



RIO

PUC

Dissertação de Mestrado

Aplicação de modelos de Valor em Risco nos retornos de preços a termo de energia elétrica no Brasil

Camila Feitosa Barros

Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro
Centro de Ciências Sociais
Departamento de Administração da PUC-RIO

Rio de Janeiro, 25 de Fevereiro de 2026



Pontifícia
Universidade
Católica do
Rio de Janeiro

Dissertação de Mestrado

Aplicação de modelos de Valor em Risco nos retornos de preços a termo de energia elétrica no Brasil

Camila Feitosa Barros

Orientação: Professor Marcelo Cabús Klötzle

Dissertação apresentada como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Administração pelo programa de Pós-Graduação em Administração, no Departamento de Administração da PUC-Rio

Rio de Janeiro, 25 de Fevereiro de 2026



Pontifícia
Universidade
Católica do
Rio de Janeiro

Aplicação de modelos de Valor em Risco nos retornos de preços a termo de energia elétrica no Brasil

Camila Feitosa Barros

**Dissertação apresentada como requisito parcial para a
obtenção do grau de Mestre em Administração Aprovada
pela Comissão examinadora abaixo:**

Professor Marcelo Cabús Klötzle

Departamento de Administração – PUC-Rio

Professor Carlos Bastian

Departamento de Administração – PUC-Rio

Professor Rodolfo Tomás Fonseca Nicolay

Universidade Católica de Petrópolis (UCP)

Rio de Janeiro, 25 de Fevereiro de 2026



Pontifícia
Universidade
Católica do
Rio de Janeiro

Todos os direitos reservados. A reprodução, total ou parcial, do trabalho é proibida sem autorização da universidade, da autora e do orientador.

Camila Feitosa Barros

Graduou-se em Mestre pelo Programa de Pós-graduação de Empresas do Departamento de Administração da PUC-Rio.

Ficha Catalográfica

Barros, Camila Feitosa

Aplicação de modelos de Valor em Risco nos retornos de preços a termo de energia elétrica no Brasil / Camila Feitosa Barros ; orientação: Marcelo Cabús Klötzle. – 2026.

60 f. : il. color. ; 30 cm

Dissertação (mestrado)–Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Administração, 2026.

Inclui bibliografia

1. Administração – Teses. 2. Valor em Risco (VaR). 3. Econometria. 4. Volatilidade. 5. Preço de energia elétrica. 6. Preço a termo. I. Klötzle, Marcelo Cabús. II. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Administração. III. Título.

CDD:658

Agradecimentos

À minha avó Nilse e avô Julinho, exemplos de perseverança e vida.

Agradeço a Deus por todas as oportunidades, bençãos e pessoas maravilhosas em minha vida.

Aos meus pais por toda educação, amor e carinho. À minha mãe, Bárbara, que não poupou e não poupa esforços para me apoiar todos os dias. Ao meu pai, Fábio, agradeço por se fazer presente apesar da distância.

À minha primeira chefe e líder, Flávia, por incentivar meu desenvolvimento acadêmico e ingresso no mestrado, além de todo apoio profissional.

Ao Prof. Marcelo pela orientação neste trabalho, aprendizados e disponibilidade em ajudar. Poder encontrar e aprender com professores assim torna a vida acadêmica muito proveitosa.

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

Resumo

Barros, Camila Feitosa; Klötzle, Marcelo Cabús. Aplicação de modelos de Valor em Risco nos retornos de preços a termo de energia elétrica no Brasil. Rio de Janeiro, 2026. 60 p. Dissertação de Mestrado – Departamento de Administração, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

No mercado de energia elétrica brasileiro, o preço não é apenas uma medida de oferta e demanda, sofrendo influência de diversos fatores, como variáveis climáticas, econômicas, transparência, expectativas e liquidez. Com a expansão do mercado livre de energia e diante da alta volatilidade dos preços, novos entrantes do mercado buscam o mercado a termo para ganhos especulativos, enquanto outros agentes buscam para gestão do risco do portfólio. Em ambas as estratégias, é importante a avaliação e aplicação de metodologias de valor em risco (VaR) para mensurar os riscos, precificar e avaliar retornos dos portfólios. Diante da não normalidade dos retornos dos preços a termo, diferentes perfis de curva por produto e diversidades de fatores envolvidos, torna-se um desafio encontrar o modelo efetivo para avaliação e projeção do risco neste mercado. A partir de testes de VaR paramétricos, não paramétricos e semi-paramétricos são encontradas limitações e vantagens no uso das diferentes metodologias para diferentes prazos.

Palavras-chave

Valor em Risco (VaR); Econometria; Volatilidade; Preço de energia elétrica; Preço a termo.

Abstract

Barros, Camila Feitosa; Klötzle, Marcelo Cabús (Advisor).
Application of Value at Risk models in forward electricity prices
returns in Brazil. Rio de Janeiro, 2026. 60 p. . Dissertação de Mestrado
– Departamento de Administração, Pontifícia Universidade Católica
do Rio de Janeiro.

In the Brazilian electricity market, the price is not just a measure of supply and demand, being influenced by several factors, such as climate and economic variables, transparency, agents' forecast and liquidity. Taking into account the expansion of the free energy market and the high price volatility, new market entrants seek the forward market for speculative gains, while other agents seek it for portfolio risk management. In both strategies, it is important to evaluate and apply value at risk (VaR) methodologies to measure risks, price and evaluate portfolio returns. Given the non-normality of forward price returns, different curve profiles by product, and the diversity of factors involved, finding an effective model for risk assessment and projection in this market becomes a challenge. Through parametric, non-parametric, and semi-parametric VaR tests, limitations and advantages in using different methodologies for different timeframes are identified.

Keywords

Value at Risk (VaR); Econometric; Volatility; Electricity price;
Forward price.

Sumário

1. Introdução	12
1.1 Objetivos da Pesquisa	14
1.2 Delimitação	15
1.3 Relevância	15
1.4 Estrutura	16
2. Referencial Teórico	17
2.1 O Sistema Elétrico Brasileiro	17
2.2 Valor em Risco (VaR)	20
2.3 Metodologias de <i>Backtesting</i>	31
3. Metodologia	33
3.1 Tipo de Pesquisa	33
3.2 Universo e Amostra	34
3.3 Tratamento dos Dados	34
3.4 Métodos Aplicados	35
3.5 Limitações do Método	36
4. Resultados	37
4.1 Análise das Distribuições	37
4.2 VaR Não-Paramétrico e Paramétrico dos Produtos	41
4.3 VaR Semi-Paramétrico dos Produtos	43
4.4 Simulação de Monte Carlo dos Produtos	45
4.5 VaR da Carteira	46
4.6 <i>Backtesting</i>	48

5. Considerações Finais	52
5.1 Conclusão	52
5.2 Indicações de Estudos Futuros	54
6. Referências Bibliográficas	56

Lista de Figuras

Figura 1: Dados de Volume de Energia Consumido e Transações no ACL	12
Figura 2: Dados dos Retornos de Médio e Longo Prazo	14
Figura 3: Demanda por Submercado	19
Figura 4: Contratos fechados em 2024 para os produtos anuais de 2025 e 2026 de energia convencional Sudeste/Centro-Oeste	20
Figura 5: Esquema da Metodologia	33
Figura 6: Distribuição de Retornos	37
Figura 7: Exemplificação de uma Distribuição Normal	38
Figura 8: Dispersão de Dados conforme quartil	40
Figura 9: Exemplificação de uma Distribuição Normal conforme quartil	41
Figura 9: Retornos da Carteira Simulada Homogênea	50

Lista de Tabelas

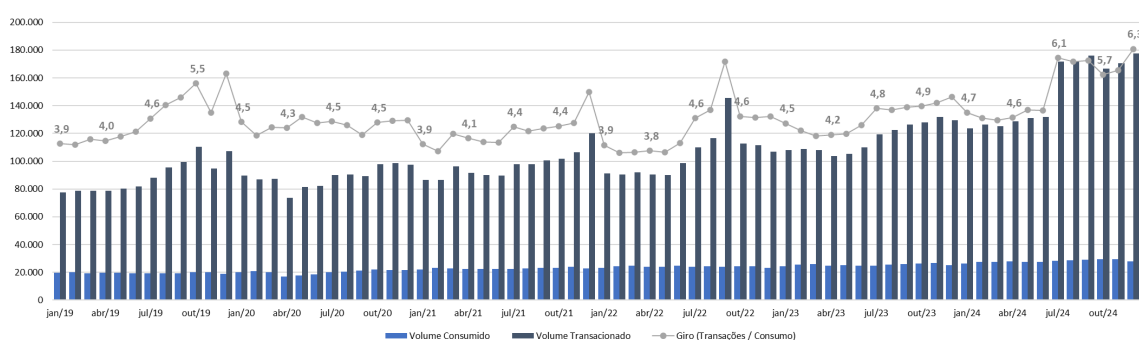
Tabela 1: Estatísticas Descritivas dos Retornos	39
Tabela 2: Resultados do VaR dos Produtos Não Paramétrico e Paramétrico	41
Tabela 3: Resultados do VaR dos Produtos HSAF	43
Tabela 4: Resultados do VaR dos Produtos EVT POT	44
Tabela 5: Resultados do VaR dos Produtos da Simulação de Monte Carlo	46
Tabela 6: Matriz de Covariância da Carteira Homogênea	47
Tabela 7: VaR da Carteira Homogênea	48
Tabela 8: Resultados Backtesting para série temporal completa	51
Tabela 9: Resumo das Análise por Produto	53

1. Introdução

Desde que o mercado livre de energia elétrica foi criado em 1998, diversas contribuições e marcos ocorreram para estruturação e desenvolvimento do mercado. Indicando o crescimento do ambiente livre, a Portaria nº 50/2022 do Ministério de Minas e Energia estabeleceu que, a partir de janeiro de 2024, todos os consumidores de energia elétrica conectados à alta e média tensão poderiam migrar do ambiente regulado, no qual é atendido pela concessionária de distribuição de energia elétrica a um preço regulado, para o ambiente livre, no qual pode definir o fornecedor de energia e as condições contratuais. Inseridos no processo de expansão estão agentes geradores e comercializadoras em busca de clientes finais, que estão migrando para o mercado livre, e comercializadoras que buscam maximizar seus resultados apenas através de compras e venda de energia à termo.

A maioria das operações de energia do ambiente livre são realizadas em mercado de balcão, com preços definidos bilateralmente (Felizatti et al., 2019). Conforme Figura 1, o volume de transações no ambiente livre de energia é superior a seis vezes (6x) o volume de energia consumida, indicando a relevância do mercado a termo não apenas na venda do cliente final, mas em transações bilaterais entre agentes para formação de portfólio.

Figura 1 - Dados de Volume de Energia Consumido e Transações no ACL



Fonte: Elaboração própria com base nos dados divulgados pela CCEE - InfoMercado

Para as empresas do setor elétrico, os contratos a termo do mercado livre permitem o atendimento ao cliente, mas também a gestão do risco e otimização do portfólio de energia. Conforme Wengler (2001), os contratos bilaterais de energia são utilizados para:

- Cobrir contratos quando a demanda é superior à geração e/ou produção;
- Vender o excedente de geração e/ou produção;
- Especular com a queda ou alta dos preços em contratos à termo.

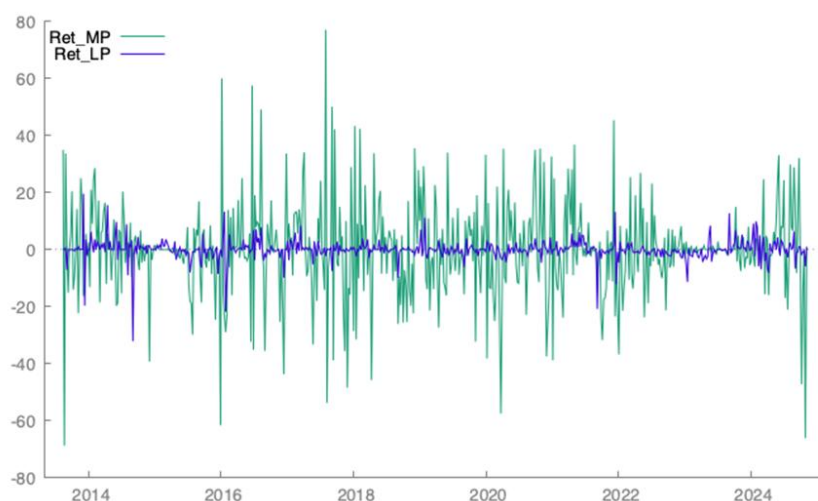
Luz et al. (2012) destaca que em razão da alta volatilidade do preço de curto prazo, os agentes negociam contratos a termo para mitigar suas eventuais exposições no mercado de curto prazo. Além dos agentes comercializadores, há uma grande importância desses contratos para os agentes geradores tanto na mitigação dos riscos do curto prazo, quanto na gestão da variabilidade da geração (Ribeiro, 2015).

