

ANÁLISE DO DESEMPENHO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO CONSIDERANDO INCERTEZAS NA CARGA

ARY HENRIQUE LAUTENSCHLEGER*, BIBIANA PETRY FERRAZ*, SÉRGIO HAFFNER*

**Universidade Federal do Rio Grande do Sul
Porto Alegre, RS, Brasil*

Emails: ahlautenschleger@gmail.com, bibiana.petry@ufrgs.br, haffner@ieee.org

Abstract— This paper presents a probabilistic method for distribution network assessment considering load uncertainties. Consumers are clustered by consumption class as well as by monthly consumption range and the hourly power demand modeling for each cluster is achieved by means of an appropriate cumulative probability distribution function (CDF). The Monte Carlo Method is employed using correlated random numbers for the consumers' demand sampling. The proposed method was applied in the well-known IEEE 13 node test feeder and the results for the probabilistic model are compared to those obtained using the deterministic model.

Keywords— Power distribution system, probabilistic load flow, operation performance assessment.

Resumo— Neste trabalho é apresentado um método probabilístico para avaliação do desempenho de redes de distribuição considerando incertezas na carga. Os consumidores são divididos em agrupamentos por classe e faixa de consumo e a modelagem da demanda horária dos consumidores de cada agrupamento é realizada por uma lei de distribuição acumulada de probabilidade (CDF) adequada. O Método de Monte Carlo é empregado utilizando números aleatórios correlacionados para amostrar a demanda dos consumidores. O método proposto foi aplicado no conhecido sistema de 13 barras do IEEE e os resultados do modelo probabilístico são comparados aos obtidos com o modelo determinístico.

Palavras-chave— Sistema de distribuição, fluxo de carga probabilístico, desempenho de operação.

1 Introdução

A infraestrutura das redes de distribuição deve atender instantaneamente à solicitação de demanda dos consumidores de energia elétrica, dentro dos padrões de qualidade e confiabilidade, especialmente nos horários de pico de consumo. Visando avaliar o desempenho de sistemas elétricos, a análise do fluxo de potência permite simular o perfil de tensão nos nós, o fluxo de potência nas linhas e as perdas ao longo da rede de acordo com o perfil de uso das cargas (Gupta and Kumar, 2017). Usualmente, as cargas são modeladas por meio de curvas que contemplam patamares de demanda, os quais variam ao longo do tempo, porém são fixos em cada instante, o que caracteriza uma modelagem determinística. No entanto, a demanda varia continuamente devido a fatores temporais (como estação do ano, dia da semana ou hora do dia), econômicos, dentre outros (Gupta and Kumar, 2017). Além disso, a crescente complexidade do sistema elétrico, representada pela penetração de fontes intermitentes de energia, aliada a mudanças nos padrões de consumo e ao fácil acesso a diversas tecnologias eletroeletrônicas, têm contribuído para a inclusão de importantes fontes de incerteza na modelagem de sistemas elétricos (Mohammadi et al., 2013).

Estudos demonstram que o desvio padrão da demanda tem magnitude maior que a média em alguns casos, haja vista que a incerteza das cargas é condicionada no tempo (Pareja, 2009). Deste modo, os modelos determinísticos, tornam-se insuficientes para lidar com o novo paradigma de ope-

ração da rede, uma vez que ao simular poucos cenários, muitas possibilidades operacionais são ignoradas (Papaefthymiou, 2007; Rodrigues, 2008), implicando a necessidade de abordagens estocásticas (Xu and Yan, 2017; Chen et al., 2018). Assim sendo, a simulação de Monte Carlo torna-se mais adequada do que métodos analíticos, pois a incerteza de uma carga é quantificada em termos numéricos pela análise estatística dos respectivos dados (Papaefthymiou, 2007; Rodrigues, 2008).

Nesse contexto, o presente artigo propõe uma abordagem probabilística para analisar o desempenho de redes de distribuição considerando a natureza incerta da carga. As contribuições do trabalho incluem o agrupamento dos consumidores que apresentam comportamentos similares (visando reduzir a complexidade do problema), a consideração da correlação entre os diversos agrupamentos de consumidores, a determinação de indicadores probabilísticos de operação e sua comparação com os resultados obtidos pelos métodos determinísticos.

2 Abordagem Determinística versus Probabilística

As cargas de um sistema de distribuição de energia elétrica podem ser representadas por valores de demanda fixos ou provenientes de uma curva de carga que varia ao longo de períodos pré-estabelecidos de tempo. Com a mudança nos padrões de consumo em decorrência de tarifas dinâmicas, o acesso à geração distribuída e a tecnologias de automação, entre outros aspectos, os

patamares de demanda de um perfil de consumo podem incluir graus de incerteza, o que requer a transição de modelagens tradicionais determinísticas para probabilísticas (Chen et al., 2018). Para exemplificar a diferença entre as duas abordagens, a Fig. 1 ilustra uma curva de carga determinística e uma probabilística. Basicamente, o gráfico superior da Fig. 1 ilustra uma curva de carga tradicional, com 24 valores de demanda, um para cada hora de um dia típico. Já o gráfico inferior, ilustra a densidade de probabilidade da demanda em cada horário ao longo do dia, incluindo o caso particular determinístico.

