0,06	2,36	34,02	-	4,16	0,54	0,06
17h	9,12	2,16	0,07	0,66	30,67	0,46	2,07	0,70	-

Tabela 19 - Valores dos parâmetros encontrados pelo método da máxima verossimilhança e Valor – p dos testes de aderência para dados da primavera

	GEV				Normal		
	μ	σ	k	p	μ	σ	p
5h	32,33	9,34	-0,13	0,09	36,65	10,36	0,68
6k	123,60	41,33	-0,21	0,77	140,28	43,46	0,91
7h	271,99	100,77	-0,03	0,25	328,07	123,52	0,92
8h	436,14	151,82	-0,26	0,23	492,47	154,94	0,52
9h	578,51	202,60	-0,39	0,15	637,00	195,65	0,59
10h	702,08	201,96	-0,46	0,27	751,60	188,27	0,41
11h	767,79	195,02	-0,49	0,06	813,39	180,85	0,15
12h	736,31	153,63	-0,51	0,22	769,69	140,97	0,44
13h	639,60	126,37	-0,47	0,14	669,94	117,48	0,46
14h	494,97	116,34	-0,55	0,28	518,31	107,67	0,11
15h	267,92	64,68	-0,54	0,10	280,89	59,17	0,32
16h	67,41	16,55	-0,1	0,14	74,27	17,71	0,00
17h	7,29	1,45	0,39	0,28	8,93	3,26	0,00

Tabela 20 - Valores dos parâmetros encontrados pelo método da máxima verossimilhança e Valor – p dos testes de aderência para dados da primavera

	Weibull			Gamma			Lognormal		
	a	b	p	a	b	p	μ	σ	p
5h	40,50	3,72	0,49	12,42	2,95	0,45	3,56	0,29	0,30
6k	155,86	3,51	0,88	9,68	14,49	0,98	4,89	0,34	0,93
7h	368,78	2,83	0,93	7,21	45,48	0,79	5,72	0,38	0,59
8h	547,58	3,51	0,60	9,11	54,06	0,36	6,14	0,35	0,23
9h	707,53	3,69	0,59	9,49	67,15	0,34	6,40	0,34	0,23
10h	822,71	4,69	0,54	13,49	55,72	0,13	6,58	0,29	0,01
11h	882,18	5,49	0,19	16,37	49,70	0,00	6,67	0,27	0,00
12h	826,32	6,59	0,62	26,33	29,23	0,19	6,63	0,20	0,09
13h	717,63	6,88	0,45	28,95	23,14	0,27	6,49	0,19	0,16
14h	558,18	6,01	0,20	15,50	33,43	0,00	6,22	0,30	0,00
15h	302,61	5,75	0,59	14,66	19,17	0,00	5,60	0,31	0,00
16h	81,02	3,75	0,00	18,16	4,09	0,00	4,28	0,25	0,00
17h	10,01	2,78	0,00	9,91	0,90	0,13	2,14	0,30	0,25

Apêndice B – Código em MATLAB para simulação de confiabilidade do sistema com amostragem de estados

```
%Monte Carlo Simulation of System Reliability
clear
clc
%analytical solution

T = 1000;
lbda = 1e-03;
lbdb = 2.4e-03;
Rs = 1-(1-exp(-lbda*T))*(1-exp(-lbdb*T))

%estimated value by Monte Carlo Simulation

conf1 = exp(-lbda*T)
conf2 = exp(-lbdb*T)

u1 = rand(1,10e6)>conf1;
u2 = rand(1,10e6)>conf2;

Res = 1-sum(u1&u2)/10e6

error = abs(Rs-Res)/Rs
```