Essa alta volatilidade de preços de curto prazo de energia elétrica é explicada pela especificidades no mercado brasileiro, entre elas o fato do clima e hidrologia serem o principal determinante da oferta e do preço de curto prazo (De Castro et al., 2014). Em um mercado que atua sob circunstâncias normais, o preço deveria ser um efeito de oferta e demanda, mas no mercado de energia há outros diversos fatores que resultam em uma volatilidade estrutural e de longo prazo (Halkos E Tsirivis, 2019).

Além do preço de curto prazo ser diretamente influenciado por fatores de operação e otimização do sistema, os preços a termo também são influenciados por diversas variáveis, climáticas, econômicas e regulatórias, além de lidarem com a baixa transparência e assimetria da informação dos preços praticados entre os agentes (Felizatti et al., 2019).

Conforme representado na Figura 2, os preços de energia que norteiam o mercado a termo também apresentam alta volatilidade no médio prazo (Ret_MP) e no longo prazo (Ret_LP), resultado das expectativas dos agentes quanto liquidez, fatores de crédito e também fatores operativos de curto prazo.

Figura 2 - Dados dos Retornos de Médio e Longo Prazo



Fonte: Elaboração própria através do Gretl com base nos retornos históricos de preço da DCIDE

Essas características demonstram a dificuldade dos agentes que atuam no setor de energia elétrico brasileiro na projeção de preços e desafios da gestão de risco de mercado e a necessidade da avaliação de risco como subsídio na tomada de decisão das empresas.

Diante disso, uma avaliação probabilística de resultados, que inclua cenários de riscos, é condição necessária para boa gestão de riscos em qualquer instituição (Kratz, 2019). A mensuração do valor em risco (VaR) é uma ferramenta essencial na quantificação financeira do risco de mercado do portfólio, podendo ser combinada com as análises de retorno na construção de uma política de risco e estratégia (Cabedo e Moya, 2003).

1.1.Objetivos da Pesquisa

Diante da alta volatilidade de preços de energia no mercado a termo, o objetivo deste estudo é analisar os modelos de VaR, identificando acurácia das metodologias na aplicação aos preços a termos de energia elétrica no mercado brasileiro, avaliando se modelos mais sofisticados proporcionam um desempenho superior na gestão de riscos de portfólios das empresas que atuam no setor.

Os objetivos intermediários que orientarão os estudos para o objetivo principal são:

1 – Avaliar e identificar o tipo de curva de distribuição de probabilidade aderente aos preços do mercado a termo de energia elétrica brasileiro, incluindo medidas de curtose, assimetria e homo ou heterocedasticidade.

2 – Analisar a volatilidade das séries de retorno dos preços a termos de energia elétrica.

3 – Identificar e verificar a aplicabilidade das metodologias de VaR paramétrico, não paramétrico e semi-paramétrico mais usuais entre as empresas do mercado de energia elétrica, descartando modelos que já foram testados em outros mercados e possuem baixa acurácia ou limitações relevantes na aplicação do mercado de energia elétrica brasileiro.

4 – Avaliar através do teste apresentado por Kupiec (1995) e Christoffersen (1998) a acurácia e desempenho dos modelos estudados no mercado a termo de energia elétrica brasileiro.

1.2. Delimitação

O estudo se baseia na série de preços a termos, apurados a partir da expectativa de preço indicada pelos agentes pré-classificados e cadastrados no pool, se delimitando à curva de preço da energia convencional no submercado sudeste/centro-oeste, considerando a maior liquidez do produto. Para delimitação temporal histórica, será utilizado o recorte dos dados semanais de agosto de 2013, início da divulgação dos dados, a dezembro de 2024.

1.3. Relevância

Diante do desenvolvimento do mercado à termo brasileiro e entrada de novos agentes em busca de especulação. Entretanto, assim como ocorre no mercado financeiro, a especulação traz a necessidade de uma gestão de risco ativa. Uma das principais métricas para gestão do risco de mercado e preço é a aplicação do VaR, que verifica a perda potencial em determinado nível de confiança.

O presente trabalho fornecerá as empresas do setor um direcionamento para uma gestão de risco acurada baseada em uma metodologia de VaR adequada ao mercado, podendo também apontar a não necessidade da aplicação de uma metodologia mais complexa em prol de uma metodologia mais simples e célere na identificação dos riscos. Além de fornecer subsídios para discussões setoriais, que envolvem os agentes de mercado e agentes reguladores, no estabelecimento de um cálculo padronizado e aplicável às margens de garantia para contratos de energia no mercado à termo.

Academicamente, o estudo utiliza metodologias consolidadas e testadas em diversos setores em um mercado de crescimento de liquidez e transações, trazendo uma contribuição relevante na adequação e tropicalização dos modelos ao setor de energia.

1.4. Estrutura

O estudo divide-se em quatro capítulos adicionais a este: referencial teórico, metodologia de pesquisa, resultados e a conclusão. O capítulo atual visa tratar do problema de pesquisa, os objetivos, relevância e delimitação do estudo.

No capítulo 2 será tratado o referencial teórico, no qual serão explicadas as definições centrais necessárias e contextualização do mercado de energia elétrica brasileiro. Ainda, será apresentada a revisão da literatura das teorias econométricas de cálculo do VaR, englobando os conceitos, cálculos, aplicações e estudos anteriores especialmente no mercado de energia.

O capítulo 3, destinado à metodologia de pesquisa, serão explicados o modelo de pesquisa, amostra e tratamento dos dados e modelos de VaR testados, assim como os testes de aderência.

Por fim, o capítulo 4 apresentará a análise dos resultados da pesquisa, incluindo as estatísticas utilizadas descritas no Capítulo 3 e concluindo o modelo de maior acurácia entre os testados.

2. Referencial Teórico

Este capítulo visa apresentar os principais conceitos que fundamentam o trabalho, fornecendo as principais definições necessárias para o desenvolvimento do estudo.

2.1. O Sistema Elétrico Brasileiro

O sistema elétrico era visto tipicamente como um monopólio natural, dado o alto investimento inicial em infraestrutura, especialmente em distribuição, e efeitos de escala na geração. Conforme mencionado por Menezes Filho (2020), ao final do século XX, surgiu o primeiro mercado competitivo de energia elétrica, determinado pelo *Electricity Act* no Reino Unido, buscando um suprimento mais barato ao consumidor e maior oferta pela indústria.

Durante esse processo de liberalização do mercado, visando absorver as variações na demanda e oferta, constitui-se um mercado de curto prazo e, em paralelo, visando a gestão das posições, um mercado bilateral à termo é desenvolvido (Kovacevic et al., 2013). Esse mecanismo também ocorreu no Brasil. Conforme definição da Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE), a comercialização de energia elétrica no mercado brasileiro é dividida no ambiente regulado (ACR) e ambiente livre (ACL).

No ambiente regulado os geradores vendem energia às concessionárias de distribuição de energia através de leilões e as distribuidoras de energia entregam a energia aos consumidores cativos através de preços regulados e determinados pela ANEEL.

No ambiente livre os contratos são firmados bilateralmente entre geradores, comercializadores e consumidores livres. Esses contratos são usualmente à termo e os preços e cláusulas não sofrem interferência da CCEE. Entretanto, todos os contratos devem ser registrados na Câmara para contabilização e liquidação mensal das diferenças pelos agentes ao preço de curto prazo com base horária, popularmente chamado de preço *spot* e intitulado oficialmente de Preço de Liquidação de Diferenças (PLD). Ambos os preços, à termo ou spot são

referenciados como R\$/MWh e os contratos usualmente tratados em MW médio para o período a ser estabelecido.

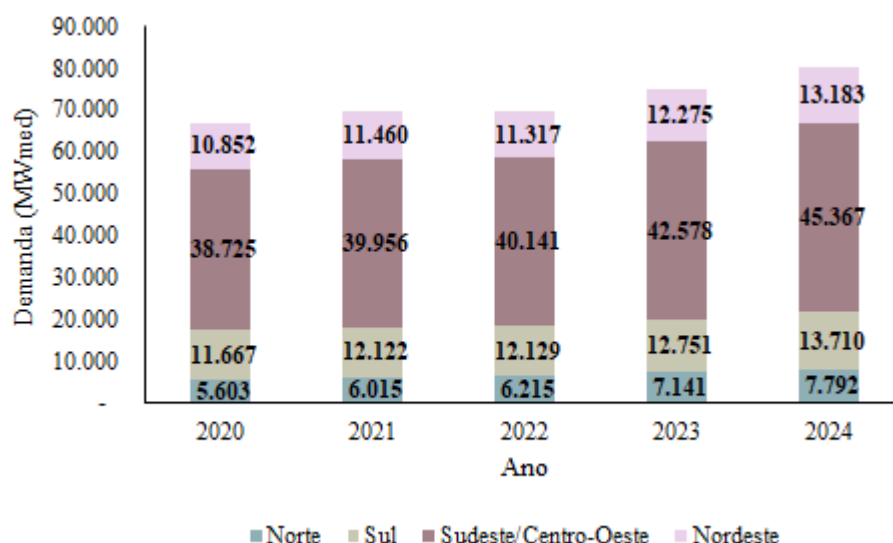
O PLD é determinado como através da estimação do Custo Marginal de Operação (CMO) é partir de modelos computacionais NEWAVE, DECOMP e DESSEM. Porém, é limitado à valores máximos e mínimos para evitar possíveis impactos econômicos adversos nos agentes ou preços negativos, como ocorrem em outros mercados internacionais.

Conforme indicado por Felizatti et al. (2019), o PLD é o preço oficial do sistema e reflete a otimização da operação do setor, sem considerar a expectativa de mercado, prêmio de risco ou liquidez na comercialização da energia, aspectos considerados na curva à termo de energia.

Ainda, dada a grande extensão territorial brasileira, o mercado é subdividido em submercados: Sudeste e Centro Oeste (SE/CO), Sul (S), Norte (N) e Nordeste (NE). Os diferentes submercados possuem diferentes PLDs, de acordo com o custo de operação de cada região e capacidade de transmissão entre eles. De forma similar, os preços à termo acabam por refletir essa divisão e aplicar prêmios positivos e negativos para diferentes submercados, de acordo com a expectativa de preço a serem verificados no PLD.

Conforme verificado na Figura 3, o submercado Sudeste e Centro Oeste apresenta uma maior demanda e liquidez, sendo usualmente utilizada como preço de referência nos contratos bilaterais à termo, gestão de portfólio de companhias do setor e trabalhos acadêmicos, como a pesquisa de Menezes Filho (2020) e Argento et al. (2022).

Figura 3 - Demanda por Submercado

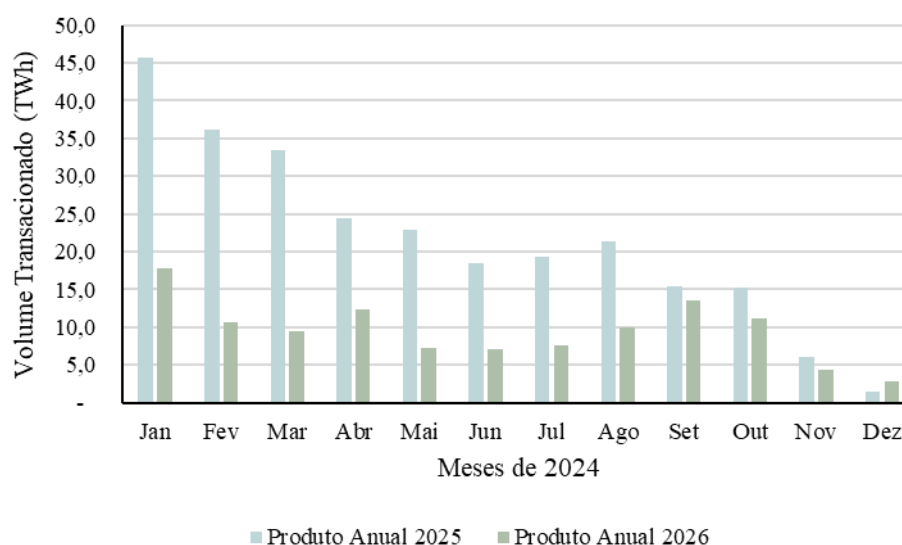


Fonte: Elaboração própria com dados exportados do ONS

Conforme mencionado, o mercado à termo brasileiro é organizado especialmente no formato bilateral, caracterizado por Kovacevic et al. (2013) por preços confidenciais e não públicos. Apesar disso, há atualmente um balcão de energia utilizado entre os agentes, intitulado Balcão Brasileiro de Comercialização de Energia (BBCE), e em desenvolvimento bolsas de energia elétrica.

