

Avaliação Probabilística da Resiliência de Sistemas de Distribuição com Foco na Análise de Risco

Mateus Forster Maurício de Campos Raimundo C. Ghizoni Teive

Universidade do Vale do Itajaí – UNIVALI - SC

e-mail: rteive@univali.br

Abstract: Power interruptions due to extreme weather conditions have unique characteristics, because they usually lead to the occurrence of multiple contingencies in the distribution network, requiring resilience analysis to quantify the ability of the power system to resist these extraordinary events. The use of risk metrics to measure unsupplied energy is an effective approach, yet it remains underutilized in the literature. Therefore, in this work, a model based on Monte Carlo simulation and risk analysis is proposed for resilience analysis of the IEEE 34-node system. The analysis allowed for the identification of critical load loss scenarios, considering variables such as wind speed and the condition of the poles.

Resumo: As interrupções de energia devido a eventos climáticos extremos têm características únicas, pois em geral, levam a ocorrência de contingências múltiplas na rede de distribuição, sendo necessária a análise de resiliência para quantificar a habilidade do sistema de potência em resistir a estes eventos extraordinários. O emprego de métricas de risco para medir a energia não suprida é uma abordagem eficaz, porém ainda pouco utilizada na literatura. Assim, neste trabalho é proposto um modelo baseado em simulação de Monte Carlo e análise de risco para análise de resiliência do sistema IEEE 34 nós. A análise permitiu identificar cenários críticos de perda de carga, considerando variáveis como a velocidade do vento e a condição dos postes.

Keywords: Distribution systems; Resilience; Risk analysis; Probabilistic evaluation; VaR.

Palavras-chaves: Sistemas de distribuição; Resiliência; Análise de risco; Avaliação probabilística; VaR.

1. INTRODUÇÃO

O sistema de distribuição de energia elétrica é a parte mais vulnerável dos sistemas elétricos de potência. Esta vulnerabilidade ocorre devido principalmente a sua estrutura, em sua maior parte, radial; além do baixo nível de monitoramento, controlabilidade e proteção, quando comparado com os sistemas de transmissão.

Interrupções de energia devido a desastres naturais ou eventos climáticos extremos têm características únicas, como observado por Yao et al. (2017) e Bhusal et al. (2020), pois em geral, levam a ocorrência de faltas múltiplas na rede de distribuição, ou até mesmo o colapso de subestações; não sendo aplicado neste caso os indicadores de continuidade do serviço de distribuição da ANEEL, tais como: DIC, FIC, DEC, FEC, DMIC e DICRI (ANEEL, 2018a).

Na literatura técnica, esses fenômenos são categorizados como eventos de Baixa Probabilidade e Alto Impacto (BPAI) (Poudel, Dubey e Bose, 2019; Jiménez-Estévez et al., 2017; Chi et al., 2018; Chen et al., 2019). Para os eventos classificados como de Baixa Probabilidade e Alto Impacto (BPAI), os indicadores tradicionais de confiabilidade e continuidade de serviço não são adequados para avaliar o sistema de distribuição. Nestes casos, é necessário utilizar o conceito de resiliência do sistema de distribuição para os

eventos BPAI. Segundo, Chi et al. (2018), resiliência refere-se a capacidade do sistema de energia elétrica de suportar eventos extraordinários e se recuperar rapidamente, para prevenir ou mitigar o impacto de eventos similares no futuro.

Existem diversas abordagens na literatura para a avaliação da resiliência de sistemas de distribuição, porém pode-se destacar as abordagens focadas na avaliação do impacto nos consumidores prioritários ou críticos, de acordo com Maliskewski e Perrings (2011) e Bajpai, Chanda e Srivastava (2018), além da avaliação do risco de energia não suprida para estes consumidores (Poudel, Dubey e Bose, 2019). Neste último caso, o uso de métricas de risco, como o VaR e CVaR mostra-se como promissor para quantificar o risco de energia não suprida, dado um evento BPAI.

Portanto, este artigo apresenta uma metodologia e um modelo computacional para avaliação da resiliência de sistemas de distribuição de energia elétrica, considerando eventos BPAI provocados pelos ventos. A avaliação será focada no sistema IEEE 34 nós (IEEE, 2010) e a abordagem será probabilística com análise de risco de energia não suprida para estes consumidores.