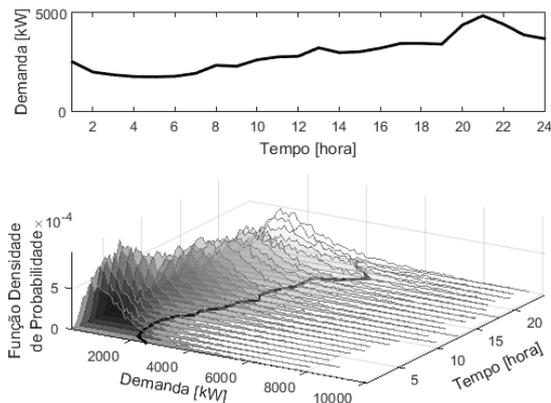


Figura 1: Curva de carga determinística versus probabilística.

Métodos determinísticos consideram que os parâmetros de entrada do sistema são constantes para cada intervalo de tempo (Mohammadi et al., 2013). Assim sendo, para a potência ativa e reativa das barras PQ, bem como para as magnitudes de tensão e a potência ativa das barras PV pode-se adotar o valor médio ao longo de período de tempo ou o valor instantâneo do fluxo de potência (Samet and Khorshidsavar, 2018). Conforme ilustra a Fig. 1, a curva de carga determinística é elaborada a partir de valores de demanda média para cada hora do dia. No entanto, a incerteza das cargas é condicionada no tempo, sendo possível demonstrar em alguns casos que o desvio padrão da demanda tem magnitude maior que a média (Pareja, 2009). Logo a média torna-se insuficiente para descrever o comportamento dos componentes do sistema, sendo necessário considerar intervalos de confiança para as grandezas de interesse.

Tendo reconhecido a necessidade de incorporar medidas de incertezas nos modelos matemáticos visando caracterizar o comportamento dinâmico de cargas e geração, pesquisadores têm investigado a análise probabilística do fluxo de carga há algumas décadas (Borkowska, 1974; Hong and Fan, 2016). Dentre os métodos nos quais se considera o fenômeno da incerteza dos siste-

mas elétricos de potência, a Simulação de Monte Carlo (SMC) é o mais conhecido (Pareja, 2009).

Monte Carlo é a abordagem tradicional utilizada para simular o fluxo de carga probabilístico e executa o fluxo de carga determinístico repetidamente por um número significativo de vezes para representar a distribuição total das entradas do sistema (Kabir et al., 2016). Na simulação por Monte Carlo, todas as variáveis de interesse são representadas por funções de densidade de probabilidade (Conti and Raiti, 2007). Essa representação das cargas permite atribuir um intervalo de confiança a cada demanda horária de uma curva de carga (Mohammadi et al., 2013). Assim, por meio de números aleatórios, os possíveis estados de operação do sistema são obtidos e a cada vez que se gera um estado é necessário executar um fluxo de potência determinístico para estabelecer as condições de operação em regime permanente referentes a este estado (Pareja, 2009; Hong and Fan, 2016). Este método é bastante preciso e os seus resultados são frequentemente utilizados como referência na comparação com outras técnicas estocásticas (Hong and Fan, 2016) e também no planejamento da operação e da expansão de sistemas elétricos de potência (Conti and Raiti, 2007; Chen et al., 2018).

3 Método Proposto

O método proposto para análise probabilística de redes de distribuição utiliza a SMC, sendo baseado na técnica proposta por (Papaefthymiou, 2007) e (Pareja, 2009) e envolve os seguintes passos:

1. **Início** – Iniciar contador de amostras, fazendo $N = 1$;
2. **Gerar amostra** – Obter nova amostra de valores aleatórios de demanda para todos consumidores durante todo o período da análise;
3. **Cálculo do indicador** – Considerando a demanda definida na amostra atual, resolver o fluxo de carga da rede, para o período avaliado, e determinar o indicador de operação associado a esta amostra;
4. **Critério de parada** – Verificar a convergência do indicador de operação considerado, por intermédio da avaliação do coeficiente de variação estatística dos N valores já calculados. Caso não tenha convergido, fazer $N = N + 1$ e retornar para o Passo 2;
5. **Fim** – Os resultados obtidos são representados pela distribuição de probabilidade dos indicadores, contendo N valores que são associados a cada uma das amostras.

3.1 Geração das Amostras

Uma etapa fundamental para a avaliação da operação dos sistemas de distribuição considerando incertezas é a geração das amostras que serão avaliadas na SMC. A forma utilizada para gerar uma amostra que descreve o consumo de todos os nós da rede ao longo de um determinado período de operação (dia, semana, mês ou ano), subdividido em horas, está resumida na Fig. 2. Logicamente, este método se aplica para outros períodos e outros intervalos de tempo.