Apêndice C – Código em MATLAB para simulação de confiabilidade do sistema com amostragem da duração de estados

```

%Definicao de parametros do sistema
T = 1000;
lbda = 1/1e-03; %taxa de falha do componente 1
lbdb = 1/2.4e-03; %taxa de falha do componente 2
mua = 1/0.003; %taxa de reparo do componente 1
mub = 1/0.005; %taxa de reparo do componente 2
F = 0; %numero de falhas total inicial
uz = zeros(1,6);
uu = ones(1,6);
temp = [uz; uu];
u = temp(:)'; %Definicao dos possiveis estados como [0 1 0 1 0 1 0...]
for N = 1:50e4
t11 = exprnd(mua,1,5); %tempo para que ocorra falha no componente 1
t21 = exprnd(mub,1,5); %tempo para que ocorra falha no componente 2
t12 = exprnd(lbda,1,5); %tempo para que ocorra reparo no componente 1
t22 = exprnd(lbdb,1,5); %tempo para que ocorra reparo no componente 2
temp = [t12;t11];
t1 = [0 temp(:)']; %duracao dos estados do componente 1
temp = [t22;t21];
t2 = [0 temp(:)']; %duracao dos estados do componente 2
t1c = cumsum(t1);
t1c = t1c(find(t1c<=T)); %teste para t<mil horas
t2c = cumsum(t2);
t2c = t2c(find(t2c<=T)); %teste para t<mil horas
ts = sort([t1c t2c(2:end)]); %duracao dos estados do sistema completo
%Definicao dos estados do sistema dentre as possibilidades: 0 1 2 3
u1 = zeros(size(ts));
u2 = zeros(size(ts));
for i = 2:length(ts)
    x = any(t1c==ts(i));
    if ~x
        u1(i) = u1(i-1);
    else
        u1(i) = ~u1(i-1);
    end
    x = any(t2c==ts(i));
    if ~x
        u2(i) = u2(i-1);
    else
        u2(i) = ~u2(i-1);
    end
end
end
outp = u1*2+u2;
if (any(outp==3)) %verifica se houve alguma falha durante as mil horas
    F = F+1; %calcula o numero de falhas total de todas as simulacoes
end

```

```
end
end
format long
Rs = (1-F/N) % Valor estimado da confiabilidade do sistema
```

Apêndice D – Gráficos do cálculo de probabilidade de falha do sistema fotovoltaico residencial