As métricas de risco adotadas foram o VaR (Value-at-Risk) e CVaR (Conditional Value-at-Risk). A função de distribuição de probabilidade do impacto na rede do sistema teste foi

estabelecida juntamente com o levantamento da curva de probabilidade de falha em função da velocidade do vento. Os cenários para definição dos valores de energia não suprida em função da probabilidade de falha foram criados via Simulação de Monte Carlo. Finalmente, aplicou-se as métricas de risco na função densidade de probabilidade da potência não suprida do sistema teste.

A contribuição principal deste estudo reside na proposição de um sistema computacional que permite o levantamento das probabilidades de falha dos postes via funções Weibull, simulação de Monte Carlo, execução do fluxo de potência no software OpenDSS e determinação das métricas de risco VaR e CVaR.

2. RESILIÊNCIA DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO

A resiliência é definida por Chi et al. (2018) como a habilidade do sistema elétrico de potência de resistir eventos extraordinários, recompor rapidamente as cargas de eventos disruptivos e adaptar a sua operação e estrutura para prevenir ou mitigar o impacto de eventos similares no futuro. Para estes autores, eventos extraordinários são considerados desastres naturais, de baixa probabilidade de ocorrência, mas de alto impacto sobre o sistema elétrico. Estes eventos ocasionam interrupções de fornecimento em diversas partes da rede, tendo por isso características únicas. Assim, para estes casos, não é indicado a utilização de indicadores de continuidade de serviço ou confiabilidade tradicionais, tais como o DEC e FEC.

A ANEEL define outro indicador de continuidade de serviço denominado DICRI, o qual representa a métrica ANEEL para quantificar a qualidade de serviço em dia crítico. Segundo ANEEL (2018b), dia crítico é considerado quando a quantidade de ocorrências de emergências em um determinado conjunto de unidades consumidoras, supera média acrescida de três desvios padrões. Entretanto, eventos BPAI levam normalmente à declaração de situações de emergência ou de calamidade pública, devido a ocorrência de contingências múltiplas na rede de distribuição; sendo que para estes casos, os indicadores ANEEL não são aplicados (ANEEL, 2018a).

Segundo Jiménez-Estevez (2017), redes de distribuição tendem a ter um tempo de recomposição, depois da ocorrência de um evento BPAI, bem maior que as redes de transmissão de energia elétrica. Neste sentido, os estudos sobre resiliência de sistemas elétricos têm focado nas redes de distribuição e o evento BPAI mais estudado é o vento forte ou tempestade.

Alguns estudos sobre resiliência têm focado no impacto de tempestades na restauração de sistemas. Bhat et al. (2018) e Clements e Mancarella (2017), investigaram como o número de equipes de manutenção influencia o tempo de recomposição, após uma tempestade. Bhat et al. (2018) avaliam também a eficiência do sistema de proteção na reconfiguração de redes. Jin et al. (2019) desenvolveram uma análise probabilística sobre o impacto da geração distribuída fotovoltaica, sob impacto de eventos BPAI, enquanto em Lu

et al. (2021) é considerado o modelo de falha do componente da rede de distribuição e os respectivos reparos para análise de resiliência.

A geração distribuída também tem um impacto positivo na resiliência das redes de distribuição, especialmente quando se trabalha com o conceito de microgrids na operação, conforme observado por Jin et al. (2019) e Salimi et al. (2022).

No estudo de Bhat e Meliopoulos (2016) é proposto um método probabilístico para avaliar a resistência dos postes, frente a eventos BPAI, considerando o tamanho e material do poste.

O impacto do vento na taxa de falhas dos componentes do sistema de distribuição é avaliado em Shaoyun et al. (2019) e Li et al. (2019). Shaoyun et al. (2019) avaliam o risco de perda de carga, enquanto Li et al. (2019) utilizam a simulação de Monte Carlo para modelar o efeito da velocidade do vento na taxa de falhas.