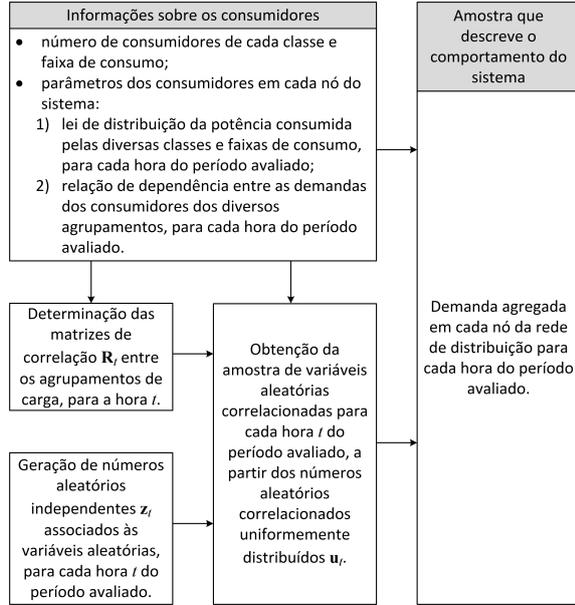


Figura 2: Forma de obtenção da amostra de demanda no período avaliado.

Entre os parâmetros necessários, vale destacar aqueles que descrevem probabilisticamente o comportamento da demanda dos consumidores. O primeiro parâmetro é a lei de distribuição da potência consumida pelas diversas classes e faixas de consumo, para cada hora do período avaliado. A partir da lei de distribuição referente a um determinado tipo de consumidor, é possível determinar a função de densidade de probabilidade (PDF) e a função de distribuição acumulada (CDF) da variável aleatória associada a este consumidor. Por exemplo, para consumidores comerciais, cujo consumo mensal não ultrapassa 500 kWh, os valores médios (μ) e desvios-padrão (σ) observados ao longo das horas do dia é dado pela Fig. 3 (Pareja, 2009). Supondo uma lei de distribuição do tipo *Lognormal* e que o valor médio desta demanda para as 14:00 horas é de 1,2524 pu, com desvio padrão de 1,0916 pu (Pareja, 2009), a PDF e a CDF para a demanda deste consumidor às 14:00 horas, correspondem aos gráficos ilustrados na Fig. 4.

O segundo parâmetro é a relação de dependência entre as demandas dos consumidores, para cada hora do período avaliado. Considerando

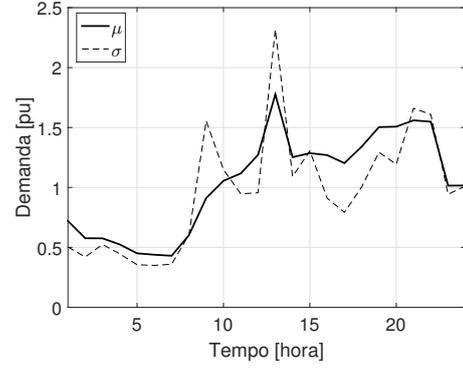


Figura 3: Demanda média e desvio padrão dos consumidores comerciais até 500 kWh/mês.

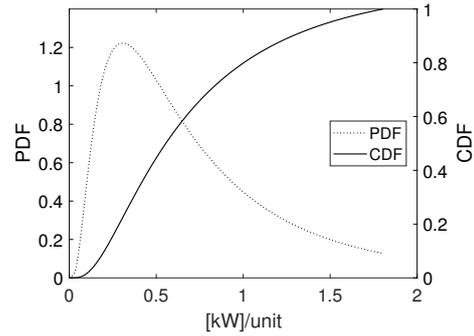


Figura 4: PDF e CDF de consumidores comerciais até 500 kWh/mês na barra 692 às 14:00 horas.

que existe uma grande similaridade entre a demanda horária dos consumidores que pertencem às mesmas classes e faixas de consumo, é possível agrupá-los (Jardini et al., 2000; Pareja, 2009) e, assim, reduzir a dimensão do problema. A relação de dependência entre os diversos agrupamentos é definida por uma matriz de correlações, \mathbf{R}_t , cujos elementos são iguais à correlação entre as variáveis aleatórias associadas às respectivas linhas e colunas, no intervalo de tempo t (Papaefthymiou, 2007; Rodrigues, 2008). A matriz \mathbf{R}_t é quadrada e possui ordem igual ao número de agrupamentos considerado. Além disto, todos os elementos da diagonal principal são unitários.

Para uma determinada hora t , utilizando a matriz de correlação \mathbf{R}_t e um vetor de números aleatórios independentes, normalmente distribuídos, \mathbf{z}_t , o respectivo vetor de números aleatórios correlacionados uniformemente distribuídos é dado por (Papaefthymiou, 2007; Rodrigues, 2008):

$$\mathbf{u}_t = \Phi(\mathbf{y}_t) \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{L}_t \mathbf{z}_t \quad (2)$$

$$\mathbf{L}_t \mathbf{L}_t^T = \mathbf{R}_t \quad (3)$$

onde $\Phi(\mathbf{y}_t)$ é a CDF de uma distribuição normal para os valores aleatórios correlacionados do vetor \mathbf{y}_t e, \mathbf{L}_t , é a matriz triangular inferior da decomposição de Cholesky da matriz \mathbf{R}_t .

