

Avaliação do Risco na Precificação do Serviço de Distribuição de Energia Elétrica

Rodrigo D. Guarizi.* João Bosco A. London, Jr.** Roberto C. Lotero.***

*Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo - USP, São Carlos, SP, Brazil (e-mail: rodrigodg@usp.br)

*Universidade Federal da Integração Latino Americana - UNILA, Foz do Iguaçu, PR, Brazil.

**Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, SP, Brazil (TEL: +55(16)3373-9321; e-mail: jbalj@usp.br).

***Universidade Estadual do Oeste do Paraná, Foz do Iguaçu - UNIOESTE, PR, Brazil (TEL: +55(45)357-67147; e-mail: roberto.lotero@gmail.com)

Abstract: Distribution Network (DN) cost allocation has been the subject of constant research since the emergence of the world's first electricity markets. The adequate remuneration of the companies that provide such service is a matter of interest to concessionaires and regulators. In this context, the increase in power injection of Distributed Energy Resources (DERs) has brought several challenges. Among them, we highlight the cost recovery to provide the electricity distribution service due to the increased level of uncertainties that DERs bring to DNs. This paper presents a method for risk assessment in cost allocation of DNs using: a probabilistic cost allocation method via Nodal Prices; Monte Carlo simulation; and the Value at Risk. Simulation results have demonstrated the necessity to insert uncertainties in the pricing models of distribution use-of-system charges.

Resumo: O problema da precificação do serviço de redes de distribuição é alvo de constante investigação desde o surgimento dos primeiros mercados de energia elétrica no mundo. A remuneração adequada das empresas que prestam tal serviço é assunto de interesse de concessionárias e órgãos reguladores. Nesse contexto, o surgimento dos Recursos Energéticos Distribuídos (REDs) trouxe diversos desafios. Dentre eles, destaca-se a recuperação dos custos necessários ao provimento do serviço de distribuição de energia elétrica, isto em razão do aumento do nível de incerteza que os REDs trazem aos Sistemas de Distribuição (SDs). Dessa forma, este trabalho apresenta um método para avaliação do risco na precificação de SDs utilizando: um método probabilístico de alocação de custos via Preços Nodais (PNs); simulação de Monte Carlo; e a métrica do Valor em Risco (VaR). Os resultados alcançados demonstram a necessidade de se inserirem incertezas nos modelos de precificação do serviço de distribuição de energia elétrica.

Keywords: Risk Assessment, distribution pricing, cost allocation, nodal prices, distribution use-of-system charges, Value-at-Risk.

Palavras-chaves: Avaliação do Risco, precificação do serviço de distribuição, alocação de custo, preços nodais, tarifa de uso do sistema de distribuição, Valor em Risco.

1. INTRODUÇÃO

A evolução tecnológica e a abertura do mercado de energia elétrica possibilitaram o aumento significativo dos Recursos Energéticos Distribuídos (REDs) nas redes de distribuição. Tais recursos inserem incertezas nos Sistemas de Distribuição (SDs), como por exemplo, possibilidade de fluxo de potência bidirecional, aumento e flutuação da tensão, aumento do nível de faltas, problemas com a confiabilidade e estabilidade do sistema, incerteza quanto ao nível de geração e demanda devido, respectivamente, à característica intermitente da maioria dos REDs e à presença de sistemas de armazenamento e veículos elétricos no sistema (Ehsan and Yang, 2019; Verma et al., 2018). Além disso, acordos inovadores de compra e venda de energia e dispositivos inteligentes para o gerenciamento ativo da operação dos SDs também têm sido empregados no sentido de aliviar o carregamento da rede e postergar investimentos (Yang et al., 2018). Dessa maneira, a precificação do uso dos

SDs deve ser reavaliado para considerar o risco devido às incertezas inseridas pelos REDs (Abdelmotteleb et al., 2018).

O processo de precificação do serviço de distribuição de energia elétrica busca estabelecer as tarifas de uso do sistema de forma que permita a recuperação dos custos envolvidos na prestação do serviço, tanto no curto quanto no longo prazo, contribuindo para o equilíbrio econômico-financeiro das empresas. No entanto, os modelos tradicionais de precificação são determinísticos, não levando em conta as incertezas que permeiam o SD, principalmente aquelas que têm surgido com a maior penetração dos REDs. Assim, as empresas não têm como avaliar o risco envolvido com a prestação do correspondente serviço de distribuição. Portanto, além de alocar adequadamente os custos aos usuários na medida em que utilizam o sistema, o método de precificação deve incorporar as incertezas associadas às variáveis que fazem parte do processo. Isto para quantificar o risco envolvido possibilitando a tomada de decisão melhor

fundamentada por parte das empresas na recuperação dos custos totais (Picciariello et al., 2015).