A BBCE disponibiliza os preços firmados diariamente na plataforma, mantendo a confidencialidade das contrapartes envolvidas, sendo possível estimar um preço à termo. Entretanto, conforme Figura 4 a BBCE apresenta maior liquidez para produtos de menor maturidade. Assim, a plataforma DCIDE é uma das principais fontes de preço de energia elétrica à termo no Brasil, capturando a partir de um *benchmark* as projeções de preços dos agentes do mercado e construindo uma curva média de expectativa para os preços à termo.

Figura 4 - Contratos fechados em 2024 para os produtos anuais de 2025 e 2026 de energia convencional Sudeste/Centro-Oeste



Fonte: Elaboração própria com dados exportados da BBCE

2.2. Valor em Risco (VaR)

O processo de gestão de risco engloba a avaliação, medição e gerenciamento de riscos vinculados a exposições às mudanças nas variáveis de demanda, oferta e preço, mas a projeção do preço é o fundamento principal para a gestão do risco vinculados à contratos de energia à termo (Kaushik e Pirrong, 1999; Sadeghi e Shavvalpour, 2006).

De acordo com Jorion (2001) e Hendricks (1996), o VaR representa cenários extremos de perda para um horizonte dado um intervalo de confiança, representando a exposição de mercado a um evento estatístico pessimista.

Conforme definido por Halkos e Tsirivis (2019), apesar dos diversos modelos para cálculo do VaR, todos utilizam um processo similar de execução em três etapas:

- Valoração dos ativos a preços de mercado, denominado de Marcação a Mercado (MtM como sigla em inglês de *Market-to-market*);

- Estimação ou determinação da distribuição dos retornos dos portfólios;
- Execução do cálculo do VaR. Sendo o segundo passo, o principal diferencial entre as metodologias do VaR.

Segundo Halkos e Tsirivis (2019), o modelo mais simples de estimação do VaR seria o modelo baseado apenas na simulação histórica, que consiste na coleta e ordenamento dos dados históricos, de forma que o VaR é definido apenas como o percentil da distribuição histórica. Apesar desse modelo partir da distribuição real dos dados observados, ela sofre com efeitos conjunturais que não são prováveis de serem repetidos e estabelece o mesmo peso a dados mais recentes e mais distantes.

Frente às fragilidades da simulação histórico, outra abordagem comum é baseada em modelos paramétricos, que podem ser calculados de forma simples a partir de apenas da média e a volatilidade dos retornos, assumindo primariamente uma distribuição normal, representada por $z \sim N(0,1)$ (Argento et al, 2022):

$$\text{VaR}_n = \mu_n + z_\alpha * \sigma_n \quad (1)$$

Sendo:

μ_n : média da distribuição

z : fator relacionado ao percentil da distribuição normal posicionado usualmente à esquerda da distribuição que representa o nível de confiança (α) assumido;

σ_n : desvio padrão

A volatilidade mede a incerteza do retorno de um ativo, definida pelo desvio padrão dos retornos, baseado por sua vez pela distância dos retornos observados em relação à média dos retornos (Hull, 1997). De acordo com Ding e Meade (2010), a definição da metodologia de cálculo da volatilidade é um pré-requisito para a gestão de risco.

Para estimar a volatilidade histórica deve-se estimar os retornos observados na janela temporal, podendo ser discretos, a partir do cálculo percentual de variação entre do preço de ativo entre um ponto, ou contínuos, a partir do logaritmo natural da razão entre os preços (Hull, 1997; Campbell et al.1998).

Conforme indicado por Campbell et al. (1998), os retornos contínuos assumem que as variações ocorrem continuamente e eliminam viés de escala, sendo comumente utilizados em modelos estocásticos, que incorporam elementos probabilísticos e aleatórios na previsão de resultados. Além da aplicabilidade para mercado de ações, pode-se utilizar para retornos de preços de energia elétrica, conforme fórmula abaixo:

$$r = \ln \left(\frac{p_n}{p_{n-1}} \right) \quad (2)$$

Sendo:

r : retorno contínuo dos preços

p_n : preço no ponto n

p_{n-1} : preço no ponto $n-1$

n : quantidade de observações

E, sendo o desvio padrão dos retornos dado por:

$$\sigma_n = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^{\infty} (r - \bar{r})^2}{n - 1}} \quad (3)$$

Sendo:

r : retorno contínuo dos preços em cada ponto

$\bar{r}$: média dos retornos contínuos dos preços

n : quantidade de observações

Introduzido por Morgan (1996), o modelo paramétrico Risk Metrics ainda assume uma distribuição normal dos retornos e utiliza o desvio padrão medido a partir de médias móveis exponencialmente ponderadas (EWMA):

$$\sigma_n = \sqrt{\sum_{i=0}^{\infty} (1 - \lambda) * \lambda^i * r_{n-i}^2} \quad (4)$$

Sendo:

λ : parâmetro para a média ponderada exponencial denominado entre 0 e 1. Morgan (1996) sugere o uso de 0,94 ou 0,97 a depender do objeto de estudo.

Hull e White (1998) demonstraram que apesar de ainda apresentar limitações por supor a manutenção de um retorno histórico em estimações futuras, o modelo do Risk Metrics é capaz de refletir mudanças na volatilidade, trazendo um maior peso à volatilidade mais recente. Conforme pontuado por Halkos e Tsirovivis (2019), o modelo de Risk Metrics se assimila ao modelo de Heterocedasticidade Condicional Autorregressiva Generalizada (GARCH) e fornece uma abordagem satisfatória para horizontes de curto prazo. Entretanto, por assumir uma distribuição normal dos retornos, o modelo Risk Metrics pode apresentar desvios para distribuições que apresentem curtose ou assimetria, como evidências indicam que mercados financeiros e mercados de energia elétrica costumam apresentar (Argento et al, 2022).

Frente a essa limitação do modelo apresentado pelo VaR Paramétrico do modelo Risk Metrics, Cornish e Fisher (1937) apresentaram um modelo que incorpora os parâmetros de curtose e assimetria, conforme abaixo:

$$z_{ajustado} = z_{1-\alpha} + (z_{1-\alpha}^2 - 1) * s/6 + (z_{1-\alpha}^3 - 3 * z_{1-\alpha}) * (k - 3)/24 - (2 * z_{1-\alpha}^3 - 5 * z_{1-\alpha}) * (s^2)/36 \quad (5)$$

$$VaR_n = \mu_n + z_{ajustado} * \sigma_n \quad (6)$$

Sendo:

z: medida de curtose da distribuição

s: medida de assimetria da distribuição

Argento et al (2022) testaram os retornos dos preços a termo do mercado de energia elétrico brasileiro e indicaram que parte dos produtos, especialmente os mensais, demonstravam comportamento heterocedastico, demonstrando a necessidade de aplicação de modelos paramétricos não baseados apenas na variância histórica. Engle (1982) e Bollerslev (1986) introduziram os primeiros modelos para variáveis que apresentam variância do erro não constante ao longo do tempo, que representam variáveis com características de heterocedasticidade. Conforme Tsay (2005), o modelo de Heterocedasticidade Condicional Autorregressiva (ARCH), desenvolvido por Engle (1982) possui desvantagens vinculadas à quantidade de parâmetros necessários para apresentar a evolução da volatilidade. Frente a isso, Bollersley (1986) apresenta o modelo GARCH, uma alternativa e generalização do ARCH, que demonstra que o erro não está vinculado apenas ao passado das séries, mas às variâncias passadas (Sepúlveda, 2012).

Ding e Meade (2010) demonstraram que as previsões do modelo de Volatilidade Estocástica tendem a apresentar maior precisão em comparação ao modelo GARCH em cenários com volatilidade muito alta e de geração de volatilidade estocástica, ou seja, de forma parcialmente aleatória. Já para cenários com volatilidade média, os autores indicam a possibilidade de uso do EWMA, independentemente do processo de geração de volatilidade.

No modelo ARCH, segundo Engle (1982), o desvio padrão condicional é variável ao longo do tempo e definida por:

$$\sigma_n = \sqrt{\alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2} \quad (7)$$

Onde:

σ_n : desvio padrão no tempo

ε_{t-1}^2 : erro no tempo anterior,

α_0 e α_1 : parâmetros a serem estimados.

Já no modelo GARCH, desenvolvido Bollerslev (1986), a variância condicional é variável ao longo do tempo e definida pela fórmula abaixo no GARCH (1,1):

$$\sigma_n^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (8)$$

Onde:

β_1 : volatilidade passada

O β_1 é estimado com base no método de máxima verossimilhança, a partir de parâmetros que tornam os dados observáveis mais prováveis. Estes estimadores são acurados em condições de regularidade, mas em condições de irregularidade há maior dificuldade para realizar inferência acerca dos parâmetros (Souza, 2018).

Assim, o modelo GARCH é capaz de capturar o agrupamento de volatilidade (clusters), fenômeno identificado por Mandelbrot (1963), demonstrando que a volatilidade não é constante. Entretanto, o VaR utilizando o modelo GARCH padrão também assume ainda uma distribuição Normal. Conforme defendido por diversos pesquisadores, Clewlow e Strickland (2000) reforçam que supor funções de densidade normais na gestão de risco de commodities de energia podem subestimar potenciais perdas de mercado a partir de VaR não acurados. Para

substituir a distribuição normal suposta nos modelos Risk Metrics e GARCH, foram desenvolvidos diversos modelos que partem de outras distribuições, como t-student, que reflete amostras menores e grau de incerteza maiores. Apesar disso, todos os modelos derivados do GARCH ainda representam a limitação de precisarem se restringir a uma suposta distribuição determinada para análise e projeção dos cenários em risco (Jorion, 2001).

Uma proposta adotada e apoiada por muitos pesquisadores na análise e gestão de risco de mercados e produtos de energia é a combinação de modelos GARCH ou oriundos desta metodologia com o método econométrico de mudança de regime de Markov, conhecido como *Markov-Switching* (Halkos e Tsirivis, 2019). Hamilton (1989) propõe este método como forma de incorporar mudanças estruturais ou comportamentos econômicos e geopolíticos em séries temporais, aplicando a técnica em no PIB americano pós-guerra, que sofreu desvios periódicos de crescimentos positivos para negativos. Assim, a combinação Markov-Switching-GARCH é robusta e oferece vantagens na precisão especialmente nas transições entre períodos de alta e baixa volatilidade (De-La-Torre-Torres et. al., 2021).

Cabedo e Moya (2003), ao estudarem o mercado de petróleo, desenvolveram o modelo HSAF (*Historical Simulation with Adjusted Frequency*), que combina a simulação histórica, modelo não paramétrico, com a abordagem de estimação ARMA, modelo paramétrico. O próprio modelo de estimação ARMA, formalizado por Box e Jennings, é uma combinação de dois componentes: (1) autorregressivo (AR), no qual o valor atual depende dos valores passado; (2) médias móveis (MA), no qual o valor atual depende dos erros passados (Box et. al, 2015):

$$r_t = \mu + \sum_{i=1}^p \phi_i r_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad (9)$$

Onde:

ϕ_i : coeficiente autorregressivo

θ_j : coeficiente da média móvel

Após ajustar o modelo ARMA aos retornos esperados, o VaR pode ser calculado por:

$$\text{VaR}_n = -\text{Quantil}_\alpha(r_{t+1}) \quad (10)$$

Onde:

α : coeficiente de confiança

r_{t+1} : retorno simulado através do ARMA para o próximo período

O modelo HSAF demonstrou ser mais eficiente que o modelo GARCH ou a outros modelos não paramétricos para séries temporais estacionárias e autocorrelacionadas, sendo amplamente utilizado em estudos de commodities energéticas (Cabedo e Moya, 2003; Halkos e Tzirivis, 2019; Sadeghi e Shavvalpour, 2006).

Outros modelos semi paramétricos comumente utilizados para produtos de energia, que possuem assimetrias e caudas mais pesadas, são baseados na abordagem da Teoria do Valor Extremo (EVT) (Halkos e Tzirivis, 2019). A EVT parte de ideia de que eventos extremos situados nas caudas, que são o alvo de uma análise de risco, seguem seu próprio tipo especial de distribuição (Jorion, 2001). O comportamento dessas caudas pesadas pode explicar a tendência de retornos, não prevista em distribuições clássicas (Demoluin, 2004). Os estudos da EVT foram desenvolvidos em torno de diferentes distribuições, o modelo Block Maxima (BM) e modelo Peaks Over Threshold (POT), a serem comentado a seguir.