Os números aleatórios correlacionados, \mathbf{u}_t ,

são então utilizados para realizar a amostragem na CDF inversa da demanda na hora t para cada agrupamento de consumidores. Após definidas as demandas de todas as horas do período considerado, para todos os agrupamentos de consumidores, é possível determinar a demanda agregada em cada nó da rede, obtendo assim, uma amostra que descreve o consumo total do sistema.

3.2 Cálculo dos Indicadores

No Passo 3 do método proposto, são avaliados indicadores que descrevem a operação do sistema de distribuição, sendo calculados durante o período de tempo utilizado na análise. Sem perda de generalidade, neste trabalho, foi adotado um período de um dia de operação, subdividido em 24 horas. Assim, o fluxo de potência é calculado para cada hora da amostra sorteada no Passo 2 do método proposto, sendo os indicadores calculados a partir dos resultados obtidos.

Neste trabalho foram considerados dois indicadores: i) energia de perda diária e ii) índices de violação de tensão crítica e precária. Para cada amostra que descreve um dia de operação, as perdas são integralizadas obtendo-se a energia de perdas diárias nos transformadores e circuitos de distribuição, dados em kWh (ANEEL, 2015).

De modo similar, para determinar os índices de violação de tensão crítica (Δ_c) e tensão precária (Δ_p) em cada barra da rede simulada, referente à amostra em análise, são utilizadas as seguintes expressões (ANEEL, 2018):

$$\Delta_c(k) = \frac{nlc(k)}{nl} 100\%, \quad (4)$$

$$\Delta_p(k) = \frac{nlp(k)}{nl} 100\%, \quad (5)$$

onde $nlc(k)$ é o maior número de leituras de tensão na região crítica entre as fases da barra k , $nlp(k)$ é o maior número de leituras de tensão na região precária entre as fases da barra k , e nl é o número total de leituras de tensão efetuadas para a barra. Cada hora da curva de carga diária de operação corresponde a uma leitura, logo $nl = 24$.

3.3 Critério de Parada

À medida que aumenta a quantidade de amostras das variáveis aleatórias na SMC, é possível observar a convergência de determinadas estatísticas, pois durante este processo um comportamento transitório é observado. Um critério comumente empregado para identificar o início do regime permanente é o coeficiente de variação estatístico (C_v) das variáveis aleatórias de interesse, dado por (Law and Kelton, 2000; Pareja, 2009):

$$C_v = \frac{S}{\bar{x}}, \quad (6)$$

em que S é o desvio padrão amostral, \bar{x} é a média amostral, considerando as N amostras da variável aleatória já avaliadas. Tipicamente, considera-se que o regime permanente foi atingido quando o valor de C_v é inferior a 5%.

Após a convergência das simulações, é possível obter intervalos de confiança para os indicadores de interesse a partir da distribuição de probabilidade resultante de testes de adequação de ajuste (Montgomery and Runger, 2007).

4 Estudo de Caso e Resultados Obtidos

A fim de avaliar o desempenho do método proposto, foram feitos estudos numéricos em uma rede com a topologia do sistema teste IEEE de 13 nós (Kersting, 2001). O sistema ilustrado pela Fig. 5, consiste em um alimentador com cargas relativamente elevadas e desbalanceadas, o qual opera com tensão nominal de 4,16 kV.

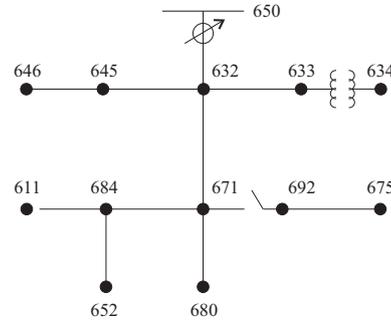


Figura 5: Sistema teste IEEE.

Visto que o sistema de 13 barras do IEEE apresenta uma única condição de cargas, sem especificar horário, dia ou mesmo período do ano no qual ocorre, as simulações para o período de um dia típico foram viabilizadas pela definição de um cenário de consumidores nas barras. A configuração se baseou em informações de um banco de dados acerca de clientes de um sistema de distribuição real (Pareja, 2009). As informações consideradas foram o padrão de conexão à rede, valor máximo de consumo mensal e curvas diárias de média e desvio-padrão da demanda.

4.1 Caracterização dos Consumidores

Para obter a curva de carga agregada em cada nó do sistema, os clientes foram agrupados em 9 grupos de acordo com seu padrão de consumo típico (Pareja, 2009):

- GP1: residencial até 80 kWh;
- GP2: residencial 81-220 kWh;
- GP3: residencial 221-500 kWh;
- GP4: residencial 501-1000 kWh;
- GP5: comercial até 500 kWh;
- GP6: comercial 501-1000 kWh;
- GP7: comercial 1001-5000 kWh;

- GP8: industrial até 500 kWh;
- GP9: industrial entre 501-1000 kWh.

Os exemplos ilustrados na Fig. 6 evidenciam as particularidades nas curvas de carga média (μ) e desvio-padrão (σ) de três grupos distintos. A possibilidade de agrupar os consumidores com comportamentos similares reduz a ordem do problema a ser solucionado.