Na literatura podem ser encontrados diversos estudos que abordam o problema da precificação do uso das redes de distribuição. A maioria dos métodos derivam daqueles propostos para a precificação do uso dos sistemas de transmissão e podem ser divididos em: métodos de custos médios (Lima et al., 2009; Shirmohammadi et al., 1996), métodos marginais ou incrementais de curto (Bai et al., 2017; Yikui Liu et al., 2016) e de longo prazo (Gu and Li, 2011a; Li and Tolley, 2007). Dentre os métodos de custos médios destacam-se o Selo Postal (Shirmohammadi et al., 1996) e o MW-milha e suas variantes (Marangon Lima, 1996; Orfanos et al., 2011). Isto em função da simplicidade de implementação e por fornecer tarifas estáveis. Por outro lado, tais métodos fornecem uma fraca sinalização locacional, levando ao problema de subsídios cruzados por alocar os custos de forma igual para todos os agentes do sistema, independentemente do tamanho e da localização (Pérez-Arriaga, 2013).

Os métodos marginais/incrementais de curto prazo resultam da solução do problema de planejamento da operação de Sistemas Elétricos de Potência (SEP), visando minimizar o custo operativo da rede e maximizar o benefício social dos consumidores. Os dois principais problemas desses métodos são a volatilidade das tarifas e o fato de a receita total obtida não permitir a recuperação dos custos com investimentos no sistema. Já os métodos marginais/incrementais de longo prazo, procuram refletir a variação do custo de expansão da rede necessário para atender a um aumento marginal (Lima et al., 2009) ou incremental (Gu and Li, 2011b; Li and Tolley, 2007) na capacidade de geração ou demanda em cada nó do sistema. A grande vantagem desses métodos está na sinalização locacional. No entanto, muito embora o conceito de custo de expansão seja de fácil compreensão, dependendo do porte do problema de planejamento, o método revela-se complexo, além de não permitir a recuperação dos custos totais incorridos pelas empresas que prestam o serviço de transporte (Abdelmotteleb et al., 2018).

Existem métodos que buscam contornar os problemas de volatilidade, falta de sinalização locacional, presença de subsídios cruzados e não recuperação dos custos das empresas por meio da combinação de duas ou mais técnicas de alocação de custos (Abdelmotteleb et al., 2017). Outros trabalhos mostram a necessidade de incluir as incertezas no processo de precificação dos SDs (Fang et al., 2019; Yang et al., 2018). No entanto, a avaliação do risco na precificação dos SDs devido às incertezas ainda é um campo a ser explorado (Abdelmotteleb et al., 2018).

O objetivo deste trabalho é apresentar um método que permita avaliar o risco, enfrentado por uma distribuidora, em função das incertezas nas variáveis envolvidas na precificação do uso das redes de distribuição. Para tal, propõe-se a utilização de um modelo probabilístico de alocação de custos em SDs, empregando a simulação de Monte Carlo e a métrica Valor em Risco (VaR). Para determinar a receita da distribuidora é utilizado um modelo determinístico de alocação de custos via Preços Nodais (PNs), baseado em (Guarizi and Lotero, 2014). Assim sendo, o presente trabalho é uma extensão do anterior, o qual foi adaptado para levar em conta as variáveis aleatórias

(VAs) envolvidas no problema. A simulação de Monte Carlo foi escolhida porque permite obter um conjunto de resultados utilizando as VAs para, posteriormente, obter a curva de distribuição de probabilidade dos mesmos. Utilizar-se-á o método VaR em razão de ser uma ferramenta bastante difundida e aceita em problemas envolvendo SEP, além de ser aplicável de forma direta numa curva de distribuição de probabilidade (Neto et al., 2018; Valenzuela et al., 2018).

O restante deste texto encontra-se organizado da seguinte forma: a seção 2 apresenta o método proposto para estimar a receita e o risco de uma distribuidora, na qual, primeiro é apresentado o método PN, e em seguida, uma forma sistemática para obtenção dos resultados e do risco; na seção 3 encontram-se os resultados e as discussões da aplicação do modelo proposto; por fim, a seção 4 expõe as considerações finais.

2. MÉTODO PARA ESTIMAR A RECEITA E O RISCO DE UMA DISTRIBUIDORA

O método proposto baseia-se em um modelo determinístico, para alocação dos custos em SDs e obtenção de receita, no qual são inseridas incertezas para, em seguida, realizar a estimação da receita e do risco de uma distribuidora através de um modelo probabilístico.

O modelo determinístico utilizado é o de PNs, que será apresentado na próxima subseção. O modelo matemático probabilístico empregado consiste na aplicação do método *Hertz* (Galesne et al., 1999), conforme apresentado na subseção 2.2, ao modelo determinístico que será apresentado a seguir.