O modelo Block Maxima (BM) é baseado no conceito de dividir a série de dados em blocos de tamanho fixos com foco nos valores extremos que são independentes e igualmente distribuidoras (i.i.d) (Halkos e Tzirivis, 2019). O modelo considera uma distribuição Generalizada do Valor Extremo (GEV), uma representação assintótica e generalizada das distribuições de Gumel, Fréchet e Weibull, dada que a distribuição exata dos retornos mínimos e máximos não são conhecidos (Longin, 1996; Longin, 2000). A distribuição GEV é descrita matematicamente por Fisher e Tippet (1928) por:

$$H(x) = \exp [-(1 + \xi Z)^{-1/\xi}] \quad (11)$$

para $\xi \neq 0$ e $(1 + \xi Z) > 0$

$$H(x) = \exp [-e^{-x}] \text{ para } \xi = 0 \quad (12)$$

$$\text{sendo } Z = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (13)$$

Onde:

x : valor extremo observado da variável;

μ : parâmetro de localização, deslocando a distribuição horizontalmente. Não é exatamente a média, como em uma distribuição normal;

σ : parâmetro de escala, controlando a dispersão dos dados. Não é exatamente o desvio padrão, como em uma distribuição normal;

Z : é a variável padronizada, que transforma o valor extremo x conforme μ e σ .

ξ : índice de cauda, responsável pela forma da distribuição da cauda, sendo:

- $\xi = 0$ referente à Distribuição de Gumbel, com cauda leve e com maior assimetria, se aproximando de uma Distribuição Normal;
- $\xi > 0$ referente à Distribuição de Weibull, com cauda limitada e sem valores extremos muito altas, se aproximando de uma distribuição tipo Beta;
- $\xi < 0$ referente à Distribuição de Fréchet, com cauda pesada, se aproximando de uma Distribuição tipo Pareto.

Mercados que possuem uma cauda mais pesada, assim como mercado financeiro e de commodities energéticas, são mais aderentes à distribuição de Fréchet (Fernandes, 2012; Ribeiro, 2021). Conforme McNeil et. al (2015), o cálculo do VaR para uma distribuição de Fréchet pode ser representada por:

$$VaR_n = \mu_n - \frac{\sigma_n}{\xi_n} [1 - (-n \ln(\alpha))^{-\xi_n}] \quad (14)$$

Fernandes (2012) ressalta a importância do EVT no contexto de necessidade de adequação de metodologias fundamentadas na normalidade dos retornos, que podem resultar em previsões errôneas. Ainda, conforme Bensalah (2000), a utilização de uma distribuição assintótica como no modelo BM possibilita a estimação sem suposições sobre a natureza da distribuição, o que é necessário em modelos paramétricos de VaR.

Entretanto, segundo Halkos e Tsirivis (2019), o modelo POT é o mais popular dentre as metodologias que aplicam o EVT, especialmente para commodities energéticas e ativos financeiros, dada a maior praticidade e eficiência. Enquanto o modelo BM estima a distribuição dos valores extremos a partir de blocos de tamanho fixo, o POT considera os dados que excedem um limiar (μ):

$$Y = X - \mu \quad (15)$$

Onde:

Y: números que excedem o limite

X: amostra completa de observações

Segundo as contribuições fundamentais realizados Balkema e de Hann (1974) e Pickands (1975) em relação ao EVT, para valores relevantes de μ , pode-se supor a Distribuição Geral de Pareto (GDP), conforme abaixo:

$$G(Y) = 1 - \left(1 + \frac{\xi Y}{\sigma}\right)^{-\frac{1}{\xi}} \text{ para } \xi \neq 0 \quad (16)$$

De forma que:

- $\xi = 0$ Distribuição se aproxima da Normal
- $\xi > 0$ Distribuição se aproxima da Beta
- $\xi < 0$ Distribuição se aproxima de uma Pareto

Dessa forma, segundo Boonradsamee (2022), o VaR pode ser representado matematicamente a seguir:

$$VaR_{\alpha} = \mu - \frac{\sigma}{\xi} \left[\frac{N}{N_{\mu}} \alpha \right]^{-\xi_n} - 1 \quad (18)$$

Entretanto, o EVT não modela a dependência e autocorrelação temporal da volatilidade como o GARCH (Halkos e Tsirivis, 2019; Andersen e Bollerslev, 1998). Diante dessa limitação, McNeil e Frey (2000) propõe o uso de um modelo combinado GARCH-EVT, no qual filtra a série temporal via modelo GARCH, capturando a heterocedasticidade, mas aplicando o EVT nos resíduos, de forma a modelar os extremos assumidos como i.i.d.. Dessa forma, o VaR pode ser representado matematicamente por:

$$VaR_{\alpha} = \mu + \sigma G(Y) \quad (19)$$

Apesar da facilidade em aplicar a metodologia do EVT e não suposição de distribuição normal para estimação, o GARP (2025) ressalta algumas limitações do modelo. Entre elas: (1) uma amostra de valores extremos por definição é uma amostra de observações reduzidas. Dessa forma, há um intervalo de confiança grande atrelado à estimação do EVT. (2) o fato de possuir uma amostra reduzida torna as estimações altamente dependentes a outras premissas adotadas no modelo, o que envolve um julgamento subjetivo em casos para premissas que não são diretamente verificáveis.

Outro método alternativo, comumente utilizado para estimar o VaR em mercados de energia, é a metodologia de Monte Carlo. Essa metodologia é semelhante ao VaR Histórico, mas gera resultados futuros pseudo-aleatórios a partir da hipótese de que os preços dos ativos e retornos são baseados em um processo estocástico (Fernandes, 2012). A vantagem do uso desta metodologia é que ela é capaz de incorporar outros fatores que afetem a performance futura, capturando o agrupamento de volatilidade (clusters) como o GARCH, e possibilita a aplicação em retornos de distribuição não-normais (Halkos e Tsirivis, 2019). Além disso,

pode-se gerar cenários de evolução do preço, criando o caminho de preços com retornos multiplicativos, a partir da simulação geométrica (GBM) (Hull, 1997). Apesar de simples, este modelo demanda uma capacidade computacional mais robusta e a necessidade de repetir a geração de cenários quantas vezes necessárias para a criação de uma distribuição de retornos (Fernandes, 2012).

Dessa forma, podemos constatar a vasta bibliografia e pesquisas acerca do tema de VaR. Entretanto, há uma falta de coordenação e consenso entre os pesquisadores (Dowd, K, 2005; Fernandes, 2012). Além disso, as diferentes estruturas entre os mercados, em particular a constante evolução do mercado de energia elétrica, fazem necessários novos estudos com maior enfoque.

2.3. Metodologias de *Backtesting*

É possível medir e verificar a performance das metodologias de VaR a partir de testes retrospectivos (*backtesting*).

O Teste Binomial é considerado o mais simples e consiste em comparar o número de violações observadas com as violações esperadas pelo VaR, utilizando as probabilidades de uma Distribuição Binomial ou uma aproximação Normal (Jorion, 2011):

$$Z_{bin} = \frac{n - N}{\sqrt{N(\pi)}} \quad (20)$$

Onde:

N: número total de observações

n: violações observadas

π : probabilidade de violações (0,05% para um nível de confiança de 0,95)

Kupiec (1995) apresenta o teste intitulado de Proportion of Failures (POF), que verifica através da razão de verossimilhança se a quantidade de violações da amostra é compatível com o nível de confiança. A estatística pode ser descrita conforme abaixo.

$$LR_{POF} = -2 \ln (1 - \pi)^{N-n} (\pi)^n + 2 \ln (1 - n/N)^{N-n} (n/N)^n \quad (22)$$

Entretanto, esses testes não tratam o padrão temporal das observações ou detecta violações agrupadas considerado no Teste de Independência de Christoffersen (1998). O teste proposto que avalia se a dependência temporal e identifica os agrupamentos (clusters), testando violações consecutivas (Holton, 2013):

$$LR_{CCI} = -2 \ln [(1 - \pi)^{n_{00}+n_{10}} (\pi)^{n_{01}+n_{11}}] + 2 \ln [(1 - \pi_0)^{n_{00}} \pi_0^{n_{01}} (1 - \pi_1)^{n_{10}} \pi_1^{n_{11}}] \quad (23)$$

Onde:

n_{00} : número de pares sem violação (dados sem violação seguido de dados sem violação)

n_{10} : número de dados com violação seguido de dados sem violação

n_{01} : número de dados sem violação seguido de dados com violação

n_{11} : número de pares com violação (dados com violação seguido de dados com violação)

E as probabilidades condicionais podem ser descrita por:

π : probabilidade de violações em todo o período, onde $\frac{n_{01}+n_{11}}{n_{00}+n_{10}+n_{01}+n_{11}}$

π_0 : probabilidade de violação considerando ocorrência de violação no dado observado em t-1, onde $\frac{n_{01}}{n_{00}+n_{01}}$

π_1 : probabilidade de violação considerando ocorrência de violação no dado observado em t-1, onde $\frac{n_{11}}{n_{10}+n_{11}}$

Ainda, Christoffersen (1998) propõe a combinação do teste de frequência POF com o teste de independência, de forma que a falha deste teste indica que houve falha em algum dos critérios.

$$LR_{CC} = LR_{POF} + LR_{CCI} \quad (24)$$

Conforme defendido pelo Manual de Gestão de Risco do MATLAB (2026), é considerado boa prática a utilização ao menos duas metodologias de *backtesting* para medir a performance dos modelos de VaR, considerando as limitações e vantagens de cada teste.

3. Metodologia

Este capítulo visa apresentar a metodologia de pesquisa, que pode ser representada conforme figura abaixo:

Figura 5 - Esquema da Metodologia



Fonte: Elaboração própria

3.1. Tipo de Pesquisa

Este estudo é classificado é baseado em uma metodologia quantitativa através de uma abordagem econométrica, visando avaliar o comportamento e parâmetros da distribuição de probabilidade, testando as metodologias de VaR e avaliando a acurácia e conformidade das metodologias ao tipo de distribuição.

3.2. Universo e Amostra

O dado principal deste estudo são os preços de mercado firmados em contratos a termo de energia elétrica. Entretanto, a maioria dos contratos é realizado bilateralmente sem disponibilização pública dos preços acordados. Dessa forma, o universo de análise se baseia nos preços a termos divulgados semanalmente pelo Pool Denergia da DCIDE. A curva da DCICE captura e consolida as curvas de referência de preço de energia elétrica dos agentes do mercado participantes do pool, processa e disponibiliza métricas agregadas a partir de uma curva de *benchmark*.

A amostra será delimitada ao preço da energia convencional no submercado sudeste/centro-oeste. Serão considerados oito diferentes maturidades e combinações de portfólios para os produtos a seguir: curto curva do mês posterior à data de observação (M+1), curva de dois meses à frente (M+2), curva de três meses à frente (M+3), curva referente ao ano corrente (A+0), curva do ano subsequente (A+1), curva de dois anos à frente (A+2), curva de três anos à frente (A+3) e curva de quatro anos à frente (A+4). A curva de preço do mês da observação (M+0) não será considerada na análise, por ter um comportamento mais próximo ao PLD. Destaca-se que as maturidades não representam uma distância fixa até o vencimento do produto para produtos anuais, cuja distância e horizonte do evento podem ser alterados conforme realização dos meses.

Será utilizado o recorte dos dados semanais de agosto de 2013, início da divulgação dos dados, a dezembro de 2024.

3.3. Tratamento dos Dados

Com base no recorde de dados estabelecido, cada produto possuirá 595 observações históricas. Foram identificados 7 intervalos nulos para todos os produtos, sem preço de referência para o período. Para tratamento desses dados, foi considerada uma interpolação para garantir o cálculo dos retornos sem considerar anomalias.

O cálculo dos retornos foi baseado na fórmula logarítmica de retornos contínuos, conforme defendido por Campbell et al. (1998) e explicado na secção 2 deste documento.

3.4. Métodos Aplicados

Será aplicada uma análise preliminar dos dados visando identificar o comportamento da distribuição dos dados, conforme sugerido pelo GARP (2025). Para esse diagnóstico serão utilizadas as visualizações via histograma e quantil-quantil, além da análise de estatísticas relevantes.

O GARP (2025) determina que após a determinação da medida de risco a ser estimada, deve-se avaliar o nível de análise, sendo posições individuais ou em nível de portfólio. Dessa forma, as diferentes metodologias de VaR serão aplicadas em dois momentos:

- (1) Cálculo do VaR para as diferentes maturidades individualmente, sem efeito de correlação das curvas a termo.
- (2) Cálculo do VaR para uma carteira simulada homogênea de 1TWh para cada maturidade considerando a correlação das curvas a termo.

Para os dois níveis de análises, o presente estudo testará os diferentes métodos de estimação abaixo considerando nível de confiança de 95% para o período de 7 dias corridos ou 5 dias úteis. O período considerado escolhido reflete o intervalo de divulgação oficial das curvas de preços à termo pela plataforma DCIDE. Além disso, o período também reflete a semana operativa e o prazo de liquidez usual para fechamento de posições no mercado. Com o cálculo do VaR baseado em um passo temporal a frente não será necessária a aplicação de escalonamento gaussiano em metodologias específicas, que assume a normalidade e homoscedasticidade dos retornos.