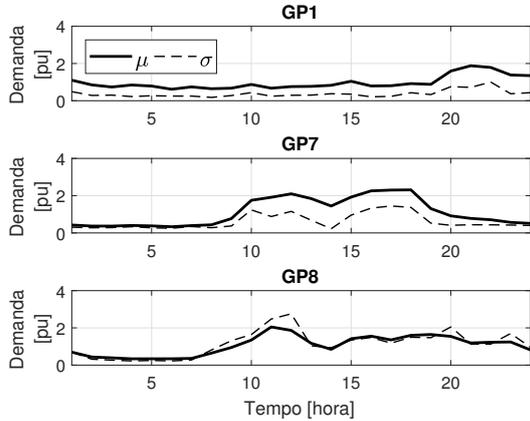


Figura 6: Demanda média e desvio-padrão de consumidores pertencentes ao GP1, GP7 e GP8.

Geralmente o conhecimento que se tem sobre uma variável aleatória é o de sua distribuição marginal de probabilidade. Em sistemas de distribuição, é possível identificar grupos de consumidores altamente correlacionados e, portanto, a existência de uma estrutura de dependência estocástica entre os mesmos. Assim, a consideração de independência não é válida, e, quanto maior dependência entre o comportamento dos consumidores, maior serão os valores extremos alcançados pela demanda agregada (Papaefthymiou, 2007; Rodrigues, 2008).

A correlação entre as demandas dos agrupamentos é imposta por meio de números aleatórios correlacionados, \mathbf{u}_t , para a amostragem das respectivas potências demandadas pelos consumidores. A Fig. 7 ilustra um exemplo de relação de dependência entre duas variáveis aleatórias de agrupamentos distintos, para \mathbf{u}_t composto por vetores independentes (em vermelho) e para \mathbf{u}_t composto por vetores com correlação $\rho = 0,85$ (em preto).

É importante salientar que, conforme ilustra a Fig. 7, as distribuições marginais de probabilidade ficam praticamente inalteradas, porém a densidade de probabilidade conjunta é fortemente afetada. No caso com $\rho = 0,85$, as amostras concentram-se na diagonal e mostram que há uma tendência de ocorrência conjunta de valores extremos de demanda dos consumidores. Assim, registram-se valores superiores de demanda agregada, aumentando o esforço do sistema.

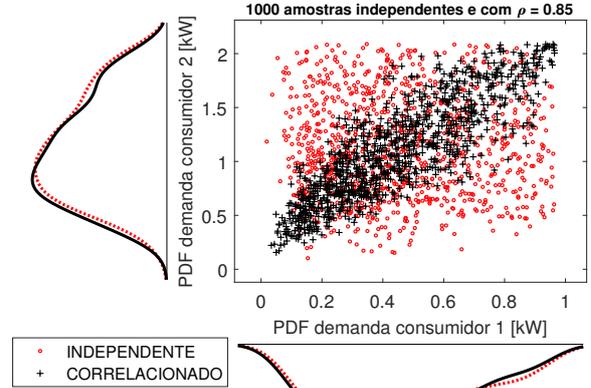


Figura 7: Diagrama de dispersão da demanda de consumidores com relação de dependência diversa.

4.2 Demanda Agregada Probabilística

Para obter a demanda agregada probabilística, se faz necessário incluir incertezas nas cargas, originalmente contantes no sistema IEEE (Kersting, 2001). Para isso, primeiramente foram adotados agrupamentos de consumidores, representados por uma curva diária para a média e desvio-padrão da demanda (descritos na Seção 4.1). A quantidade adotada de clientes por agrupamento em cada barra consta na Tab. 1. Adotou-se como potência base de cada agrupamento, o seu limite superior de consumo (P_{base} do GP1 é correspondente a um consumo de 80 kWh, por exemplo) (Jardini et al., 2000).

Definido o número de consumidores por barra e supondo que a distribuição horária para a demanda seja do tipo Lognormal (Pareja, 2009), a amostragem da potência consumida pelos mesmos foi realizada com \mathbf{u}_t , cujos números aleatórios foram correlacionados a partir de valores típicos para redes de distribuição (Rodrigues, 2008). Sendo as demandas dos consumidores de um mesmo agrupamento obtidas com o mesmo número aleatório, a demanda agregada em cada barra é resultante da soma das demandas individuais dos clientes para cada uma das N amostras. Como resultado, a Fig. 8 ilustra a curva diária probabilística da demanda agregada no alimentador considerando 5000 amostras. A curva de demanda média (\bar{x}) é a condição que costuma ser avaliada em uma análise determinística. Percebe-se, no entanto, que existe uma expressiva dispersão no entorno do valor médio, sugerindo a necessidade do emprego de um método alternativo para avaliar com maior fidelidade os limites dos indicadores de operação desta rede. Também é possível observar que, apesar de a demanda média agregada no horário de pico estar em torno de 3,3 MW, existem amostras nas quais a mesma alcança valores próximos a 7,5 MW, ainda inferior ao limite de 150% de carregamento do transformador de 5 MVA (ABNT, 1997), representado por D^{max} .