A simulação de Monte Carlo também é utilizada em Luo et al. (2018) e Mukherjee et al. (2020). Em Luo et al. (2018) é proposto um índice para medir a resiliência de um sistema de distribuição por tipo de carga, tendo como foco os consumidores prioritários. Por outro lado, Mukherjee et al. (2020) estabelecem uma métrica de resiliência que considera a energia não suprida ao sistema.

Em Paul, Dubey e Poudel (2021) busca-se encontrar a estratégia de reforço ótimo para a rede de distribuição, minimizando o risco de perda de carga, após um evento BPAI. Neste caso, a métrica utilizada para quantificar a resiliência foi o CVar, sendo que o objetivo é encontrar os reforços na rede de distribuição que minimizem o CVaR.

Como observado na literatura técnica, os estudos sobre resiliência dos sistemas elétricos têm focado na análise do impacto do vento forte sobre a rede de distribuição. Neste sentido, o elemento mais avaliado da rede de distribuição é o poste, sendo que a sua resistência frente a eventos BPAI é modelada através de curvas de fragilidade, as quais fornecem a probabilidade de falha do poste em função da velocidade do vento, sendo dependente da idade e tipo do poste.

3. MODELO PROPOSTO

O modelo proposto para avaliação da resiliência de um sistema de distribuição, considerando o vento forte (tempestade) como evento extremo, é apresentado na Figura 1. Este modelo, o qual é baseado em Poudel, Dubey e Bose (2019), consiste na utilização da simulação de Monte Carlo, juntamente com curvas de fragilidade dos postes, para levantar a função distribuição de probabilidade de falhas dos postes em função do vento e, consequentemente, identificar qual poste pode falhar.

As curvas de fragilidade dos postes foram baseadas no trabalho de Hughes et al. (2022) e estão apresentadas na Figura 2, sendo considerada a função distribuição de Weibull e postes de concreto novos, com 30 anos, 60 anos e 90 anos.