2.1 Preços Nodais

O modelo de PNs utilizado para alocação do custo total é constituído por duas parcelas (Guarizi, 2014): *Parcela I* - obtida pelo método de custos médios, conhecido como MW-Milha; e *Parcela II* - obtida pelo método do Custo Incremental de Longo Prazo - CILP. Importa destacar que para determinar os PNs utilizando duas parcelas, este trabalho baseia-se no estudo desenvolvido em (Mancera and Monroy, 2011). No entanto, para determinar a *Parcela II* é utilizado o método CILP desenvolvido em (Li and Tolley, 2007). Sendo assim, a expressão geral do modelo, para uma rede operando de forma radial, é apresentada em (1).

$$PN_i = MWMilha_i + CILP_i = \sum_{j \in z_i} \frac{CAE_j}{f_j} + \frac{\sum_{j \in z_i} \Delta CI_j}{\Delta P_i} \quad (1)$$

$$i = 1, 2, \dots, n$$

Onde n é o número total de nós do sistema; PN_i é o Preço Nodal do nó i ; $MWMilha_i$ é a *Parcela I* do nó i ; $CILP_i$ é a *Parcela II* do nó i ; j é o circuito ou ramo situado entre dois nós; z_i é o conjunto dos circuitos à montante do nó i até o ponto de suprimento (subestação); CAE_j é o Custo Anual Equivalente do ramo j ; f_j é o carregamento do elemento j ; ΔCI_j é o incremento no custo do ramo j ; ΔP_i é a injeção incremental de potência no nó i .

A *Parcela I* atribui um encargo à capacidade utilizada dos elementos da rede através da razão entre o Custo Anual Equivalente (CAE) e a capacidade utilizada dos elementos da rede f_j resultante da solução do fluxo de potência do sistema. Neste

trabalho, o carregamento dos elementos da rede é determinado através do método de varredura direta/inversa por soma de correntes considerando o modelo de carga de potência constante, o qual apresenta robustez, simplicidade de implementação, não exige a fatoração de matrizes, considera a característica radial e a alta relação R/X dos sistemas de distribuição (Shirmohammadi and Hong, 1989). O CAE representa o custo total anualizado dos ativos do Sistema, onde o primeiro termo em (2) é o Fator de Anualização, que leva em conta o tempo de vida útil m do ativo e a taxa de desconto d sobre o capital investido, considerada adequada para investimentos em sistemas de distribuição (Li and Tolley, 2007). Já o segundo termo em (2) representa o Custo Total CT_j de cada ativo do sistema de distribuição.

$$CAE_j = FA \times CT_j = \frac{(1+d)^m \cdot d}{(1+d)^{m-1}} \times CT_j \quad (2)$$

A *Parcela II* atribui um encargo à capacidade ociosa da rede. Basicamente o método CILP define um custo incremental nodal resultante da adição de uma unidade de demanda nos nós da rede. Inicialmente é necessário estimar o tempo, em anos, para que um elemento da rede esteja operando na sua capacidade máxima f_j^{max} por meio de (3).

$$f_j^{max} = f_j(1+r)^{n_j} \quad (3)$$

onde, f_j é o carregamento do elemento j obtido via solução do fluxo de carga pelo método de varredura direta e inversa, r a taxa de crescimento da demanda do sistema e n_j é o horizonte de tempo para o elemento j alcançar f_j^{max} . Isolando n_j , obtém-se (4).

$$n_j = \frac{\log(f_j^{max}) - \log(f_j)}{\log(1+r)} \quad (4)$$

Assim, o reforço ocorrerá em n_j anos, quando o carregamento atingir a capacidade máxima f_j^{max} . Então, realiza-se um investimento para ampliar a capacidade do ativo j , o qual deve ser descontado ao seu valor presente, dada uma taxa de desconto do capital investido d . Então, o Valor Presente (VP) do investimento que ocorrerá em n_j anos é obtido por meio de (5).

$$VP_j = \frac{CT_j}{(1+d)^{n_j}} \quad (5)$$

Em seguida, escolhe-se um nó da rede (radial) e incrementa-se uma unidade de demanda ΔP_i , provocando uma variação no carregamento Δf_j do conjunto z_i de elementos (ramos) a montante do nó i . A seguir, determina-se o novo horizonte de tempo para que os ramos a montante de i alcancem a capacidade máxima por meio de (6).

$$n_j^{novo} = \frac{\log(f_j^{max}) - \log(f_j + \Delta f_j)}{\log(1+r)} \quad (6)$$

Neste trabalho as análises se estendem somente ao incremento de demanda, podendo ser realizadas análises envolvendo o decréscimo da mesma.