Tabela 1: Quantidade definida de clientes de cada agrupamento (GP) em cada barra.

Barra	Agrupamento (GP)								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
670 A	14	75	22	-	3	-	-	-	-
670 B	14	75	22	-	3	-	-	-	-
670 C	14	75	22	-	3	-	-	-	-
671 ABC	-	180	180	-	180	-	90	-	90
645 B	30	168	48	-	6	-	-	-	-
646 BC	15	141	111	9	3	3	6	6	3
692 AC	10	94	74	6	2	2	4	4	2
675 A	49	271	78	-	10	-	-	-	-
675 B	49	271	78	-	10	-	-	-	-
675 C	49	271	78	-	10	-	-	-	-
611 C	30	168	48	-	6	-	-	-	-
652 A	25	140	40	-	5	-	-	-	-
634 A	24	131	38	-	5	-	-	-	-
634 B	24	131	38	-	5	-	-	-	-
634 C	24	131	38	-	5	-	-	-	-
P_{base}	80	220	500	1000	500	1000	5000	500	1000

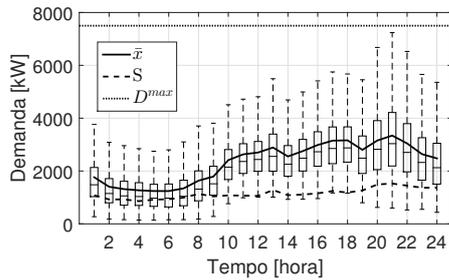


Figura 8: Comportamento probabilístico da demanda agregada no alimentador, resultante de $N = 5000$ amostras.

4.3 Convergência das Simulações

A avaliação da convergência das simulações, expressa por (6), é realizada para a demanda horária média nas barras do sistema, para as perdas diárias no sistema e para os índices de violação de tensão crítica e precária diária em cada nó de carga da rede simulada. Dependendo da estrutura de interdependência estocástica entre as variáveis, o valor típico de 5% para o C_v pode não ser suficiente e a decisão pelo percentual adequado é apoiada graficamente. É o caso do exemplo ilustrado na Fig. 9. Se o critério de 5% fosse utilizado, a convergência da demanda horária média teria ocorrido para 45 amostras, quantidade inferior à necessária e que levaria à consideração de um valor limite equivocado para a demanda no nó. Já com um $C_v = 1,5\%$, foram necessárias 3028 amostras para a convergência de todos os indicadores, como perdas e violações de tensão, detalhados a seguir.

Naturalmente, alguns indicadores têm convergência mais rápida que outros, como é o caso das perdas diárias no sistema (Fig. 10), que convergem em 345 amostras para $C_v = 1,5\%$. Em contrapartida, os índices diários de violação de tensão crítica Δ_c e precária Δ_p na barra 675, por exemplo, exigem 619 amostras para atender ao $C_v = 1,5\%$. As Figuras 11 e 12 ilustram esse processo de conver-

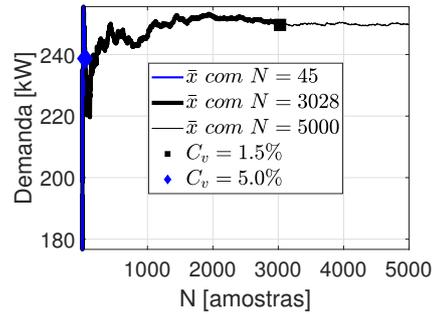


Figura 9: Processo de convergência da demanda média na fase A da barra 675 às 21:00 horas.

gência, sendo possível constatar que a média para violação de tensão crítica é de 0,68% e precária é de 0,37%, não ultrapassando os limites normativos tolerados (ANEEL, 2018), representados por Δ_c^{max} e Δ_p^{max} .

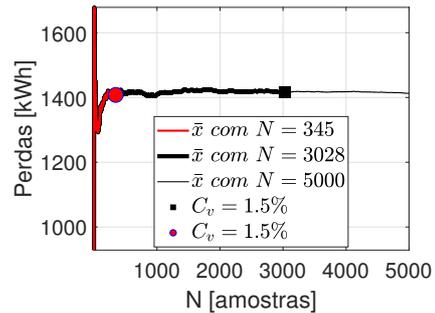


Figura 10: Processo de convergência das perdas ativas diárias no sistema.

4.4 Indicadores Probabilísticos de Operação

A análise probabilística do desempenho de sistemas de distribuição de energia elétrica, inclui possibilidades operacionais ignoradas em uma abordagem determinística clássica, enriquecendo o estudo. Desta maneira, a seguir são apresentados os indicadores probabilísticos das perdas ativas e dos níveis de tensão do sistema teste.

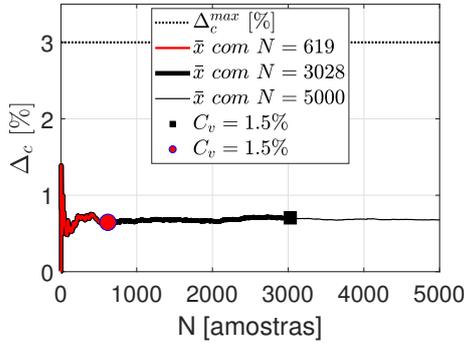


Figura 11: Processo de convergência do DRC na barra 675.