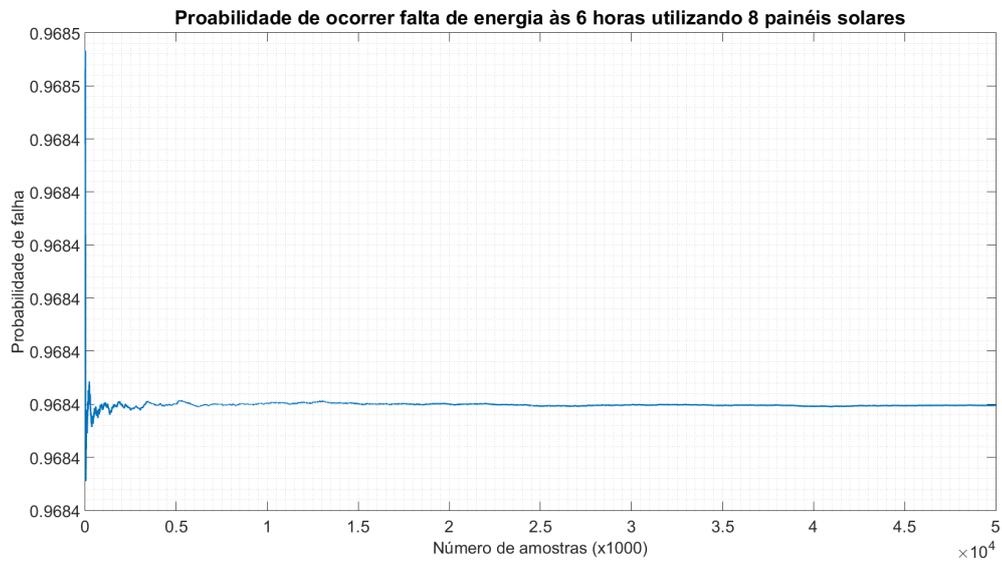


Figura 46 – Probabilidade de o sistema falhar às 6h da manhã

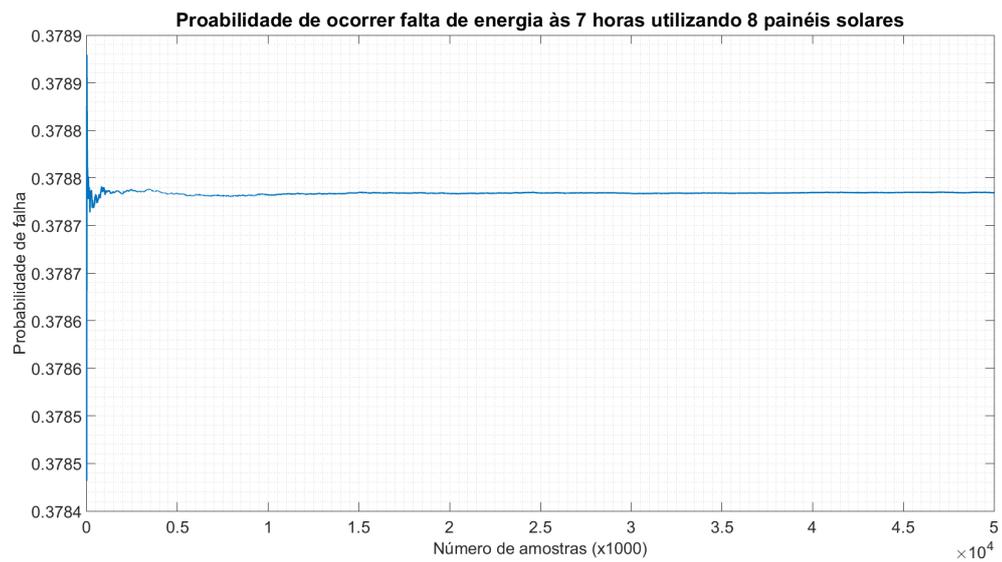


Figura 47 – Probabilidade de o sistema falhar às 7h da manhã

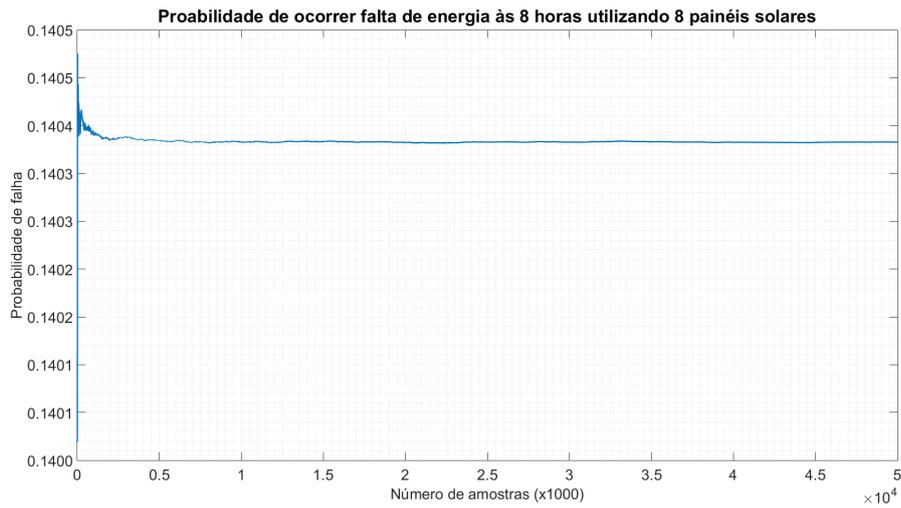