Então é calculado o novo valor presente do investimento através de (7). O CT_j^{novo} representa o custo total de um novo investimento que amplia a capacidade do elemento j .

$$VP_j^{novo} = \frac{CT_j^{novo}}{(1+d)^{n_j^{novo}}} \quad (7)$$

Portanto, pode ser obtida a variação do valor presente no ramo j , causada pela injeção ΔP_i , através de (8).

$$\Delta VP_j = VP_j^{novo} - VP_j \quad (8)$$

Resulta disto o valor presente do incremento de custo associado à antecipação do investimento. Com a redução da capacidade ociosa dos elementos provocada por ΔP_i , o horizonte de tempo n_j^{novo} é menor do que n_j . Assim, o valor presente VP_j^{novo} resultará em um valor maior do que VP_j . Em seguida, ΔVP_j pode ser anualizado por meio de (9).

$$\Delta CI_j = \Delta VP_j \times \frac{(1+d)^m \cdot d}{(1+d)^{m-1}} \quad (9)$$

Por fim o CILP é calculado para o nó i escolhido utilizando o segundo termo de (1). O processo se repete até que seja calculado o custo incremental de cada nó do sistema.

Após obtidos todos os PNs, é possível determinar a receita nodal por meio do produto entre o PN_i e a demanda no nó i (10). Por conseguinte, a receita total que pode ser arrecadada pela distribuidora resulta da soma de todas as receitas nodais (11).

$$RN_i = D_i \times PN_i \quad (10)$$

$$R_{total} = \sum_i^n RN_i \quad (11)$$

$$i = 1, 2, \dots, n$$

2.2 Simulação de Monte Carlo e determinação do VaR

Uma forma sistemática de obter a distribuição de probabilidade dos resultados por meio de simulação computacional é o método empírico de *Hertz* (Galesne et al., 1999). É possível levar em consideração tantas combinações de VAs quantas forem necessárias para conhecer de forma precisa a distribuição de probabilidade dos resultados. O método é dividido em três etapas, conforme pode ser visualizado na Fig. 1.

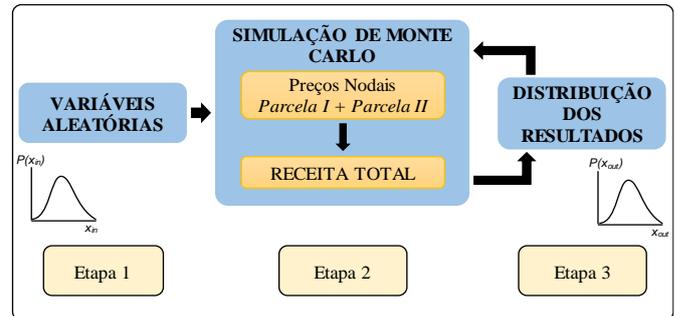


Fig. 1 Método probabilístico

Etapa 1: Estimativa da distribuição de probabilidade subjetiva associada a cada uma das variáveis aleatórias utilizadas no cálculo do PN. No método proposto, a demanda nos nós da rede, a taxa de desconto do capital investido “ d ” e a taxa de crescimento da demanda “ r ” são consideradas como VAs com distribuição de probabilidade normal. Considerando os valores máximos e mínimos conhecidos dessas variáveis é possível determinar a média e o desvio padrão de cada uma delas utilizando as características estatísticas da curva de distribuição normal padrão. Foi adotada esta estratégia porque não se tem um conhecimento prévio das curvas de distribuição de probabilidades reais das variáveis citadas anteriormente.

Etapa 2: Esta etapa consiste em utilizar a simulação de Monte Carlo para determinar um conjunto de N cenários para obtenção de N receitas. A partir do conjunto das N receitas, é possível construir a curva de distribuição de probabilidade das mesmas. Cada cenário é formado por meio de um sorteio dos possíveis valores das VAs baseado no conjunto dos possíveis valores correspondentes às probabilidades subjetivas que lhe tenham sido atribuídas nas distribuições de base. Vale ressaltar que as VAs não são correlacionadas e o sorteio é realizado individualmente. Então, as receitas são obtidas utilizando os cenários sorteados.

Etapa 3: Essa etapa consiste na repetição do processo de obtenção dos resultados até que se tenha uma ideia precisa da distribuição de probabilidade da receita. A quantidade N de receitas deve ser suficiente para que os resultados obtidos cubram um conjunto de resultados possíveis. De modo geral, um critério a ser adotado é calcular e comparar as propriedades estatísticas das curvas de distribuição de probabilidade obtidas em sucessivas simulações até uma determinada estabilização dos valores da média e desvio padrão. Dessa forma, sorteiam-se N_1 cenários iniciais, calculam-se as receitas e obtém-se a média μ_1 e o desvio padrão σ_1 . Em seguida, preservando as informações de N_1 , obtém-se um conjunto N_2 de resultados ($N_2 = N_1 + k$, onde k é um número fixo de cenários a serem adicionados no conjunto, por exemplo) que permite obter μ_2 e σ_2 . A regra de parada é atendida se o módulo do erro entre sucessivos valores de μ e σ forem menores que um e preestabelecido, de acordo com (12).

$$\left| \frac{\mu_2 - \mu_1}{\mu_2} \right| \& \left| \frac{\sigma_2 - \sigma_1}{\sigma_2} \right| < e \quad (12)$$

Após a obtenção da curva de distribuição de probabilidade da receita, é possível aplicar o VaR para determinar o pior resultado esperado considerando um nível de confiança pré-determinado (Choudhry, 2006; Jorion, 2007). Para ilustrar de forma gráfica, a Fig. 2 mostra a curva da receita total anual como uma distribuição de probabilidade contínua.