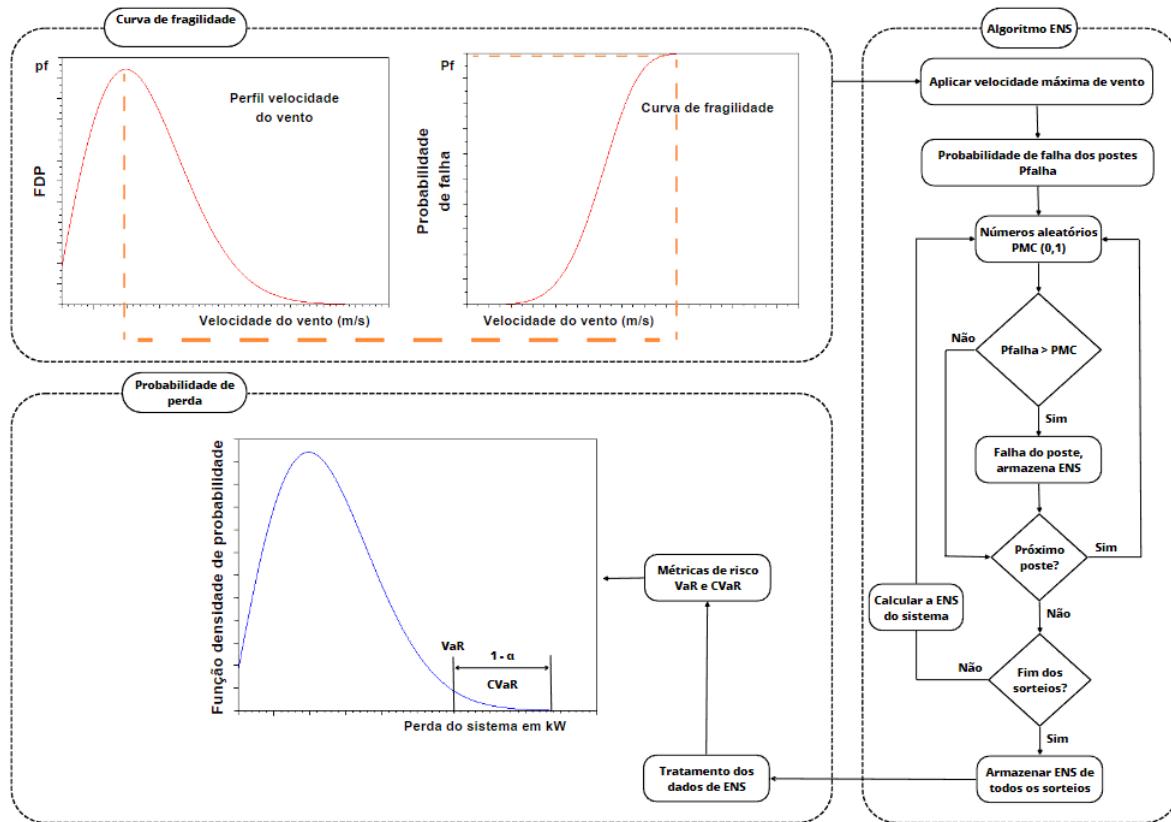


Figura 1 – Visão Geral do Sistema Proposto

A visão geral do modelo proposto é apresentada na Figura 1, na qual pode-se observar que a partir dos dados de entrada: velocidade do vento e idade dos postes consideradas, obtém-se a probabilidade de falha do poste pela função Weibull da Figura 2, e através da simulação de Monte Carlo se ocorre efetivamente a falha. A partir daí, o sistema teste é simulado no software OpenDSS e verificado a energia não suprida (ENS) prevista. Finalmente, com os resultados obtidos dos diversos cenários de velocidade de vento e idade dos postes, os valores de VaR e CVaR são determinados.

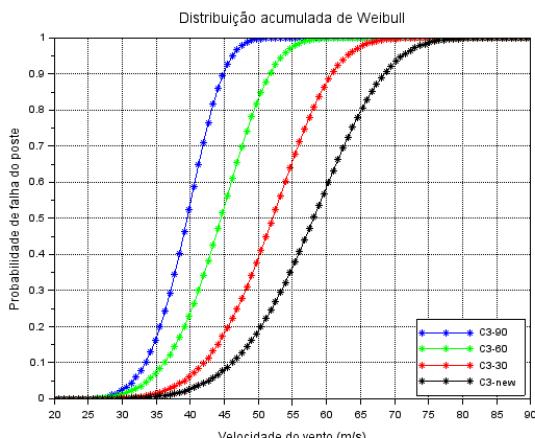


Figura 2 – Curvas de Fragilidade dos Postes

Fonte: Hughes et al. (2022)

Como apresentado na Figura 1, para cada poste e velocidade do vento escolhida, sorteia-se um valor entre 0 e 1 e compara-se com o valor da probabilidade obtido das curvas da Figura 2. Se esta probabilidade for maior que o valor sorteado, considera-se que o poste vai falhar (cair). Isto se repetiu para os quatro tipos de postes, ou seja, as quatro curvas de fragilidade da Figura 2 foram consideradas.

As curvas de fragilidade do poste apresentadas na Figura 2 representam a função distribuição de probabilidade de falha do poste em função da velocidade do vento, considerando postes de concreto novos, com 30, 60 ou 90 anos. Nesta figura está evidenciado que a probabilidade de falha aumenta com o envelhecimento do poste. Por exemplo, um poste de 90 anos tende a falhar (cair) com ventos a partir de 50 m/s; enquanto que um poste novo só falharia com ventos maiores que 70 m/s.

O sistema de distribuição utilizado foi o sistema teste IEEE 34 nós (IEEE, 2010) e o diagrama unifilar correspondente está apresentado na Figura 3. Toda a análise de potência não suprida é realizada para este sistema, com o software OpenDSS. A potência total que é suprida pela subestação (nó 800) é de 693,6 kW.

A análise de risco foi feita utilizando as métricas de risco VaR (*Value-at-Risk*) e CVaR (*Conditional Value-at-Risk*). A métrica VaR é utilizada para quantificar as perdas potenciais máximas em um cenário extremo, dentro de um período de tempo e intervalo de confiança ($\alpha\%$). Para uma distribuição

de probabilidade qualquer, o VaR pode ser definido como o extremo de uma distribuição $(100-\alpha)\%$, sendo possível calcular os piores resultados entre os $\alpha\%$ melhores, ou o melhor resultado entre os $(100-\alpha)\%$ piores.