Figura 48 – Probabilidade de o sistema falhar às 8h da manhã

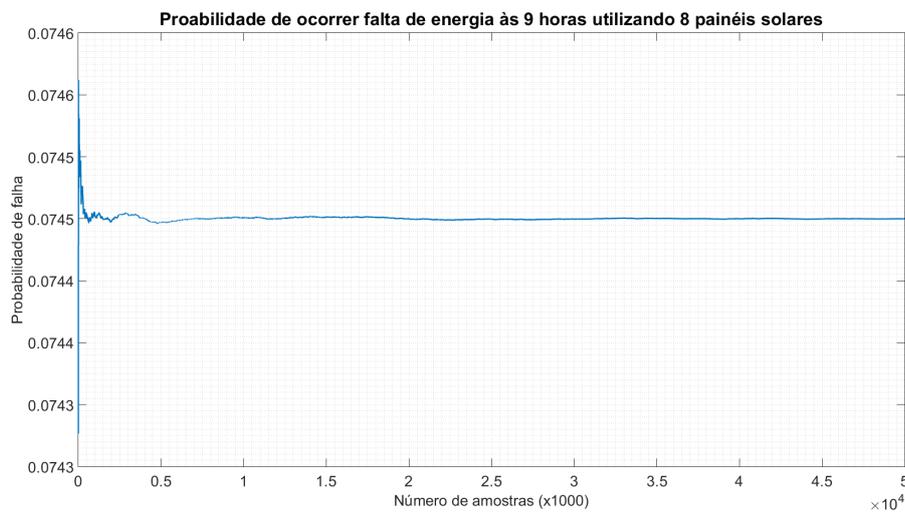


Figura 49 – Probabilidade de o sistema falhar às 9h da manhã

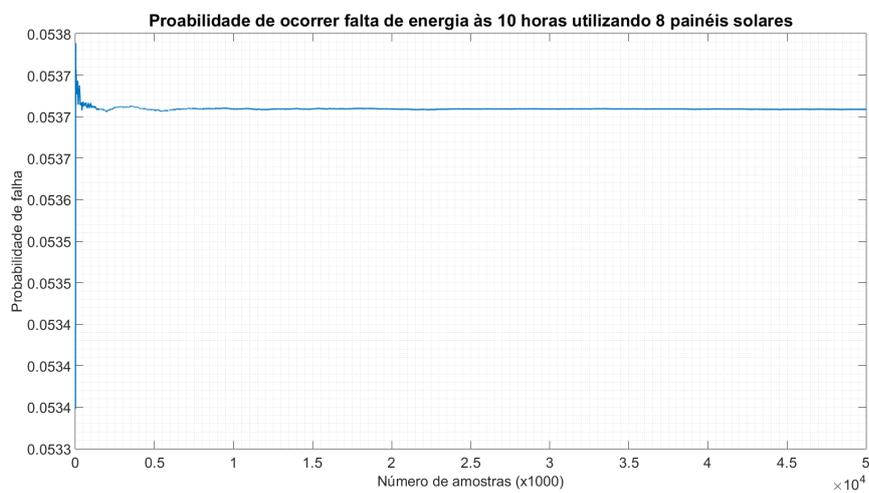


Figura 50 – Probabilidade de o sistema falhar às 10h da manhã

