

ANÁLISE DA VOLATILIDADE CONDICIONAL DO RETORNO DO ETANOL HIDRATADO COMBUSTÍVEL COMERCIALIZADO EM PERNAMBUCO

ANALYSIS OF THE CONDITIONAL VOLATILITY OF THE RETURN ON COMMERCIALLY MARKETED HYDRATED ETHANOL FUEL IN PERNAMBUCO

Fabiano da Costa Dantas
Universidade Federal Rural do Semi-Árido - UFERSA
fabianodantas@ufersa.edu.br

Carlos Alano Soares de Almeida
Universidade Federal Rural do Semi-Árido - UFERSA
alano@ufersa.edu.br

Denison Murilo de Oliveira
Universidade Federal Rural do Semi-Árido - UFERSA
denison@ufersa.edu.br

Grupo de Trabalho (GT): Nº 03 Mercados Agrícolas e Cadeias Produtivas

Resumo: Considerando as variações no preço da gasolina e por conseguinte, o preço do etanol hidratado, o regime de níveis e volatilidade de preços ilustra a necessidade de mitigação de riscos, classificando-se como mecanismos potenciais de estratégias de Hedge. O presente estudo tem como objetivo modelar a volatilidade das cotações mensais do preço médio do indicador do etanol hidratado combustível comercializados pelos usineiros do estado de Pernambuco através da estimação de modelos da família ARCH (GARCH, EGARCH e TGARCH). A partir dos resultados encontrados, observa-se que os modelos captaram choques de volatilidade, persistência, impactos e diferentes reações aos choques de volatilidade de maneira consistente, o que permite concluir que os retornos apresentaram choques de volatilidade baixos na maioria dos modelos estimados e pouca demora em dissipar-se, além de possibilidade de efeito alavancagem e indícios que choques negativos possuem efeitos maiores sobre a volatilidade do que choques positivos.

Palavras-chave: Volatilidade. Etanol Hidratado Combustível. ARCH

Abstract: Considering the variations in gasoline prices and consequently the price of hydrated ethanol, the regime of price levels and volatility illustrates the need for risk mitigation, classifying them as potential mechanisms of Hedge strategies. The objective of the present study is to model the volatility of monthly quotations of the average price of hydrous ethanol fuel indicator traded by sugarcane mill owners in the state of Pernambuco through the estimation of ARCH family models (GARCH, EGARCH and TGARCH). From the results found, it is observed that the models captured volatility shocks, persistence, impacts and different reactions to volatility shocks in a consistent manner, which allows us to conclude that the returns presented low volatility shocks in most of the estimated models and little delay in dissipating, besides the possibility of leverage effect and indications that negative shocks have greater effects on volatility than positive shocks.

Key words: Volatility. Ethanol Hydrated Fuel. ARCH

1 Introdução

Com a implantação de uma nova política de preços para a gasolina comercializados nas refinarias da Petrobras, com base na paridade dos preços internacionais, a estatal tem feito revisões de preços pelo menos uma vez por mês, anunciando redução, aumento ou manutenção dos preços praticados em suas refinarias conforme variação do mercado internacional (Fecombustíveis, 2017).

Os preços *spot* do petróleo bruto internacional aumentaram durante o segundo trimestre de 2018, tendo aumentado constantemente em relação ao ponto baixo no segundo trimestre de 2017. Os

preços *spot* dos *benchmarks* internacionais em março de 2018 foram em média 25,6% superiores aos do ano anterior (International Energy Agency, 2018).

A composição de preços é uma variável importante para o entendimento das relações que se estabelecem entre o mercado do etanol e o dos derivados de petróleo. O aumento do valor do preço da gasolina, acarreta modificações nas preferências do mercado, e no aumento na demanda do etanol hidratado, cujo consumo passa a ser preterido em favor de seu substituto direto, a gasolina (Portela, 2016).