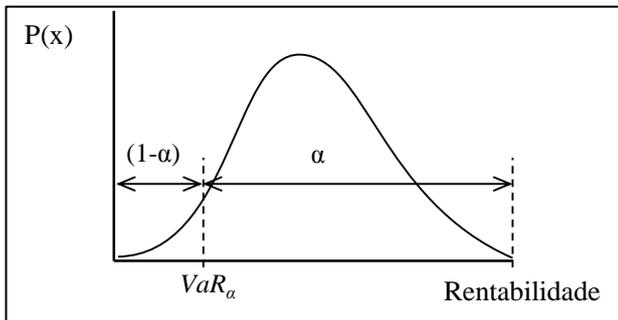


Fig. 2 Valor em Risco

Nesse caso, α representa o nível de confiança e o VaR_α a menor (pior) receita total anual tal que sua probabilidade de ocorrência seja menor ou igual ao nível de confiança (α) definido pelo investidor (ou distribuidora). Os piores cenários ocorrem com uma probabilidade de $(1-\alpha)$ e os melhores cenários ocorrem com uma probabilidade de (α) .

3. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Para validar o método proposto foi utilizado um equivalente monofásico do sistema teste IEEE 13 nós (Kersting, 2001),

cujas topologia é apresentada na Fig. 3. Em relação ao sistema original, não foram considerados o regulador de tensão, os bancos de capacitores e as cargas distribuídas no ramo 1-5 foram concentradas no nó fictício 2. O nó 0 (zero) representa a subestação do sistema que alimenta uma demanda total de 1444,67 kW e 1002,67 kVAr. A tensão base do sistema é 4,16 kV e a vida útil de todos os elementos da rede é 40 anos. Na presente análise, foi considerado um custo total de \$1.200.00,00 a ser recuperado ao longo dos 40 anos de vida útil dos ativos, cuja receita anual esperada pelo investidor é de \$151.002,27. Ressalta-se que o custo total inclui os custos fixos, variáveis e a remuneração do investimento nos ativos da empresa.

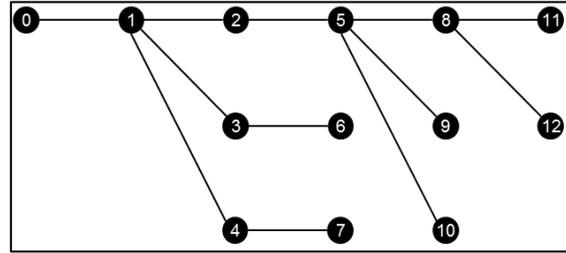


Fig. 3 Topologia do sistema teste IEEE 13 nós

Conforme já mencionado, neste trabalho foram consideradas como VAs a demanda em cada nó da rede, a taxa de desconto “ d ” e a taxa de crescimento da demanda “ r ”. No caso da demanda, considerou-se uma variação de 20% para mais ou para menos dos dados de carga fornecidos pelo sistema teste. As curvas de distribuição de probabilidade para as três VAs foram consideradas normais. Sendo assim, utilizando os valores máximos e mínimos, determinou-se a média μ , e o desvio padrão σ das VAs, conforme mostrado na Tabela 1 para d e r .

Tabela 1. Características das Variáveis Aleatórias

Variável aleatória	Valor Mínimo	Valor Máximo	Média μ	Desvio padrão σ
d	4,0%	10,0%	7,0%	1,0%
r	0,5%	2,0%	1,25%	0,25%

Neste trabalho, as VAs foram consideradas independentes e não correlacionadas. Então, foi realizada a simulação de Monte Carlo para obter um conjunto N_1 inicial de 1.000 resultados, ou seja, receitas. Em seguida, calculou-se a média μ_1 e o desvio padrão σ_1 . À simulação anterior, foram adicionados mais 100 resultados, formando o conjunto N_2 com 1.100 cenários, conforme descrito na Etapa 3. Utilizando N_2 , obteve-se μ_2 e σ_2 . Considerando um e de 0,1% em (12) e (13), verificou-se a estabilização da distribuição de probabilidade da receita no décimo sétimo acréscimo de cenários, totalizando 2600 cenários.