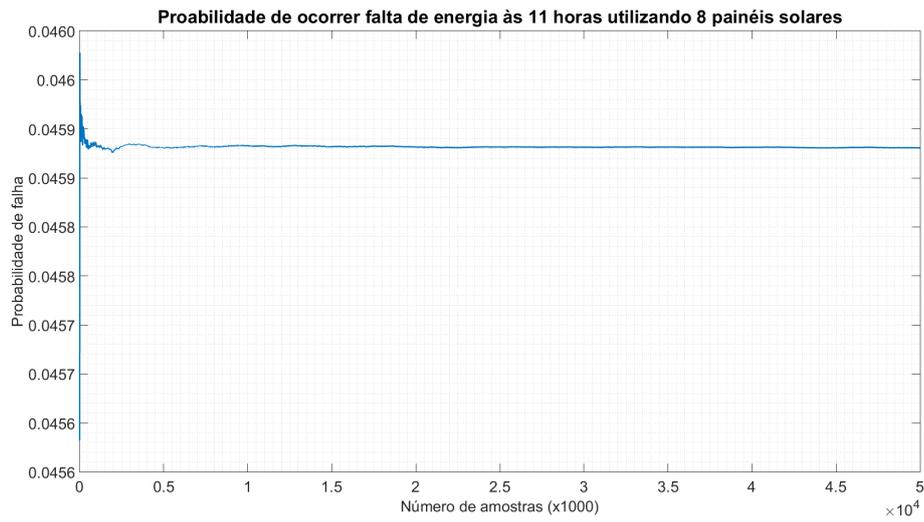


Figura 51 – Probabilidade de o sistema falhar às 11h da manhã

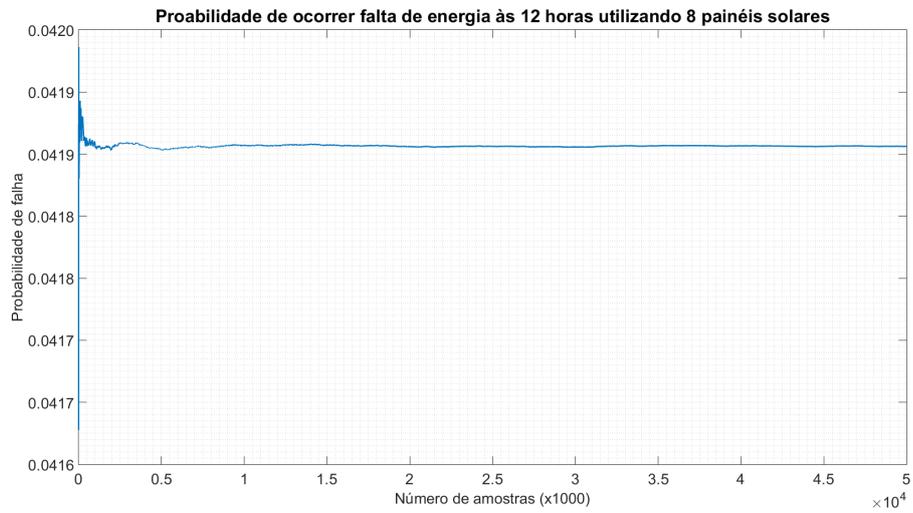


Figura 52 – Probabilidade de o sistema falhar às 12h

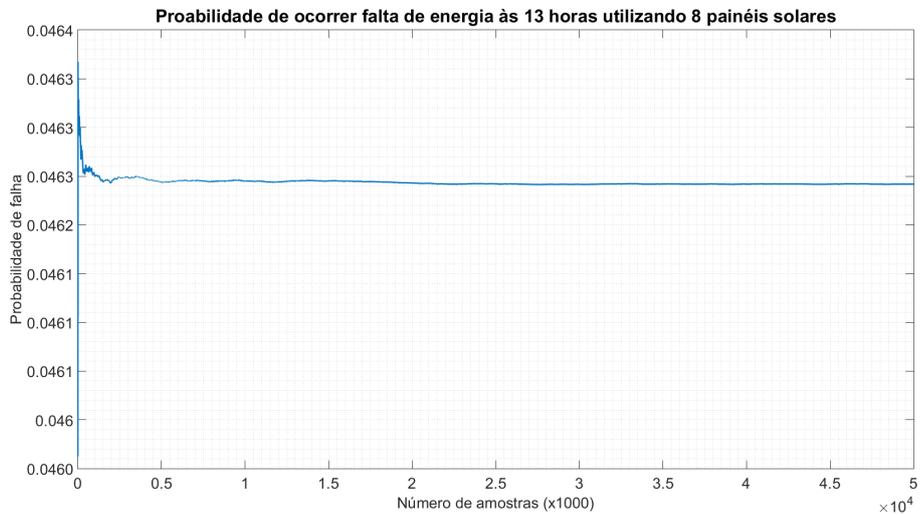