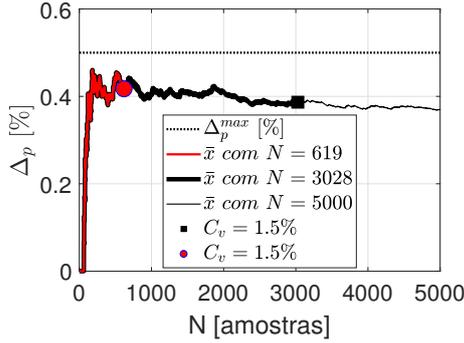


Figura 12: Processo de convergência do DRP na barra 675.

Na abordagem determinística, as perdas são consideradas fixas em cada instante de tempo, conforme a curva de carga média das perdas ilustrada na Fig. 13. O resultado da integração da função que descreve esta curva é 1193,4 kWh de perda diária no cenário determinístico. Por outro lado, na abordagem probabilística, as perdas ativas são representadas por uma estimativa de intervalo de confiança, em decorrência da atribuição de incertezas nas cargas. Neste caso, as estatísticas de dispersão das perdas ativas complementam a Fig. 13, sendo que a média das perdas diárias converge para 1413,4 kWh (valor 18,4% superior se comparado ao determinístico) com desvio padrão de 385,51 kWh. Assim, o intervalo de confiança considerando significância de 5% para o valor das perdas é [809,9;2305,1] kWh.

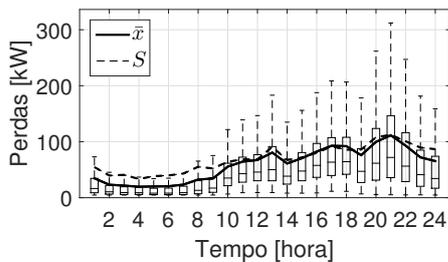


Figura 13: Comportamento probabilístico da potência de perdas.

O cálculo do fluxo de potência probabilístico

evidencia a limitação do método determinístico para avaliar os índices de violação de tensão. Ao considerar apenas os valores médios de carga, a segunda abordagem explora em menor profundidade os limites alcançados pelos níveis de tensão, ocultando inúmeras possibilidades operacionais, ilustradas na Fig. 14. A inclusão de incertezas na modelagem das cargas, permite avaliar o comportamento probabilístico da tensão nas barras com carga, demonstrado na Fig. 14, comprovando que tal grandeza pode variar significativamente ao longo de uma hora (neste caso, exemplificado para às 21:00 horas).

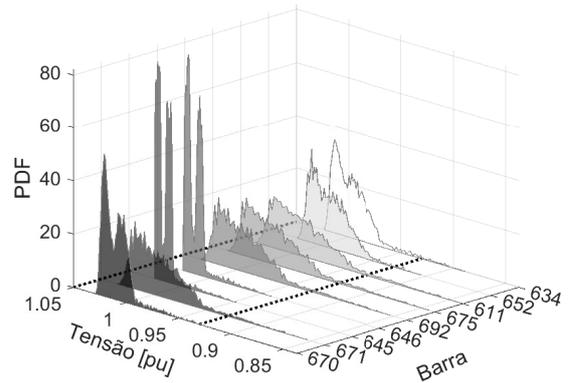


Figura 14: PDF da tensão em todas as barras às 21:00 horas.

Dentre os resultados listados na Tabela 2, constam as violações de tensão crítica e precária em cada barra com carga do sistema, para os casos determinístico (colunas 2 e 3) e probabilístico (colunas 4 e 5). Na abordagem determinística, conclui-se que para um cenário de cargas típicas ao longo do dia, não há violação dos índices de tensão no sistema. Contudo, não é possível saber o quão próximo se está do limite normativo. Com o método probabilístico de análise, é possível verificar que, em média, todas as barras estão com os índices adequados. Além disso, observou-se que o *DRC* médio é maior na barra 675 e que o *DRP* médio é maior na barra 611. Tal fenômeno é evidenciado na CDF, obtida por adequação de ajuste para o *DRC* e *DRP* nas duas barras, onde verificou-se que a probabilidade do *DRC* estar acima de 3% e do *DRP* estar acima de 0,5% na barra 675 é de 0,1524 e 0,0854, respectivamente, e para a barra 611, tais probabilidades são 0,1504 e 0,0992. Desta forma, torna-se possível avaliar a chance de os índices ultrapassarem os limites normativos (ANEEL, 2018), complementando o método analítico tradicional.

4.5 Esforço Computacional

Não houve preocupação com eficiência computacional durante as simulações realizadas até o mo-

Agradecimentos

Os autores gostariam de agradecer à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo suporte financeiro.