A Tabela 2 mostra os resultados obtidos com a simulação Monte Carlo. Na primeira e na segunda colunas pode ser visto o número de acréscimos e a quantidade de cenários da simulação. Na terceira e na quarta coluna, respectivamente, está a média e o desvio padrão do conjunto de resultados. Por fim, na quinta e na sexta coluna, respectivamente, são mostrados os erros da média e do desvio padrão.

Tabela 2. Resultado do modelo probabilístico

<i>n</i> ^o	<i>N</i>	μ	σ	<i>Erro</i> μ	<i>Erro</i> σ
1	1000	\$159.086,68	\$32.692,32	---	---
2	1100	\$159.247,95	\$32.396,42	0,001014	0,009051
3	1200	\$159.297,74	\$32.055,07	0,000313	0,010537
4	1300	\$159.323,50	\$32.145,96	0,000162	0,002835
5	1400	\$159.111,57	\$31.924,41	0,001330	0,006892
6	1500	\$159.228,86	\$32.154,09	0,000737	0,007194
7	1600	\$159.315,04	\$32.394,56	0,000541	0,007479
8	1700	\$159.308,19	\$32.186,31	0,000043	0,006429
9	1800	\$159.195,00	\$32.390,02	0,000710	0,006329
10	1900	\$159.043,84	\$32.295,67	0,000950	0,002913
11	2000	\$158.736,81	\$32.267,56	0,001931	0,000870
12	2100	\$158.818,51	\$32.223,73	0,000515	0,001358
13	2200	\$158.765,38	\$32.009,90	0,000335	0,006636
14	2300	\$158.598,85	\$31.765,86	0,001049	0,007624
15	2400	\$158.653,24	\$31.950,15	0,000343	0,005801
16	2500	\$158.687,65	\$32.038,99	0,000217	0,002781
17	2600	\$158.739,76	\$32.051,86	0,000328	0,000402

A Fig. 4 apresenta a distribuição da receita obtida com o modelo de precificação, o eixo vertical à esquerda mostra a frequência de ocorrência e o eixo vertical à direita mostra a probabilidade cumulativa dos resultados. Pode ser observado que os resultados ocorrem com maior frequência no intervalo entre \$142.875,60 e \$150.677,92. Nota-se que a receita anual esperada pelo investidor (\$151.002,27) está acima do intervalo com maior frequência de ocorrência. Além disso, 44,81% dos resultados obtidos apresentaram um valor menor que \$150.677,92.

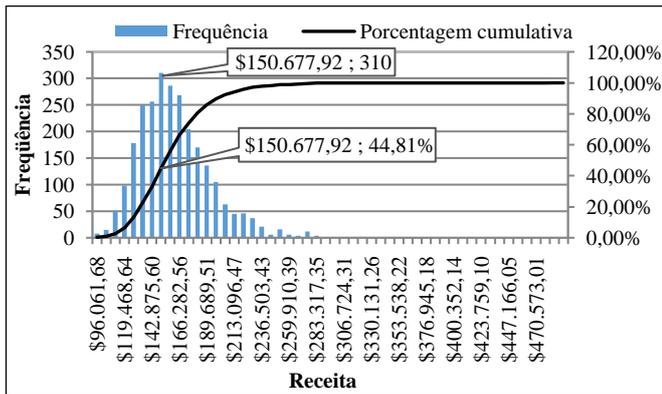


Fig. 4. Frequência e probabilidade cumulativa das receitas

Na Fig. 5 observa-se a distribuição de probabilidade dos resultados, cuja média μ é \$158.739,76 e o desvio padrão σ é \$32.051,86. Dentre os resultados obtidos, o menor valor foi \$88.259,36 e o maior foi \$ 486.177,65. Considerando um nível de confiança de 95% foi obtido um VaR de \$106.019,14, ou seja, para esse nível de confiança o pior resultado possível é de \$106.019,14. Sendo assim, garante-se que em 95% dos cenários simulados a receita será superior ao VaR e em 5% será inferior. Nota-se também que, conforme destacado na figura, o VaR está abaixo da receita esperada (*Re*) pelo investidor. A probabilidade de obter uma receita inferior à esperada é de 40,46% e a probabilidade de obter uma receita entre o VaR e a esperada ($P(\text{VaR} < X < Re)$) é de 35,46%.