Por outro lado, a métrica CVaR, também chamado de Perda Média Esperada, é uma métrica que quantifica o tamanho médio da perda ou risco, para um intervalo de tempo e um determinado nível de confiabilidade $\alpha\%$. É uma métrica de risco mais pessimista e derivada do VaR, por conseguir quantificar a magnitude de cenários extremos, segundo Rockafellar e Uryasey (2000).

De forma geral, pode-se obter o VaR a partir da função densidade de probabilidade da valor esperado da perda de carga (kW), ou potência não suprida esperada (PNSE) $z = f(x,w)$, onde α é o maior valor da PNSE para um determinado nível de confiança β e (x) representa a perda de carga esperada, ou potência não suprida, para cada evento simulado com a Simulação de Monte Carlo.

É importante salientar que quando o VaR representa uma distribuição de perdas, o VaR se localiza na cauda direita da distribuição, como pode ser observado na Figura 4, apresentada a seguir.

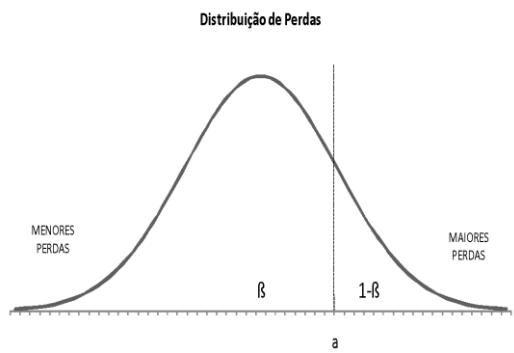


Figura 4 – Representação Var e CVar

Na forma de integral, a área β , representando o VaR, pode ser calculada de acordo com a equação (1).

$$\beta = \int_{-\infty}^{\alpha} z(x,w)dw = \text{prob}(z \leq \alpha_{\beta}) \quad (1)$$

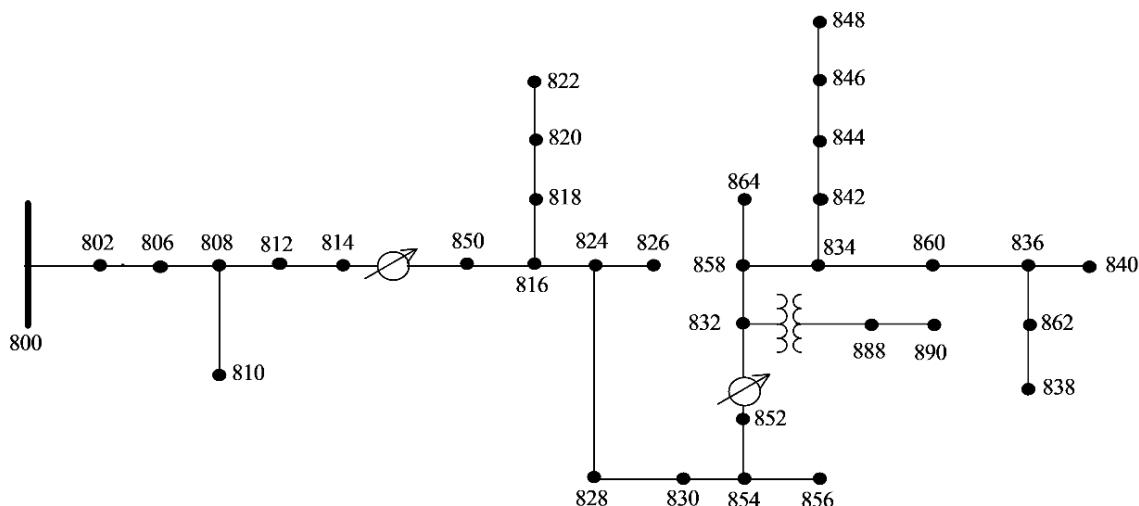
A área restante (CVaR) deve corresponder a $(1 - \beta)$ e representa a probabilidade da perda violar um dado VaR(α), como apresentado na equação (2).

$$1 - \beta = \int_{\alpha}^{\infty} z(x,w)dw = \text{prob}(z \geq \alpha_{\beta}) \quad (2)$$

4. SISTEMA TESTE IEEE 34 NÓS

O sistema de distribuição utilizado foi o sistema IEEE 34 nós (IEEE, 2010), o qual é representado na Figura 3. Como pode ser observado nesta figura, este sistema apresenta 34 nós, considerando a subestação (nó 800), dois transformadores (um na subestação) e dois reguladores de tensão. A potência total distribuída pela subestação deste sistema é de 693,6 kW, quando os dados apresentados em Mather (2012) são simulados no software OpenDSS.