Os métodos testados serão:

- (1) VaR Não-Paramétrico

(2) VaR Paramétrico, considerando os diferentes modelos de EWMA e GARCH, aplicando também o ajuste proposto por Cornish e Fisher (1937).

(3) VaR Semi-Paramétrico, incluindo simulação ARMA e EVT Peaks Over Threshold

(4) Simulação de Monte Carlo Normal e *Bootstrap*

Ressalta-se que o modelo de Markov-Switching GARCH não foi aplicado neste estudo, pois método está voltado a produtos que incorporam comportamentos econômicos e geopolíticos. O preço de energia elétrico no Brasil, apesar de estar relacionado ao crescimento da economia brasileira na medida da demanda e da política energética brasileira e mundial na medida da oferta, não sofre impactos diretos de curto prazo de mudanças estruturais mundiais.

Por fim, os resultados serão avaliados com base no teste de Kupiec (1995), que compara as estimativas dos modelos com os resultados observados, visando validar a precisão e desvios de estimação dos modelos testados.

Os modelos foram testados utilizando majoritariamente o Python, com auxílio do Gretl para a avaliação gráfica das distribuições. Para modelos específicos como método DCC-GARCH para mensuração do VaR da Carteira, foram utilizados pacotes específicos do R.

3.5. Limitações do Método

As carteiras de energia elétrica das empresas do setor podem possuir diferentes perfis, características e maturidades. A carteira simulada testada segue um padrão homogêneo, o que não é comumente seguido pelas empresas. Produtos de menor maturidade possuem maior liquidez, oferecem maior potencial de ganho e representam necessidade superior de proteção dos produtos de menores maturidades, o que também resulta em maior volatilidade, conforme supracitado.

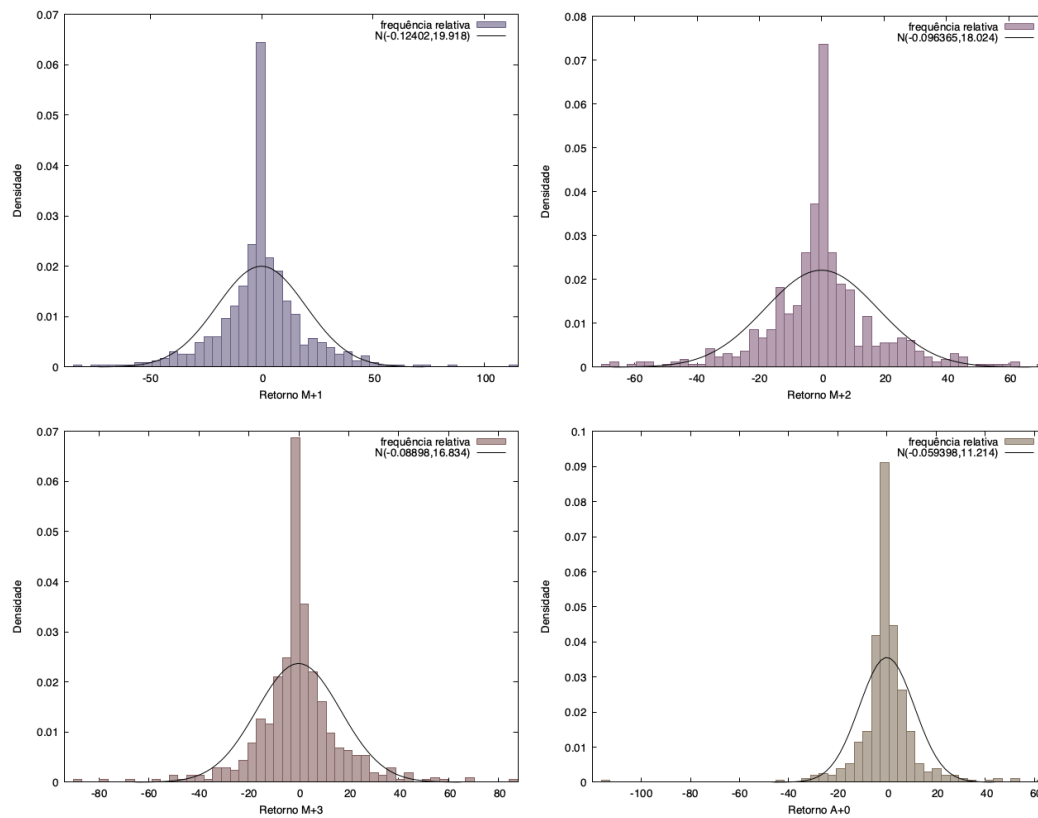
Entretanto, a escolha da carteira visa a simplificação e entendimento do efeito do VaR e da correlação dos produtos.

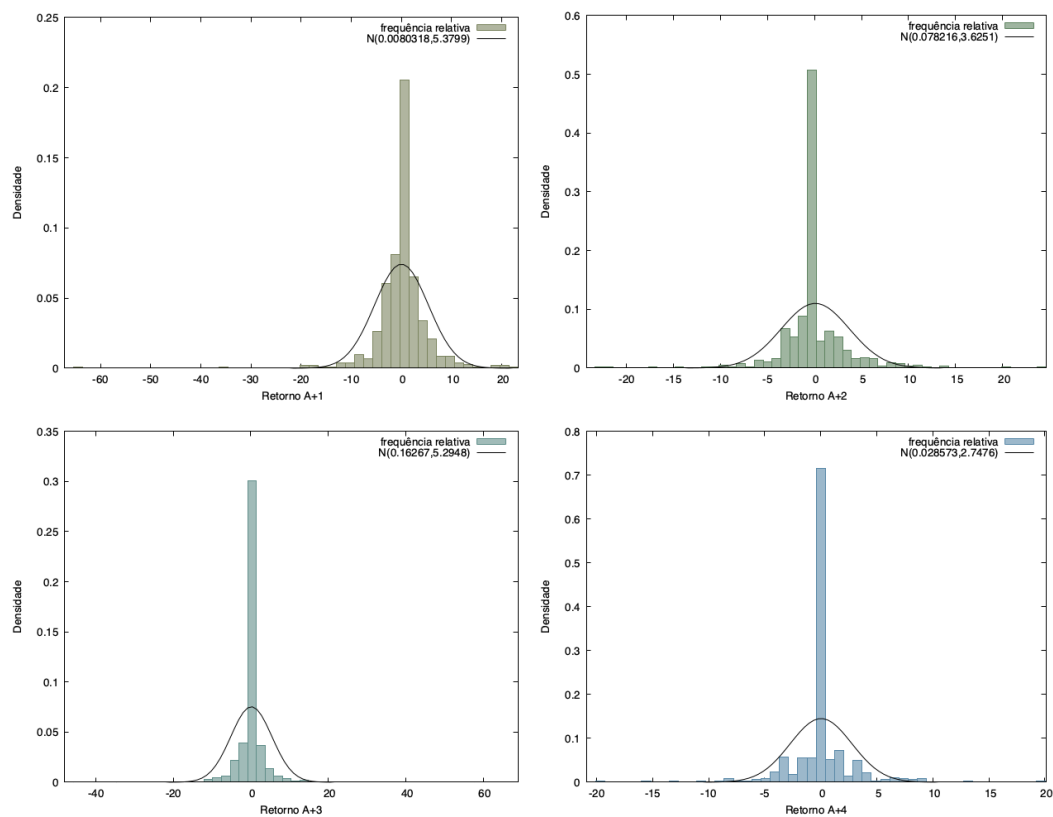
4. Resultados

4.1. Análise das Distribuições

Foram elaboradas análises iniciais da distribuição dos retornos dos diferentes produtos estudados, conforme Figura 6. O teste qui-quadrado foi aplicado à distribuição dos diferentes produtos e verificou a não aderência com a distribuição Normal (Figura 7).

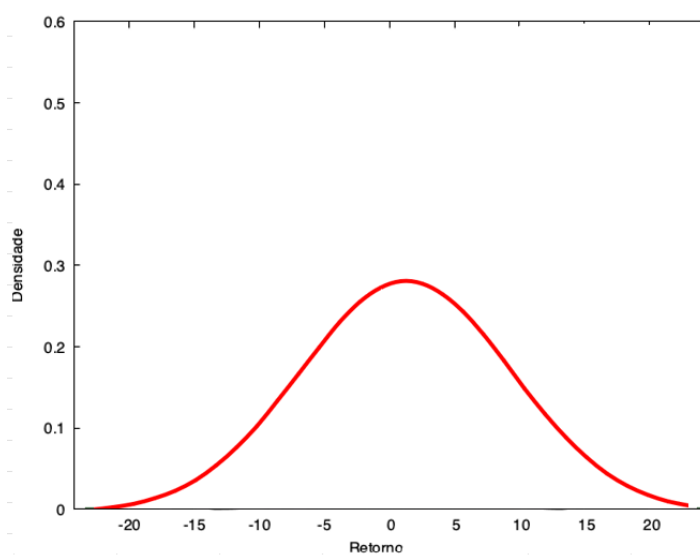
Figura 6 - Distribuição de Retornos





Fonte: Elaboração própria através do Gretl dos retornos históricos de preço por maturidade coletados da DCIDE

Figura 7 - Exemplificação de uma Distribuição Normal



Fonte: Elaboração própria através do Gretl com números simulados

Observou-se em avaliação preliminar os dados de dispersão e curtose, indicados no Tabela 1.

Tabela 1 - Estatísticas Descritivas dos Retornos

Retornos por produtos	Desv. Padrão Histórico	Coefficiente de Variação	Assimetria	Curtose
M+1	0,200355	-100,043405	0,245917	3,943742
M+2	0,179849	-112,003103	-0,003008	2,615892
M+3	0,167940	-122,441838	0,010585	5,142039
A+0	0,111860	-184,621513	-1,038915	22,620366
A+1	0,053538	510,499465	-3,199286	39,483504
A+2	0,036299	265,076630	-0,700556	13,419347
A+3	0,050654	145,394332	-0,510071	68,077586
A+4	0,027333	83,020483	-0,174396	13,788219

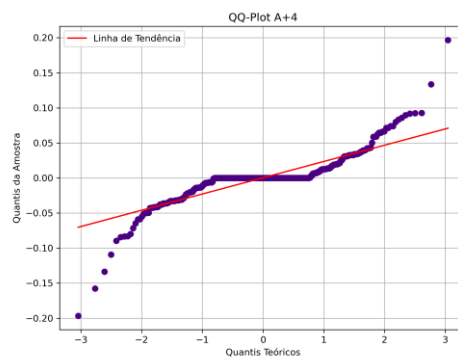
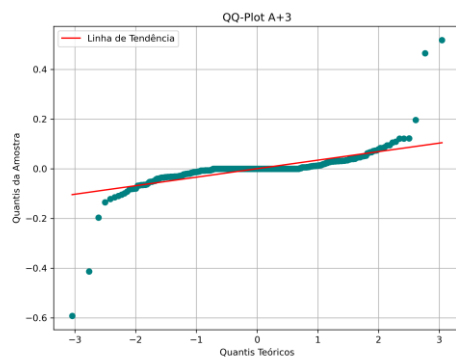
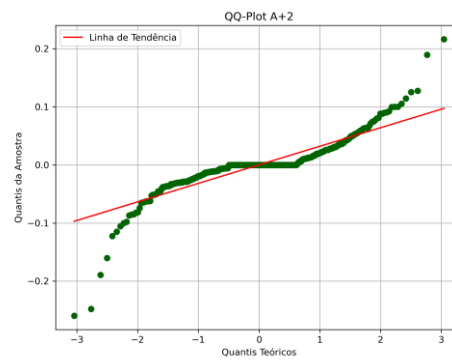
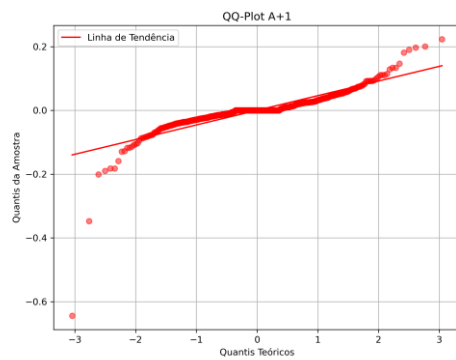
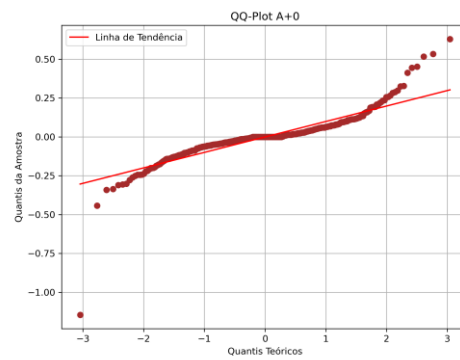
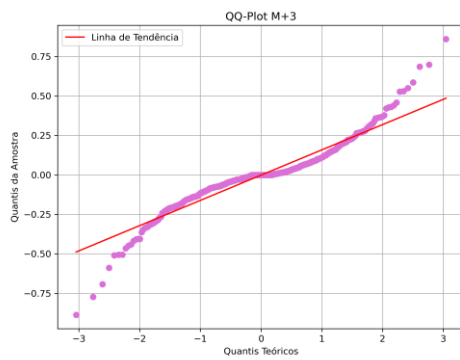
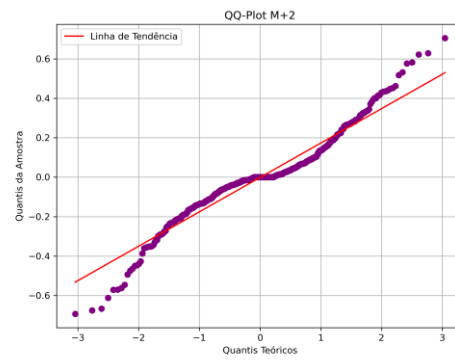
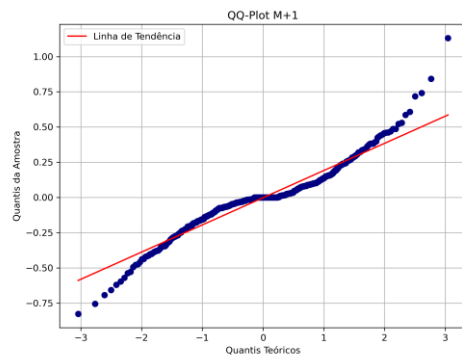
Fonte: Elaboração própria dos retornos históricos de preço por maturidade coletados da DCIDE