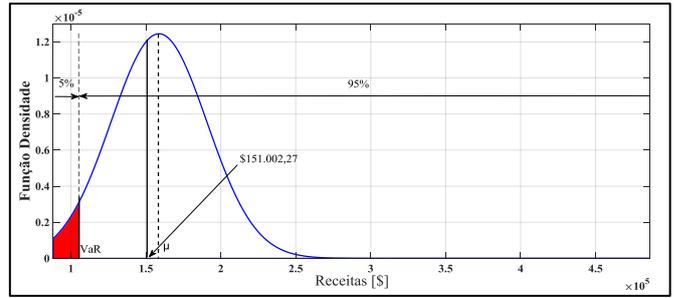


Fig. 5. Distribuição de Probabilidade da Receita e Valor em Risco

As empresas de distribuição de energia elétrica têm um perfil de aversão ao risco, pois são empresas de capital intensivo, economia de escala e estão sob forte regulação. Além disso, possuem uma receita mínima requerida e uma máxima permitida pelo regulador. Nesse caso, o presente estudo pode ser utilizado para conhecer quais são os resultados aceitáveis e qual a probabilidade de ocorrência associada aos mesmos. Para uma empresa, os resultados aceitáveis são aqueles que estão abaixo de um valor esperado e acima de um outro determinado valor. Neste estudo são, respectivamente, representados pela *Re* e o VaR. Por isso a ideia de utilizar o VaR como uma medida de risco do pior resultado possível dentro de um intervalo de confiança pré-estabelecido.

Com base na análise da Fig. 5, nota-se também a existência da probabilidade de ocorrer resultados não desejados, ou seja, os resultados abaixo do VaR. No mundo dos negócios, a vantagem principal de se realizar este tipo de estudo é poder conhecer as causas dos resultados não desejados e de alguma forma atuar sobre as mesmas a fim de mantê-los dentro do aceitável. Neste estudo, as causas dos resultados não desejados estão relacionadas com cenários desfavoráveis baseado nas VAs consideradas. Do ponto de vista da distribuidora, uma forma de mitigar o risco diante de cenários desfavoráveis seria ajustar a tarifa de uso do sistema. Ademais, para obtenção de resultados ainda mais representativos com a realidade, deve-se considerar alguns aspectos, como por exemplo, conhecer melhor as características das VAs por meio de dados históricos, considerar outras VAs, inserir medidas de correlação entre VAs, testar outro método de alocação de custos, utilizar outra métrica de risco, dentre outros.

6. CONCLUSÕES

Este trabalho apresenta um método de avaliação do risco na precificação do serviço de distribuição de energia elétrica. Foi utilizado um método probabilístico de alocação de custos via Preços Nodais, a simulação de Monte Carlo e a aplicação da métrica de risco do Valor em Risco. Os modelos tradicionais de precificação são determinísticos, não levando em conta as incertezas que permeiam o SD, principalmente aquelas que têm surgido com a maior penetração dos REDs. Dessa forma, o método proposto permite avaliar o risco de uma distribuidora obter resultados não desejados devido às incertezas trazidas pelos REDs.

Os resultados alcançados demonstram a importância de se investigar e avaliar o risco na precificação do serviço de distri-

buição de energia elétrica. Nota-se que mesmo utilizando curvas de distribuição de probabilidade subjetiva das variáveis aleatórias é possível avaliar o risco de obtenção dos resultados não desejados. Nesse sentido, o método de avaliação de risco desenvolvido pode ser empregado tanto por uma distribuidora quanto um órgão regulador para avaliar o risco utilizando outros métodos de alocação de custos. Como por exemplo, avaliar o risco de uma distribuidora brasileira utilizando o método de alocação de custos adotado pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL). Tendo em vista que esses agentes possuem conhecimento do mercado em que atuam e das diversas variáveis envolvidas, há grande potencial de alcançar resultados mais precisos. Vale ressaltar também que a alocação de custos nos SDs visa atender determinados princípios socioeconômicos que são conflitantes entre si. Por exemplo, a simplicidade do método e causalidade dos custos dificilmente serão alcançadas ao mesmo tempo, pois quanto maior a quantidade de dados, aspectos técnicos da rede ou variáveis a serem incluídos no modelo, maior a complexidade para solucionar o problema.

AGRADECIMENTOS

À Universidade Federal da Integração Latino Americana por viabilizar a realização do doutorado, à Fundação Parque Tecnológico Itaipu pelo apoio financeiro na participação do evento, à agência de fomento CNPq (processo nº 308297/2018-0).