Figura 3 – Sistema IEEE 34 nós



5. RESULTADOS

O algoritmo desenvolvido foi simulado considerando 1.000, 5.000 e 10.000 sorteios de Monte Carlo. Como os valores obtidos de 5.000 e 10.000 sorteios deram bem próximos, serão apresentados aqui apenas os resultados obtidos com 5.000 sorteios de Monte Carlo. Como colocado na Seção 3, Após a realização da simulação de Monte Carlo, o fluxo de potência do sistema teste é executado no software OpenDSS, fazendo-se então a análise dos fluxos de potência nas linhas de distribuição do sistema e definição da potência não suprida.

Serão apresentados aqui dois cenários de teste. No primeiro cenário todos os postes foram considerados com a mesma idade e velocidade do vento foi considerada de 43 m/s. No segundo cenário, as métricas de risco VaR e CVaR são avaliadas para as velocidades de vento de 20 m/s até 43 m/s, considerando todas as idades dos postes.

Para o primeiro cenário, a velocidade do vento considerada foi de 43 m/s, o que equivale a 155 km/h, porque foi a velocidade do vento máxima registrada em Santa Catarina. Esta velocidade extrema ocorreu na cidade de Siderópolis-SC no dia 30/06/2020, no evento denominado de Furacão Catarina.

5.1 Cenário 1

Na Tabela 1 são apresentados os resultados dos cortes de carga obtidos no sistema teste para o cenário 1, considerando

todos os postes com a mesma idade e 5000 sorteios de Monte Carlo. Pode-se observar que para o caso de todos os postes terem 90 anos, a potência não suprida pela subestação é quase 100 %, quando a velocidade do vento é de 43 m/s.

Tabela 1 – Potência não suprida esperada Cenário 1

| Idade Postes | Média ENS (kW) |
|--------------|------------------|
| Novos | 358,15 (51,64 %) |
| 30 anos | 553,07 (79,74 %) |
| 60 anos | 659,42 (95,07 %) |
| 90 anos | 689,25 (99,37 %) |

5.2 Cenário 2

No cenário 2, as métricas VaR e CVaR foram determinadas, considerando ventos de 20 a 43 m/s, 5000 sorteios de Monte Carlo e todos os postes novos, ou com 30 anos, ou com 60 anos ou com 90 anos. A Tabela 2 apresenta os resultados obtidos da potência não suprida esperada para VaR de 95%.

Tabela 2 - Potência não suprida esperada (kW) 5.000 sorteios de MC e VaR 95%

| Vento m/s | Postes Novos | | Postes 30 anos | | Postes 60 anos | | Postes 90 anos | |
|--------------|--------------|--------|----------------|--------|----------------|-------|----------------|--------|
| | VaR | CVaR | VaR | CVaR | VaR | CVaR | VaR | CVaR |
| 20 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 25 | 0 | 3,99 | 0 | 3,44 | 0 | 32,91 | 0 | 152,34 |
| 30 | 0 | 125,45 | 0 | 328,95 | 520,1 | 630,6 | 672,1 | 682,73 |
| 35 | 571,5 | 653,37 | 658,1 | 679,14 | 693,6 | 693,6 | 693,6 | 693,6 |
| 40 | 658,1 | 683,67 | 693,6 | 693,6 | 693,6 | 693,6 | 693,6 | 693,6 |
| 43 | 693,6 | 693,6 | 693,6 | 693,6 | 693,6 | 693,6 | 693,6 | 693,6 |

Analizando-se a Tabela 2, observa-se que até ventos de 30 m/s a potência não suprida esperada é nula para este sistema, quando se considera postes novos ou com 30 anos, considerando 95 % das simulações. Neste caso, para os 5 % das simulações mais críticas, o CVaR indicou uma potência não suprida esperada de 125,45 kW para postes novos e de 328,95 kW para postes com 30 anos, considerando ventos de 30 m/s.