Referências

- ABNT (1997). NBR 5416: Aplicação de cargas em transformadores de potência - Procedimento.
- ANEEL (2015). *Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST): Módulo 7*, Brasília.
- ANEEL (2018). *Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST): Módulo 8*, Brasília.
- Borkowska, B. (1974). Probabilistic load flow, *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems* (3): 752–759.
- Chen, Y. et al. (2018). Bringing probabilistic analysis capability from planning to operation, *Control Engineering Practice* **71**: 18–25.
- Conti, S. and Raiti, S. (2007). Probabilistic load flow using monte carlo techniques for distribution networks with photovoltaic generators, *Solar Energy* **81**(12): 1473–1481.
- Gupta, A. R. and Kumar, A. (2017). Comparison of deterministic and probabilistic radial distribution systems load flow, *Journal of The Institution of Engineers (India): Series B* **98**(6): 547–556.
- Hong, T. and Fan, S. (2016). Probabilistic electric load forecasting: A tutorial review, *International Journal of Forecasting* **32**(3): 914–938.
- Jardini, J. A. et al. (2000). Daily load profiles for residential, commercial and industrial low voltage consumers, *IEEE Transactions on Power Delivery* **15**(1): 375–380.
- Kabir, M., Mishra, Y. and Bansal, R. (2016). Probabilistic load flow for distribution systems with uncertain pv generation, *Applied Energy* **163**: 343–351.
- Kersting, W. H. (2001). Radial distribution test feeders, *Power Engineering Society Winter Meeting, 2001. IEEE*, Vol. 2, IEEE, pp. 908–912.
- Law, A. M. and Kelton, W. D. (2000). *Simulation Modeling and Analysis*, 3 edn, New York.
- Mohammadi, M., Shayegani, A. and Adaminejad, H. (2013). A new approach of point estimate method for probabilistic load flow, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* **51**: 54–60.
- Montgomery, D. C. and Runger, G. C. (2007). *Applied Statistics and Probability for Engineers*, 4 edn, Hoboken, New Jersey.
- Papaefthymiou, G. (2007). *Integration of Stochastic Generation in Power Systems*, PhD thesis, Delft University of Technology, Delft, The Netherlands.
- Pareja, L. A. G. (2009). *Fluxo de potência em redes de distribuição de energia elétrica considerando incertezas*, PhD thesis, PPGEE UNESP, Ilha Solteira, SP.
- Rodrigues, P. M. L. M. R. (2008). *Probabilistic load flow considering distributed renewable generation*, Master's thesis, Universidade Técnica de Lisboa, Lisboa.
- Samet, H. and Khorshidsavar, M. (2018). Analytic time series load flow, *Renewable and Sustainable Energy Reviews* **82**: 3886–3899.
- Xu, X. and Yan, Z. (2017). Probabilistic load flow calculation with quasi-monte carlo and multiple linear regression, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* **88**: 1–12.

Tabela 2: Índices de violação de tensão para cenários de carga determinísticos e probabilístico.

Barra	Determinístico		Probabilístico	
	Δ_c [%]	Δ_p [%]	<i>DRC</i> [%]	<i>DRP</i> [%]
670	0	0	0,0525	0,0017
671	0	0	0,5642	0,2667
645	0	0	0,0008	0
646	0	0	0,0025	0
692	0	0	0,5658	0,2692
675	0	0	0,6775	0,3708
611	0	0	0,6683	0,4358
652	0	0	0,1742	0,0183
634	0	0	0,2692	0,0442

mento. Tendo sido o sistema de 13 barras o primeiro simulado com o método proposto, várias etapas de acesso à memória para leitura e gravação, bem como rotinas intermediárias de conferência foram criadas. Assim, o processamento durou em média 16h para um computador com sistema operacional Windows 7 Ultimate de 64 bits, 6 GB de memória RAM e processador Intel Core i7-2630QM de 2,00 GHz.

5 Conclusões

À medida que reduz o nível de tensão das redes de distribuição de energia elétrica, observa-se o aumento na variância da demanda agregada das cargas, tornando a tradicional análise determinística do desempenho de sistemas elétricos, insuficiente para avaliar os indicadores de operação da rede. Desse modo, o presente artigo demonstrou que a avaliação probabilística da operação torna-se vantajosa ao fornecer mais informações do que a análise determinística tradicional.

A inclusão de incertezas na modelagem das cargas, a geração de amostras correlacionadas e a avaliação estatística de indicadores de perdas ativas e tensões, por meio de critérios de convergência do método estocástico, aprofundaram os resultados médios em estimativas intervalares de confiança. Ao avaliar a probabilidade da tensão em regime permanente exceder os limites normativos regentes, é possível definir estratégias mais assertivas para a minimização de custos de compensação financeira, decorrentes da transgressão dos limites de tensão de atendimento, otimizando os recursos de operação e/ou expansão do sistema.

Cabe salientar que o método pode ser aplicado na análise de outros indicadores, como por exemplo a perda de vida útil por sobreaquecimento em transformadores de distribuição.

Por fim, a avaliação de incertezas pode incluir outras fontes estocásticas como as provenientes de geração intermitente (solar fotovoltaica e eólica) e, assim, avaliar com maior fidelidade o impacto da geração distribuída. A possibilidade de correlacionar a produção das diversas fontes semelhantes, torna-se um grande atrativo da abordagem proposta neste trabalho.