Os dados de curtose indicam curvas leptocúrticas para todas as maturidades, com picos acentuados e caudas pesadas, indicando a necessidade de aplicação de metodologias aderentes a outras distribuições além da Distribuição Normal. Apesar disso, ainda serão testados os métodos de VaR que supõe uma Distribuição Normal, de forma a avaliar eventuais subestimações ou superestimações.

Ainda, a volatilidade se amplia em maturidades menores, considerando a aproximação do vencimento dos produtos, fenômeno explicado pela hipótese de Samuelson (1965), sendo evidenciada em estudos de mercados de commodity.

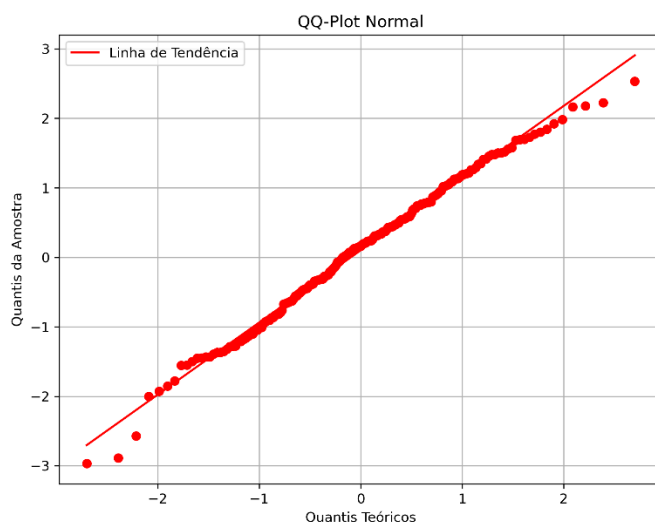
Corroborando com os pontos acima, a análise de quantil-quantil indica a não linearidade dos dados, conforme Figura 9. Além disso, há uma acentuação das curvas nos extremos, indicando caudas pesadas. A Figura 8 representa uma distribuição Normal simulada para fins comparativos.

Figura 8 - Dispersão de Dados conforme quartil



Fonte: Elaboração própria através do Python retornos históricos de preço por maturidade coletados da DCIDE

Figura 9 - Exemplificação de uma Distribuição Normal conforme quantil



Fonte: Elaboração própria através do Python com números simulados

4.2.VaR Não-Paramétrico e Paramétrico dos Produtos

Em todos os testes de VaR foram utilizados os retornos contínuos dos produtos avaliados e aplicados ao nível de confiança de 95%.

Tabela 2 - Resultados do VaR dos Produtos Não Paramétrico e Paramétrico

Produto	VaR Histórico (95%)	VaR Paramétrico (95%)	VaR EWMA (95%)
M+1	-0,34637	-0,33156	-0,46858
M+2	-0,29057	-0,29743	-0,37558
M+3	-0,24967	-0,27761	-0,27532
A+0	-0,14496	-0,1846	-0,16771
A+1	-0,06419	-0,08796	-0,07834
A+2	-0,04546	-0,05957	-0,04859
A+3	-0,03987	-0,08297	-0,03384

A+4	-0,03637	-0,04463	-0,02958
Produto	VaR Cornish-Fisher (95%)	VaR GARCH Paramétrico (95%)	VaR GARCH Cornish-Fisher (95%)
M+1	-0,30138	-0,45374	-0,41419
M+2	-0,28809	-0,32275	-0,31416
M+3	-0,25968	-0,23679	-0,22279
A+0	-0,1643	-0,13539	-0,12106
A+1	-0,08369	-0,05004	-0,04751
A+2	-0,05663	-0,03255	-0,03081
A+3	-0,02048	-0,02135	-0,00499
A+4	-0,03836	-0,01867	-0,01574

Fonte: Elaboração própria através do Python

Os produtos de menor maturidade apresentam um VaR mais severos dada a maior volatilidade dos dados, conforme era esperado e apresentado na Tabela 1.

Para os produtos M+1 e M+2, o EWMA demonstraram resultados de VaR mais extremos ou mais conservadores, enquanto o Cornish-Fisher apresentaram valores de menor magnitude. Entre os produtos estudados, estes também são os produtos de maior volatilidade e que apresentam uma das maiores diferenças entre o maior e menor resultados estudados.

A resposta conservadora do VaR EWMA está relacionado a um aumento da volatilidade recente para os produtos. Em relação à menor resposta do VaR Cornish-Fisher, a explicação está vinculada a assimetria mais positiva ou curtose de caudas menos pesadas, especialmente em relação a outros produtos evidenciado anteriormente na Tabela 1.

Para os demais produtos, o VaR paramétrico apresenta resultados mais conservadores e enquanto os modelos testados do GARCH apresentam resultados menos severos na comparação. Isso significa que o efeito da autocorrelação das séries temporais avaliadas está reduzindo o risco mensurado. Ainda, a aplicação do modelo Cornish-Fisher suaviza os resultados mesmo para produtos com assimetria negativa.

4.3. VaR Semi-Paramétrico dos Produtos

Para a aplicação do modelo HSAF utilizou-se o retorno contínuo e foram aplicadas as quatro etapas previstas:

(1) Realização dos testes de estacionaridade (ADF - Augmented Dickey-Fuller) e autocorrelação dos resíduos (Ljung-Box) realizados previamente à etapa de estimação.

(2) Estimação dos modelos ARMA(p,q), sendo “p” relativa à parte autorregressiva e “q” relativa a média móvel. Os fatores variam de 0 a 3 para cada série, como prática comum, escolhendo o melhor modelo com base no menor AIC (*Akaike Information Criterion*).

(3) Extração dos resíduos do modelo ajustado, verificar autocorrelação e reamostragem dos resíduos a partir de 1.000 simulações para projeção dos retornos futuros para o período de 7 dias corridos.

(4) Cálculo do VaR com nível de confiança de 95%.

Ressalta-se que os retornos simulados foram resultado do último valor da série temporal acrescida dos choques projetados. Os valores da série não foram projetados diretamente, pois os valores dessa simulação já incorporam os resíduos.

Os resultados encontrados ao longo do processo descrito estão dispostos na Tabela 3:

Tabela 3 - Resultados do VaR dos Produtos HSAF

Produto	Estatística ADF	p-valor ADF	Estatística Ljung-Box (lag=10)	p-valor Ljung-Box
M+1	-7,0603	0,000	24,6861	0,0060
M+2	-8,4198	0,000	39,9950	0,000
M+3	-6,7480	0,000	55,5483	0,000
A+0	-12,672	0,000	44,0347	0,000
A+1	-12,0480	0,000	17,1172	0,0718

A+2	-10,5107	0,000	21,8822	0,0157
A+3	-18,8646	0,000	73,1588	0,000
A+4	-7,9156	0,000	49,0225	0,000
Produto	Modelo ARMA	AIC	Modelo ARIMA	VaR HSAF (95%)
M+1	ARMA(2,3)	-226,03	ARIMA(2,0,3)	-0,2436
M+2	ARMA(2,3)	-364,89	ARIMA(2,0,3)	-0,2996
M+3	ARMA(2,3)	-462,68	ARIMA(2,0,3)	-0,1854
A+0	ARMA(0,2)	-954,08	ARIMA(0,0,2)	-0,1237
A+1	ARMA(1,2)	-1.795,20	ARIMA(1,0,2)	-0,0640
A+2	ARMA(3,1)	-2.264,18	ARIMA(3,0,1)	-0,0416
A+3	ARMA(0,1)	-1.947,66	ARIMA(0,0,1)	-0,0439
A+4	ARMA(1,3)	-2.628,37	ARIMA(1,0,3)	-0,0355

Fonte: Elaboração própria através do Python

Os resultados comprovam a estacionaridade de todos os produtos, não havendo necessidade de aplicar transformações. Além disso, os produtos apresentam evidência significativa de autocorrelação de resíduo, sem caracterização de ruído branco, exceto o produto A+1. Assim, as características justificam o uso do modelo ARMA/ARIMA. Para A+1 há recomendação de utilização de sensibilidade histórica.

Além disso, o AIC é definido pelo número de parâmetros deduzido pelo fator de verossimilhança do modelo. Assim, quanto menor o valor do AIC melhor ele explica os dados. Com base nos resultados, pode-se confirmar que os produtos de maior maturidade parecem mais bem ajustados, especialmente os produtos anuais.

Para o EVT, utilizou-se a metodologia Peaks Over Threshold, visto que é considerado um modelo comumente aplicado em commodities energéticas. O limiar aplicado baseou-se no quantil 5% da distribuição de retornos, verificando também o índice de cauda e o parâmetro de escala a ser aplicado no VaR, conforme abaixo:

Tabela 4 - Resultados do VaR dos Produtos EVT POT

Produto	Limiar (μ)	Índice de Cauda (ξ)	Parâmetro de Escala (σ)	VaR EVT (95%)
M+1	-0,346369	-0,294929	0,448135	-0,3461
M+2	-0,290567	-0,405143	0,409884	-0,2903
M+3	-0,249673	-0,286069	0,329209	-0,2495
A+0	-0,144963	-0,223110	0,186427	-0,1449
A+1	-0,064185	-0,291602	0,087749	-0,0641
A+2	-0,045462	-0,207483	0,058720	-0,0453
A+3	-0,039869	-0,035743	0,047414	-0,0398
A+4	-0,036368	-0,181424	0,045977	-0,0362

Fonte: Elaboração própria através do Python

A partir do índice de cauda, nota-se que os valores de ξ são negativos para todos os produtos, indicando uma cauda mais pesada que uma distribuição normal, se aproximando de uma distribuição de pareto. Conforme esperado, os produtos de menor maturidade apresentam um parâmetro de escala maior, representando uma maior dispersão das séries e resultando em um VaR mais extremo.

Comparando o EVT com o HSAF, nota-se que os resultados são muito próximos, especialmente nos produtos A+1 e M+2. A maior distância do VaR mensurado ocorre no produto M+1, que não é aderente ao modelo ARMA/ARIMA. Em relação aos demais modelos apresentados anteriormente, os valores não se distanciam das mensurações anteriores. Em destaque, o EVT apresentou resultados similares à simulação histórica, explicado em razão da escolha do limiar com base no percentil 5% dos retornos históricos.

4.4. Simulação de Monte Carlo dos Produtos

O VaR baseado na simulação de Monte Carlo considerou a geração de 2.000 séries de retornos para cada produto. As séries foram construídas com base na média e desvio padrão calculados a partir dos retornos históricos. Cada simulação é independente e gera cenários equiprováveis.

Como está sendo testado o VaR dos produtos para o horizonte de uma semana, sendo apenas um passo temporal a frente, foi utilizada a distribuição agregada dos retornos, sem considerar a dinâmica de preços aplicada no modelo geométrico (GBM), que simula o caminho do preço de forma exponencial. Caso o objetivo fosse gerar séries para diferentes horizontes considerando a evolução dos preços, poderia ser aplicado o GBM.