Além disto, como indicado na Tabela 2, para ventos de 35 m/s ou superiores, todos os postes de 60 anos ou de 90 anos falham, gerando 100 % de perda de carga. Para este vento, considerando postes novos, a situação mais crítica para 95 %

das simulações é uma perda de carga de 571,5 kW e nos 5 % dos cenários mais críticos tem-se uma potência não suprida esperada de 653,37 kW, comprometendo em média 94,2 % da carga do sistema.

6. CONCLUSÕES

A aplicação do modelo de análise de resiliência desenvolvido, baseado em simulação de Monte Carlo e métricas de risco VaR e CVaR, no sistema teste IEEE 34 nós, permitiu identificar situações críticas para a rede de

distribuição, em função da velocidade do vento e da idade dos postes.

A análise de resiliência para este sistema com postes de até 30 anos de idade, considerando um VaR de 95%, apontou não haver falhas para um vento de até 30 m/s. Entretanto, em 5 % dos cenários mais críticos pode-se ter uma potência não suprida esperada média de 125,45 kW (postes novos) e de 328,95 kW (postes 30 anos).

Outra conclusão importante deste estudo foi que para ventos de 35 m/s ou superiores, todos os postes de 60 e de 90 anos falham, resultando em 100 % de perda de carga. Para estes ventos, considerando postes novos, a situação mais crítica em 95 % das simulações é uma potência não suprida de 571,5 kW, comprometendo 82,4% da potência do sistema.

As interrupções de energia devido a eventos climáticos extremos têm características únicas, pois em geral, levam a ocorrência de contingências múltiplas na rede de distribuição, sendo necessária a análise de resiliência para quantificar a habilidade do sistema de distribuição de resistir a estes eventos extraordinários. O vento é o evento climático mais estudado nesta área, enquanto a simulação de Monte Carlo e análise de risco demonstram ser ferramentas eficazes para viabilizar a análise de resiliência.