Figura 53 – Probabilidade de o sistema falhar à 1h da tarde

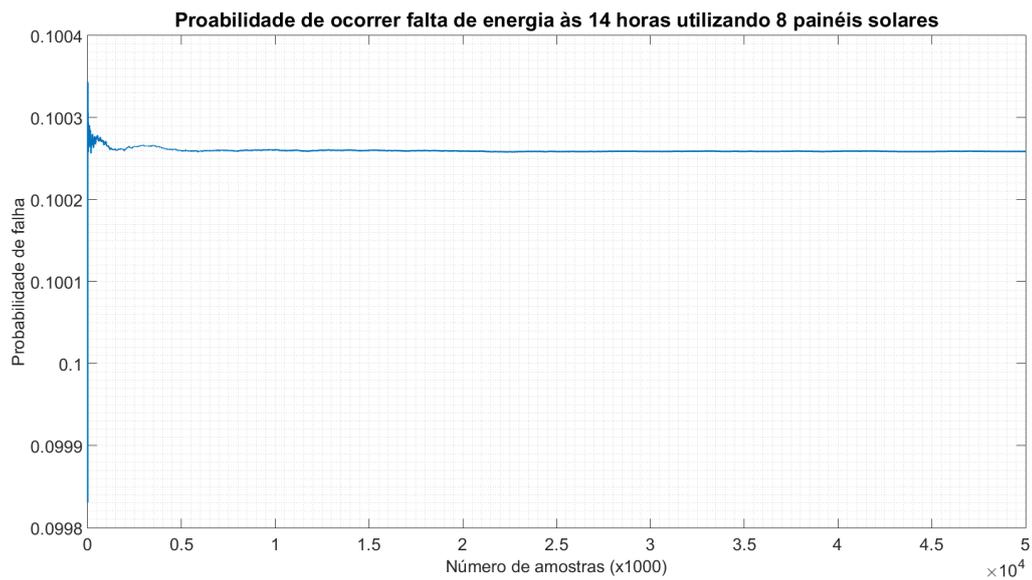


Figura 54 – Probabilidade de o sistema falhar às 2h da tarde

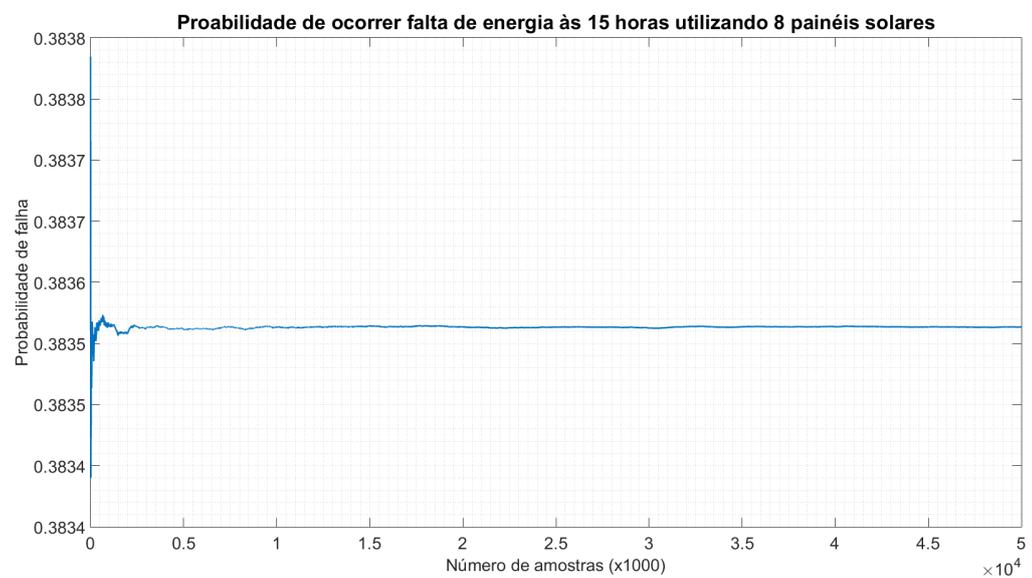


Figura 55– Probabilidade de o sistema falhar às 3h da tarde