Foram testadas duas metodologias para o VaR em Monte Carlo: (1) Assume a distribuição Normal dos retornos, estimando média e desvio padrão com base no histórico; (2) Considera uma reamostragem empírica (*bootstrap*) dos dados existentes, não assumindo nenhuma distribuição.

Tabela 5 - Resultados do VaR dos Produtos da Simulação Monte Carlo

Produto	VaR Monte Carlo Paramétrico Normal (95%)	VaR Monte Carlo <i>Bootstrap</i> (95%)
M+1	-0,3153	-0,3271
M+2	-0,2993	-0,2973
M+3	-0,2940	-0,2851
A+0	-0,1910	-0,1398
A+1	-0,0886	-0,0599
A+2	-0,0588	-0,0377
A+3	-0,0800	-0,0392
A+4	-0,0447	-0,0393

Fonte: Elaboração própria através do Python

O teste com *bootstrap* visa atender outras distribuições além da normal, além de capturar assimetrias e clusters de volatilidade. Entretanto, ressalta-se o tamanho limitado da amostra de retornos disponível.

4.5. VaR da Carteira

O VaR da carteira simulada homogênea considera diferentes métodos para calcular e considerar a correlação e covariância dos produtos.

Inicialmente, analisando a matriz de covariância histórica e a matriz de covariância EWMA (Tabela 6), que aplica pesos exponenciais em retornos mais recentes, é possível afirmar a carteira apresenta uma covariância positiva, com produtos variando no mesmo sentido. Os únicos produtos que apresentam covariância negativa entre si é o M+1 e A+3, mas em escala muito inferior à covariância positiva com demais produtos. Ainda, esses produtos passam a apresentar covariância positiva quando aplicado maior peso em retornos recentes.

Além disso, nota-se que a covariância EWMA tende a ser superior à histórica. Isso significa que em retornos mais recentes, há uma relação linear mais forte entre os produtos e maior volatilidade.

Corroborando com os apontamentos anteriores, a volatilidade histórica dos retornos da carteira foi calculada em 0,07453, abaixo da volatilidade EWMA mensurada em 0,09938.

Tabela 6 - Matriz de Covariância da Carteira Homogênea

Covariância Histórica								
	M+1	M+2	M+3	A+0	A+1	A+2	A+3	A+4
M+1	0,04014	0,02611	0,02065	0,00832	0,00172	0,00085	-0,00005	0,00026
M+2	0,02611	0,03235	0,02501	0,00811	0,00183	0,00094	0,00058	0,00032
M+3	0,02065	0,02501	0,02820	0,00855	0,00187	0,00092	0,00067	0,00047
A+0	0,00832	0,00811	0,00855	0,01251	0,00256	0,00147	0,00074	0,00047
A+1	0,00172	0,00183	0,00187	0,00256	0,00287	0,00145	0,00096	0,00057
A+2	0,00085	0,00094	0,00092	0,00147	0,00145	0,00132	0,00084	0,00058
A+3	-0,00005	0,00058	0,00067	0,00074	0,00096	0,00084	0,00257	0,00065
A+4	0,00026	0,00032	0,00047	0,00047	0,00057	0,00058	0,00065	0,00075
Covariância EWMA								
	M+1	M+2	M+3	A+0	A+1	A+2	A+3	A+4
M+1	0,08589	0,05414	0,03407	0,01686	0,00521	0,00352	0,00140	0,00110
M+2	0,05414	0,05525	0,03721	0,01879	0,00724	0,00396	0,00123	0,00092
M+3	0,03407	0,03721	0,02980	0,01547	0,00574	0,00292	0,00092	0,00066
A+0	0,01686	0,01879	0,01547	0,01104	0,00430	0,00243	0,00078	0,00062
A+1	0,00521	0,00724	0,00574	0,00430	0,00241	0,00127	0,00056	0,00045
A+2	0,00352	0,00396	0,00292	0,00243	0,00127	0,00093	0,00046	0,00040

A+3	0,00140	0,00123	0,00092	0,00078	0,00056	0,00046	0,00045	0,00036
A+4	0,00110	0,00092	0,00066	0,00062	0,00045	0,00040	0,00036	0,00034

Fonte: Elaboração própria através do Python

Considerando os aspectos e considerações mencionadas acima, os diferentes métodos de cálculo e os resultados estão descritos na Tabela 7. Todos os parâmetros utilizados seguiram as especificações detalhadas nas mensurações do VaR dos produtos individuais.

Tabela 7 – VaR da Carteira Homogênea

Simulação	Método de Cálculo	VaR (95%)
Histórica	Retornos históricos agregados	-0,14210
Paramétrica	Matriz de covariância histórica	-0,12259
EWMA	Matriz de covariância EWMA	-0,16346
Cornish-Fisher	Matriz de covariância histórica ajustando o quantil para assimetria e curtose	-0,11910
GARCH	GARCH Bivariado (DCC-Garch)	-0,17834
GARCH Cornish-Fisher	GARCH Bivariado (DCC-Garch)	-0,18515
HSAF	Retornos históricos agregados	-0,14520
EVT	Retornos históricos agregados	-0,14200
Monte Carlo Normal	Matriz de covariância e decomposição de Cholesky para correlacionar os choques	-0,12217
Monte Carlo <i>Bootstrap</i>	Reamostragem dos dados preservando a correlação	-0,12212

Fonte: Elaboração própria através do Python e R

Especificamente para a metodologia HSAF, destaca-se que foram realizadas as quatro etapas descritas, sendo observada a estacionaridade e autocorrelação da série agregada pelos testes ADF e Ljung-Box. O melhor modelo ARMA foi o (3,3) e ARIMA (3,0,3) com AIC de -1.312,80, alinhado com a média dos produtos.

4.6. Backtesting

Visando verificar a aderência das mensurações realizadas através dos diferentes métodos de VaR apresentados, será aplicado de Cobertura Condicional proposto por Christoffersen (1998), assim como Frequência (POF) e independência separadamente.

A verificação depende do p-valor, sendo $p < 0,05$ indica falha em algum aspecto (frequência ou independência) e rejeição da hipótese nula e $p > 0,05$ indica que a frequência e independência estão aderentes e não há rejeição da hipótese nula.

O resultado dos testes realizados para os produtos e carteira está disposto na Tabela 8 indicando se houve ou não rejeição do modelo considerando as violações em toda a amostra histórica de agosto de 2013 até dezembro de 2024 utilizada para cálculo do VaR.

As metodologias VaR histórica, como o VaR histórico, EVT e Bootstrap não são passíveis de falha em frequência, visto que utilizam diretamente a amostra histórica para mensuração dos percentis ou construção da distribuição.

Nota-se que em produtos mensais (M+1, M+2 e M+3), as metodologias mais simples, como modelos paramétricos e modelo histórico, parecem performar bem e apresentam poucas rejeições vinculadas a independência. Por serem produtos de curto prazo, apresentam menos agrupamentos (clusters) e tendem a refletir a perspectiva do preço spot.

Já nos produtos anuais, aparecem algumas rejeições por frequência nos modelos mais simples e surgem rejeições por independência. Os modelos paramétricos parecem subestimar as caudas destes produtos de longo prazo, sendo mais adequado modelos mais complexos como HSAF.

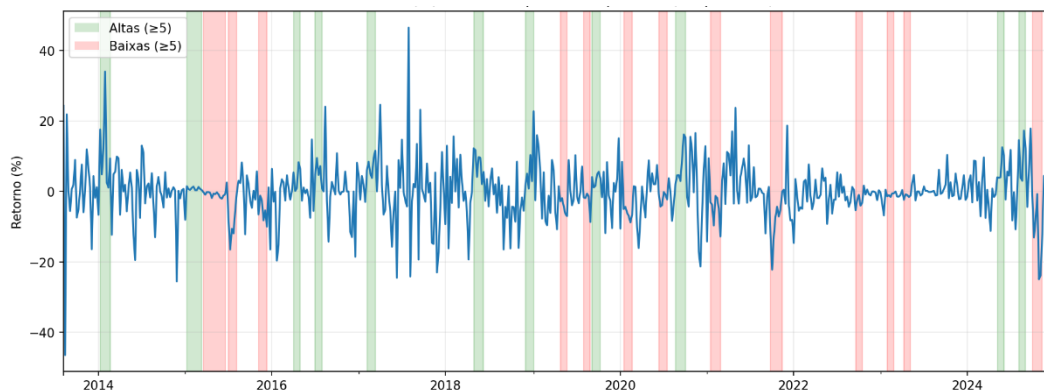
Os modelos GARCH parecem tratar adequadamente os agrupamentos de volatilidade (clusters) tratando da carteira, mas parecem não refletir adequadamente a frequência. Em contrapartida, os modelos baseados nos valores históricos como o próprio VaR histórico, EVT e Monte Carlo Bootstrap parecem bem calibrados em termos de independência e frequência para todos os períodos. Outro modelo com bom desempenho nos testes é o Cornish-Fisher, que apresentou apenas uma rejeição no produto A+3, que possui curtose acentuada.

Os resultados decorrentes do teste na Carteira demonstraram alta rejeição por independência em modelos que avaliados para produtos isolados não

apresentaram esta rejeição. A hipótese de rejeição do fator de independência está alinhada com a estrutura típica de clusters de volatilidade esperada e visualizada nos preços de energia. O teste de Christoffersen apresenta uma hipótese muito conservadora e pouco aderente à mercados com regimes e dinâmica heterocedástica. Conforme supracitado, o mercado de energia elétrica brasileiro é fortemente influenciado por choques de hidrologia, demanda ou oferta, liquidez e fluxo de transmissão, que tende a criar clusters de consecutivos períodos de alta e baixa conforme a projeção e expectativa dos agentes.

A Figura 10 apresenta períodos de altas e baixas consecutivas por 5 semanas ou mais. Pode-se observar que há uma maior concentração desses intervalos em 2014-2015 e 2021, períodos de estresse hídrico intenso.

Figura 10 – Retornos da Carteira Simulada Homogênea



Fonte: Elaboração própria através do Python

Os testes também foram aplicados considerando uma amostra temporal recente de 5 anos, abrangendo o período de janeiro de 2020 até dezembro de 2024. Esse ajuste foi realizado nas séries para verificar a aderência ao comportamento mais recente das séries, refletido especialmente em modelos que aplicam maior peso em dados recentes como EWMA ou que não consideram uma volatilidade constante como GARCH. Conforme esperado, ambos os modelos não foram rejeitados no teste de Kupiec quando aplicado à carteira. Entretanto, todos os modelos apresentaram rejeição por independência, já interpretada e justificada acima.

Tabela 8 – Resultados Backtesting para série temporal completa

VaR1¹	M+1	M+2	M+3	A+0	A+1	A+2	A+3	A+4	Carteira
Histórico	 NR	 NR	 NR	 NR	 NR	 NR	 NR	 NR	 NR
Paramétrico	 NR	 NR	 NR	 NR	 RF	 NR	 RF	 RF	 RI
EWMA	 RF	 RF	 NR	 NR	 NR	 NR	 NR	 RF	 RI
Cornish-Fisher	 NR	 NR	 NR	 NR	 NR	 NR	 RF	 NR	 RI
GARCH Paramétrico	 RF	 NR	 NR	 NR	 RFI	 RF	 RF	 RFI	 RF
GARCH Cornish-Fisher	 RF	 NR	 NR	 RF	 RF	 RF	 RFI	 RFI	 RF
HSAF	 RF	 NR	 RF	 RF	 NR	 NR	 NR	 NR	 RI
EVT	 NR	 NR	 NR	 NR	 NR	 NR	 NR	 NR	 NR
Monte Carlo Normal	 NR	 NR	 NR	 NR	 RF	 NR	 RF	 RF	 RI
Monte Carlo <i>Bootstrap</i>	 NR	 NR	 NR	 NR	 NR	 NR	 NR	 NR	 RI

Fonte: Elaboração própria através do Python

¹ Dados acima descritos como: Não Rejeitado (NR), Rejeição por Frequência (FR), Rejeição por Independência (RI) ou Rejeição por Frequência e Independência (RFI).

5. Considerações Finais

5.1. Conclusão

Em um mercado como o de energia elétrica brasileiro, tanto os agentes que buscam gerir e mitigar os riscos dos portfólios quanto os agentes que procuram especular com a variação e volatilidade dos preços dependem diretamente do VaR e métricas decorrentes dele, para alcançar seus objetivos.

Os modelos não devem subestimar os riscos, falhando em mensurar os cenários extremos, como também não podem superestimá-los, desencadeando em uma tomada de decisão antecipada e que materialize perdas.

A partir das análises das métricas estatísticas, metodologias avaliadas e os resultados dos testes de Kupiec (1995) e Christoffersen (1998), pode-se confirmar heterogeneidade dos resultados, considerando que os produtos apresentam diferentes perfis de distribuição.