REFERÊNCIAS

- Abdelmotteleb, I., Gómez, T., Chaves Ávila, J.P., Reneses, J., 2018. Designing efficient distribution network charges in the context of active customers. *Appl. Energy* 210, 815–826.
- Abdelmotteleb, I., Gómez, T., Reneses, J., 2017. Evaluation Methodology for Tariff Design under Escalating Penetrations of Distributed Energy Resources. *Energies* 10, 778.
- Bai, L., Wang, J., Wang, C., Chen, C., Li, F.F., 2017. Distribution Locational Marginal Pricing (DLMP) for Congestion Management and Voltage Support. *IEEE Trans. Power Syst.* 8950, 1–1.
- Choudhry, M., 2006. *An Introduction to Value-at-Risk*, 4th ed. John Wiley & Sons Ltd, New York.
- Ehsan, A., Yang, Q., 2019. State-of-the-art techniques for modelling of uncertainties in active distribution network planning: A review. *Appl. Energy* 239, 1509–1523.
- Fang, X., Hodge, B.M., Du, E., Kang, C., Li, F., 2019. Introducing uncertainty components in locational marginal prices for pricing wind power and load uncertainties. *IEEE Trans. Power Syst.* 34, 2013–2024.
- Galesne, A., Fensterseifer, J.E., Lamb, R., 1999. *Decisões de investimentos da empresa*, 1st ed. Atlas, São Paulo.
- Gu, C., Li, F., 2011a. Long-Run Marginal Cost Pricing Based on Analytical Method for Revenue Reconciliation. *IEEE Trans. Power Syst.* 26, 103–110.
- Gu, C., Li, F., 2011b. New development in distribution network pricing for revenue recovery in the Great Britain, in: 2011 IEEE PESGM, pp. 1–5.
- Guarizi, R.D., 2014. Preços nodais em sistemas de distribuição de energia elétrica para a inserção de recursos energéticos distribuídos. Universidade Estadual do Oeste do Paraná.
- Guarizi, R.D., Lotero, R.C., 2014. Sinalização Locacional em Sistemas de Distribuição via Preços Nodais, in: V Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos. Foz do Iguaçu.
- Jorion, P., 2007. *Value at Risk - The New Benchmark for Managing Financial Risk*, 3rd ed. McGraw-Hill, NY.
- Kersting, W.H., 2001. Radial distribution test feeders, in: 2001 IEEE Power Engineering Society Winter Meeting. Conference Proceedings, pp. 908–912.
- Li, F., Tolley, D.L., 2007. Long-Run Incremental Cost Pricing Based on Unused Capacity. *IEEE Trans. Power Syst.* 22, 1683–1689.
- Lima, D.A., Padilha-Feltrin, A., Contreras, J., 2009. An overview on network cost allocation methods. *Electr. Power Syst. Res.* 79, 750–758.
- Mancera, C.T., Monroy, A.C., 2011. Pricing of distribution networks with distributed generation: Application of nodal pricing, in: 2011 IEEE PES Conference on innovative smart grid technologies latin america (ISGT LA). pp. 1–7.
- Marangon Lima, J.W., 1996. Allocation of transmission fixed charges: an overview. *IEEE Trans. Power Syst.* 11, 1409–1418.
- Neto, D.P., Domingues, E.G., Calixto, W.P., Alves, A.J., 2018. Methodology of Investment Risk Analysis for Wind Power Plants in the Brazilian Free Market. *Electr. Power Components Syst.* 46, 316–330.
- Orfanos, G.A., Tziasiou, G.T., Georgilakis, P.S., Hatziargyriou, N.D., 2011. Evaluation of transmission pricing methodologies for pool based electricity markets, in: 2011 IEEE Trondheim PowerTech. IEEE, pp. 1–8.
- Pérez-Arriaga, I.J., 2013. *Regulation of the Power Sector*, Power Systems. Springer London, London.
- Picciariello, A., Reneses, J., Frias, P., Söder, L., 2015. Distributed generation and distribution pricing: Why do we need new tariff design methodologies? *Electr. Power Syst. Res.* 119, 370–376.
- Shirmohammadi, D., Filho, X.V., Gorenstin, B., Pereira, M.V.P., 1996. Some fundamental technical concepts about cost based transmission pricing. *IEEE Trans. Power Syst.* 11, 1002–1008.
- Shirmohammadi, D., Hong, H.W., 1989. Reconfiguration of electric distribution networks for resistive line losses reduction. *IEEE Trans. Power Deliv.* 4, 1492–1498.
- Valenzuela, P., Lima, D.A., Granville, S., 2018. A risk-constrained Energy Reallocation Mechanism for renewable sources with a Marginal Benefit approach. *Electr. Power Syst. Res.* 158, 297–305.
- Verma, P.P., Srinivasan, Di., Swarup, K.S., Mehta, R., 2018. A Review of Uncertainty Handling Techniques in Smart Grid. *Int. J. Uncertainty, Fuzziness Knowledge-Based Syst.* 26, 345–378.
- Yang, X., Yan, X., Shi, H., Gu, C., Li, F., 2018. Probabilistic Network Pricing Considering Demand Uncertainty in Distribution Systems, in: 2018 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM). IEEE, pp. 1–5.
- Yikui Liu, Jie Li, Lei Wu, Qingzhen Liu, 2016. Ex-post real-time distribution LMP based on state estimation, in: 2016 IEEE Power and Energy Society General Meeting (PESGM). IEEE, pp. 1–5.