REFERÊNCIAS

- ANEEL. Procedimentos da Distribuição - *PRODISC. Módulo 8.* 2018a.
- ANEEL Procedimentos da Distribuição - *PRODISC. Módulo 1.* 2018b.
- Bajpai, P., Chanda, S., Srivastava, A. K. (2018). A novel metric to quantify and enable resilient distribution system using graph theory and choquet integral. *IEEE transaction on Smart Grids.* Vol. 9. N. 4. July.. Pg. 2918-2929. <https://doi.org/10.1109/TSG.2016.2623818>.
- Bhat, R., Darestani, Y. M., Shafieezadeh, A. , Meliopoulos, A. P., DesRoches, R. (2018). Resilience Assessment of Distribution Systems Considering the Effect of Hurricanes. *IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition (T&D).* USA. <https://doi.org/10.1109/TDC.2018.8440320>.
- Bhat, R., Meliopoulos, A. P. (2016).. Probability of distribution network pole failures under extreme weather conditions. *Clemson University Power Systems Conference (PSC).* USA. <https://doi.org/10.1109/PSC.2016.7462860>.
- Bhusal, N., Gautam, M., Abdelmalak, M., Benidris, M. (2020). Modeling of Natural Disasters and Extreme Events for Power System Resilience Enhancement and Evaluation Methods. *International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems (PMAPS).* Belgium. <https://doi.org/10.1109/PMAPS47429.2020.9183679>.
- Chen, X., Qju, J., Reedman, L., Dong, Z. Y. (2019). A statistical risk assessment framework for distribution network resilience. *IEEE transaction on Power Systems.* Vol. 34. N. 6. pp. 4773-4783. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2019.2923454>.
- Chi, Y., Xu, Y., Hu, C., Feng, S. (2018). A state-of-the-art literature survey of power distribution system resilience assessment. *IEEE Power & Energy Society General Meeting.* pp. 1-5. <https://doi.org/10.1109/PESGM.2018.8586495>.
- Clements, D., Mancarella, P. (2017). Fragility Curve Based Storm Modelling of Distribution Networks with Staff Constraints. *IET International Conference on Resilience of Transmission and Distribution Networks.* 2017. <https://doi.org/10.1049/cp.2017.0342>.
- Hughes, W., Zhang, W., Cerrai, D., Bagtzoghou, A., Wanik, D., Anagnoston, E. (2022). A Hybrid Physics-Based and Data_driven Model for Power Distribution System Infrastructure Hardning and Outage Simulation. Elsevier. *Reliability and System Safety.* Vol. 225. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2022.108628>.
- IEEE. IEEE 34 (2010). Node Test Feeder. Disponível em: <https://cmte.ieee.org/pes-testfeeders/resources/>. Acesso em: outubro de 2021.
- Jiménez-Estevez, G., Navarro-Espinosa, A., Palma-Behnke, P., Lanuzza, L., Velazquez, N. (2017). Achieving resilience at the distribution level. *IEEE Power & Energy magazine.* May/June. pp. 64-73.
- Jin, T., Mai, N., Ding, Y., Vo, L., Dawud, R. (2019). Planning for Distribution Resilience under Variable Generation: Prevention, Surviving and Recovery. *IEEE Green Technologies Conference USA.* <https://doi.org/10.1109/GreenTech.2018.00018>.
- Li, G., Huang, G., Bie, Z., Lin, Y., Huang, Y. (2019). Component importance assessment of power systems for improving resilience under wind storms. . *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy.* <https://doi.org/10.1007/s40565-019-0563-0>.
- Lu, C., Xiangyan, C., Jiping, A., Yuan, L., Zhiqiang, L., Weiyu, L. (2021). Resilience evaluation of distribution network considering fault repair.. *International Conference on Electricity Distribution (CICED).* China. <https://doi.org/10.1109/CICED50259.2021.9556794>.
- Luo, D., Xia, Y., Zeng, Y., Li, C., Zhou, B., Yu, H. Wu, Q. (2018). Evaluation Method of Distribution Network Resilience Focusing on Critical Loads. *IEEE Access.* <https://doi.org/10.1109/ ACCESS.2018.2872941>.
- Maliskewski, P. J., Perrings, C. (2011). Factors in the resilience of electrical power distribution infrastructures. *Applied Geography Journal.* 2011. pp. 668-679.
- Mukherjee, M., Poudel, S., Dubey, A., Bose, A. (2020). A Framework to Quantify the Value of Operational Resilience for Electric Power Distribution Systems.

IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition (T&D). USA. <https://doi.org/10.1109/TD39804.2020.9300015>.

Mather, B. A. (2012). Quase-static time-series test feeder for PV integration analysis on distribution systems. *Proc. IEEE Power Energy Society. General Meeting.* USA.

Paul, S., Dubey, A., Poudel, S. (2021).. Planning for Resilient Power Distribution Systems using Risk-Based Quantification and Q-Learning. *IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM).* USA. <https://doi.org/10.1109/PESGM46819.2021.9638213>.

Poudel, S., Dubey, A., Bose, A. (2019). Risk-based probabilistic quantification of power distribution system operational resilience.. pp. 1-12. *IEEE Systems Journal.* <https://doi.org/10.1009/JSTY.2019.2940939>.

Rockafellar, R. T; Uryasey, S. P. (2000). Optimization of conditional value-at-risk, *The Journal of Risk*, pp. 21-41.

Salimi, M., Gong, Y., Afrasiabi, S., Liang, X., Chung, C. Y. (2022). Power System Resiliency Studies under Renewable Energy Penetration: A Review. *IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering .* Canadá. <https://doi.org/10.1109/CCECE49351.2022.9918450>.

Shaoyun, G., Jifeng, L., Hong, L., Yuchen, C., Zan, Y., Jun, Y. (2019). Assessing and Boosting the Resilience of a Distribution System under Extreme Weather. *IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM).* USA. <https://doi.org/10.1109/PESGM40551.2019.8974012>.

Yao, S., Zhao, T. ; Wang, P., Zhang, H. (2017). Resilience-oriented distribution system reconfiguration for service restoration considering distributed generation. *IEEE Power & Energy Society General Meeting.* pp. 1-5. <https://doi.org/10.1109/PESGM.2017.8274024>.