Enquanto produtos de curto prazo parecem responder adequadamente a modelos paramétricos, os produtos de médio e longo prazo indicaram maior aderência de modelos semi-paramétricos. Em especial, o HSAF demonstrou maior eficiência na mensuração do risco dos produtos anuais, corroborando com a literatura relativa a séries estacionárias e autocorrelacionadas e testes anteriores em preços de commodities energéticas.

Entretanto, as carteiras dos agentes de energia elétrica possuem diferentes produtos e maturidades, sendo necessária a aplicação de uma metodologia única capaz de agregar, considerar e correlacionar todos os efeitos e variações dos produtos. Em termos de desempenho geral, uma alternativa viável e de simples aplicação são modelos históricos.

Porém, esses modelos além de dependerem de uma amostra robusta e séries longas, não conseguem replicar mudanças de regime ou comportamento da distribuição dificilmente. Essa limitação é relevante para o tratamento de dados de preço à termo de energia elétrica, sendo um mercado em expansão e alvo de diversas mudanças regulatórias e estruturais, como a própria matriz energética, que pode alterar os fatores balizadores de preço.

Além disso, as diversas rejeições dos demais modelos no teste de independência da carteira decorre da presença de volatilidade condicional e clusters inerentes às séries de preços de energia elétrica no Brasil. A dependência temporal observada reflete condições estruturais do mercado brasileiro, marcado por choques hidrológicos, de demanda e de operação, e não necessariamente falha do modelo. Assim, pode-se considerar que o teste de Christoffersen impõe uma hipótese pouco realista ou aderente para mercados como o estudado.

Apesar da rejeição do teste de Christoffersen (1998), os modelos de VaR demonstram boa calibração em frequência, indicando adequação da escala de risco, especialmente Cornish-Fisher paramétrico, com menor quantidade de rejeições, se desconsiderados os modelos com base em valores históricos.

Ainda, para tratar o dilema da superestimação do risco, pode-se considerar mais eficiente o modelo com mensuração mais arrojada, representada pelo menor VaR, mas cuja hipótese de frequência não é rejeitada por Kupiec (1995). Com base nesse racional, o modelo mais eficiente na carteira seria o VaR Paramétrico Cornish-Fisher, capaz de tratar o perfil leptocúrtico das séries e as assimetrias acentuadas para alguns produtos. O detalhamento para os demais produtos está descrito na Tabela 9, reforçando a não homogeneidade dos produtos.

Tabela 9 – Resumo das Análise por Produto

Produto	Interpretação da Estatísticas da Distribuição	Modelos mais eficiente
M+1	Alta volatilidade Assimetria positiva baixa Leptocúrtica Estacionaridade Autocorrelação de resíduo	Cornish Fisher Paramétrico
M+2	Alta volatilidade Simétrica Leptocúrtica Estacionaridade Autocorrelação de resíduo	Cornish Fisher Paramétrico
M+3	Alta volatilidade Simétrica	GARCH Cornish-Fisher

	Leptocúrtica Estacionaridade Autocorrelação de resíduo	
A+0	Alta volatilidade Assimetria negativa alta Leptocúrtica Estacionaridade Autocorrelação de resíduo	GARCH Paramétrico
A+1	Alta volatilidade Assimetria negativa alta Leptocúrtica Estacionaridade Sem evidência de autocorrelação de resíduo	Monte Carlo Bootstrap
A+2	Alta volatilidade Assimetria negativa moderada Leptocúrtica Estacionaridade Autocorrelação de resíduo	Monte Carlo Bootstrap
A+3	Alta volatilidade Assimetria negativa moderada Leptocúrtica Estacionaridade Autocorrelação de resíduo	EWMA
A+4	Alta volatilidade Assimetria negativa baixa Leptocúrtica Estacionaridade Autocorrelação de resíduo	HSAF

Fonte: Elaboração própria

5.2. Indicações de Estudos Futuros

O presente estudo determina e esclarece as principais dificuldades do setor elétrico brasileiro na gestão de risco, especialmente no mercado à termo, e sugere alternativas para uma análise de VaR da carteira de energia com múltiplos produtos e maturidades.

Estudo futuros relativas a métricas de valor em risco condicional (CVaR), que avalia a média dos cenários extremos, ou outras métricas de risco podem contribuir para essa homogeneização do tratamento do risco.

Visando também adicionais contribuições às análises de gestão de riscos de mercado, sugere-se o aprofundamento nas principais metodologias expostas e de alta aderência verificadas neste estudo, podendo ser replicada para diferentes perfis de carteira e maturidade, pode destacar potenciais estratégias de pesquisa.

Ainda, futuras investigações do modelo Markov-Switching GARCH, não aplicado neste estudo, podem ser realizadas em busca de incorporar mudanças estruturais relacionadas ao preço de energia elétrica, como demanda ou mudança na estratégia da matriz energética do país.

Essas futuras investigações poderão contribuir para a construção de práticas de gestão de riscos mais eficientes e homogêneas entre as empresas do setor.

6. Referências Bibliográficas

ANDERSEN T. G.; BOLLERSLEV, T. Answering the Skeptics: Yes, Standard Volatility Models do Provide Accurate Forecasts. **International Economic Review**, v. 39, n. 4, Symposium on Forecasting and Empirical Methods in Macroeconomics and Finance, pp. 885-905, 1998.

ARGENTO, Pedro et al. A risk model to compute the volatility and the need for collateral margins in energy futures contracts in Brazil. **International Journal of Energy Sector Management**, v. 16, n. 3, p. 448-468, 2022.

BALKEMA, A. A.; DE HAAN, L. Residual Life Time at Great Age. **The Annals of Probability**, 2(5), 792–804, 1974.

BOLLERSLEV, T. Generalized autoregressive conditional heteroscedasticity. **Journal of Econometrics**, 1986.

BOONRADSAMEE, J.; JAROENGERATIKUN, U.; BODHISUWAN, W. An Optimal Threshold Selection Approach for the Value at Risk of the Extreme Events. **Journal of Mathematics**, 43, 2397–2410, 2022.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. C.; LJUNG, G. M. Time Series Analysis: Forecasting and Control. 5 ed. **Hoboken: Wiley**. 2015.

CABEDO J.D. e MOYA I. Estimating oil price value at risk using the historical simulation approach. **Energy Economics**, 25(3), pp. 239-235. 2003.

CAMPBELL, J.Y.; ANDREW W.L.; MACKINLAY, A.C; ANDERSEN, T.G. THE ECONOMETRICS OF FINANCIAL MARKETS. **Princeton University Press, Econometric Theory**, v. 14, 1998.

CCEE. Disponível em: <<https://www.ccee.org.br>>. Acesso em: 2 dez. 2024.

CLEWLOW, L. e STRICKLAND, C. Energy Derivatives: Pricing and risk management. London: Lacima Publications. 2000.

CHRISTOFFERSEN, P. "Evaluating Interval Forecasts." **International Economic Review**. Vol. 39, 1998, pp. 841–862.

DEMOULIN, Valérie C.; ROEHRL Armin. Extreme Value Theory can save your neck. January, 2004.

DE CASTRO, Nivalde et al. A Formação do preço da energia elétrica: Experiências internacionais e o modelo brasileiro. **GESEL-IEUFRJ, Rio de Janeiro**, 2014.

DE LA TORRE-TORRES, O. V.; VENEGAS-MARTÍNEZ, F.; MARTÍNEZ-TORRE-ENCISO, M. I. Enhancing portfolio performance and VIX futures trading timing with markov-switching GARCH models. **Mathematics**, v. 9, n. 2, p. 185, 2021.

DING, Jie; MEADE, Nigel. Forecasting accuracy of stochastic volatility, GARCH and EWMA models under different volatility scenarios. **Applied Financial Economics**, v. 20, n. 10, p. 771-783, 2010.

DOWD, K. **Measuring Market Risk**, v2, 2005.

ENGLE, R. F. Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of U.K. inflation. **Econometrica**, 1982.

FELIZATTI, H. L. et al. Curva forward no Mercado de Energia Elétrica Brasileiro: Construção, Modelagem, Previsão e Simulação. **DCIDE**, 2019.

FERNANDES, B. V. R. Modelos de valores extremos e convencionais de VAR: nível de acurácia na previsão de risco de mercado nos países do G7 e BRICS. Tese (Doutorado). **Faculdade de Economia, Administração e Ciências Contábeis e Atuariais – FACE. Universidade de Brasília**. Brasília. 2012.

FISHER, R.A.; TIPPETT, L.H.C. Limiting Forms of the Frequency Distribution of the Largest or Smallest Member of a Sample. **Proceedings of the Cambridge Philosophical Society**, v. 24, 1928.

GARP. Financial Risk Management Exam Part II: Market Risk Measurement and Management. **GARP (Global Associations of Risk Professionals)**. 2025.

HALKOS, George; TSIRIVIS, Apostolos. **Using Value-at-Risk for effective energy portfolio risk management**. 2019.

HERNDRICKS, D. Evaluation of value-at-risk models using historical data. **SSRN Electronic Journal**. 1996.

HULL, J. C. **Options, futures. and Other Derivatives**, 1997.

HULL. J. C. e WHITE A. Incorporating volatility updating the historical simulation method for value-at-risk. **The Journal of Risk**. 1998.

JORION, P. Value at Risk: The New Benchmark of Controlling the Market Risk, New York, NY. 2001.

JORION, P. Financial Risk Manager Handbook. 6th Edition, Wiley Finance, 2011.

KAUSHIK, V, Ng,.; PIRRONG, C. Arbitrage-Free Valuation of Energy Derivatives in Managing Energy Price Risk, v. 2, **Risk Books**, London, U 1999

KRATZ, M. Introduction to Extreme Value Theory: Applications to Risk Analysis and Management. Springer Nature Switzerland AG 2019. **MATRIX Annals, MATRIX Book Series 2**, p. 591-592.2019.

KOVACEVIC, R. M.; PFLUG, G. C.; VESPUCCI, M. T. **Handbook of risk management in energy production and trading**. New York: Springer, 2013.

KUPIEC, Paul H. et al. **Techniques for verifying the accuracy of risk measurement models.** Washington, DC: Division of Research and Statistics, Division of Monetary Affairs, Federal Reserve Board, 1995.

LONGIN, F.M. The asymptotic distribution of extreme stock market returns. **Journal of Business**, Vol.63, pp.383-408, 1996.

LONGIN, F.M. From Value-at-Risk to stress testing: the extreme value approach. **Journal of Banking & Finance**, Vol. 24, pp. 1097-1130, 2000.

LUZ, C. P. DE M. S.; GOMES, L. L.; BRANDÃO, L. E. T. Analysis of the dynamics of the Brazilian forward market of electricity. **Review of Business Management**, v. 14, n. 44, p. 314–334, 2012.

MatLab. **Risk Management Toolbox.** Disponível em: <https://www.mathworks.com/help/risk/index.html?s_tid=CRUX_lftnav>. Acesso em: 19 jan. 2026.

MCNEIL A.J.; FREY R. Estimation of tail-related risk measures for Heteroskedastic financial time series: an extreme value approach. **Journal of Empirical Finance**, 7(3-4). Pp.271-300, 2000.

MCNEIL A.J.; FREY R.; EMBRECHTS, P. Quantitative risk management: concepts, techniques and tools-revised edition. **Princeton university press**, 2015.

MINISTÉRIO DE MINAS E ENERGIA. **Portaria Normativa N° 50/GM/MME**, 2022.

MORGAN, J.P. **RiskMetrics Technincal Document 4th ed**, 1996.

PICKANDS, J. Statistical Inference Using Extreme Order Statistics. **The Annals of Statistics**, 3(1), 119–131, 1975.

RIBEIRO, L.H.M. Risco de Mercado na Comercialização de Energia Elétrica: Uma Análise Estruturada com Foco no Ambiente de Contratação Livre – ACL. **USP, São Paulo**, 2015.

RIBEIRO, M. O. Modelização da volatilidade e co-movimentos entre os mercados financeiro e energético. Dissertação (Mestrado). **Universidade do Minho**, Braga, Portugal. 2021.

SAMUELSON, P. Proof that Properly Anticipated Prices Fluctuate Randomly, *Industrial Management Review* 6, 41-49. 1965.

SADEGHI, M. e SHAVVALPOUR, S. Energy risk management and value at risk modelling. **Energy Policy**. 2006.

SEPÚLVEDA, A. M. Q. Modelos Heterocedásticos-ARCH e GARCH. **FEP, Faculdade de Economia do Porto**, 2012.

SOUZA, W. Estimadores de Máxima Verossimilhança: Casos que não satisfazem as condições de regularidade. UNB, Universidade de Brasília, 2018.

WENGLER, J. **Managing energy risk: a nontechnical guide to markets and trading**. Pennwell Books, 2001.