Mudanças no preço do bem, mudanças no preço dos fatores de produção, as expectativas econômicas, mudanças nos preços dos bens substitutos e complementares e as condições climáticas são fatores que afetam as decisões na oferta pelo bem. Esses estímulos aliados ao retorno apresentado estimulam sua produção.

O regime de níveis e volatilidade de preços ilustra a necessidade de mitigação de riscos eficientemente, classificando-se como mecanismos potenciais os contratos futuros e de opções brasileiros e internacionais (Souza et al., 2018). Dessa forma, a correta previsão da volatilidade é importante, pois permite esboçar um conjunto de estratégias ótimas de Hedge, capta momentos de grande incerteza no mercado e auxilia no gerenciamento da produção (Bessaria e Maia, 2009).

Entre as regiões brasileiras, a Região Nordeste é a terceira maior produtora nacional de etanol hidratado, com 4,67% da produção brasileira em 2023. Nesse contexto, o estado de Pernambuco corresponde, no mesmo período, por 16,65% da produção regional, com volume de 166,62 mil m³ (ANP, 2024).

Diante dessas perspectivas, este trabalho tem por objetivo modelar a volatilidade das cotações mensais do preço médio do indicador do etanol hidratado combustível comercializados pelos usineiros do estado de Pernambuco através de modelos da família ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*). Com isso, pode-se aferir com melhor precisão os choques de volatilidade resultantes dos retornos estimados.

A estrutura deste estudo foi dividida em seis seções, além dessa introdução, na seção 2, será demonstrado a revisão literária com um panorama dos estudos sobre volatilidade do etanol e seus derivados no âmbito nacional e internacional. Na seção 3 são abordados os testes estatísticos de normalidade, estacionariedade e Ljung-Box, assim como os modelos ARCH, GARCH, EGARCH e TGARCH. Finalizando, nas demais seções serão expostos os resultados esperados, as considerações finais e as referências, respectivamente.

2 Revisão da Literatura

Diversos autores realizaram estudos sobre a volatilidade nos preços do etanol. Nacionalmente, destacam-se os trabalhos de Margarido, Azevedo e Shikida (2012), que verificaram a presença de volatilidade e de assimetria na série de preços semanais do etanol anidro no estado de São Paulo. Foram aplicados na metodologia modelos da família ARCH/GARCH. Verificou-se que apesar da alta volatilidade, o mercado de etanol responde rapidamente aos choques e há ausência de assimetria de choques.

Melo e Sampaio (2014), analisaram a presença do efeito de substituição e complementaridade entre os mercados de gasolina e etanol no Brasil. O modelo estimado foi por meio do método de vetores autorregressivos estrutural. Como resultado observou-se que um choque na demanda de etanol hidratado, principalmente com o advento dos veículos *flex*, não causou impactos significativos na dinâmica dos dois mercados e os consumidores aumentaram a demanda por etanol, devido a um aumento do preço da gasolina.

Cruz e Françoso (2017), procuraram caracterizar a volatilidade das séries de retornos semanais dos produtos da indústria canavieira: açúcar cristal, etanol anidro e etanol hidratado. Utilizaram extensões do modelo de heterocedasticidade condicional. Como resultado observaram níveis mais elevados de volatilidade na série de retorno do açúcar cristal e observou-se maior persistência temporal dos choques nas séries de retornos do etanol anidro e hidratado.

No âmbito internacional destacam-se Zhang et al. (2009), que avaliaram a relação da volatilidade dos preços do etanol com milho, soja, gasolina e petróleo nos Estados Unidos, através dos modelos de cointegração, Vetores de Correções de Erros (VECM) e modelos Multissariados Generalizados de Heterocedasticidade Condicional Autorregressiva (MGARCH). Os resultados indicaram que não há relações de longo prazo entre os preços dos combustíveis (etanol, petróleo e gasolina) e os preços das commodities agrícolas (milho e soja) em qualquer período da análise.

Serra e Zilberman (2011), investigaram como a volatilidade dos preços no setor de etanol brasileiro muda com o tempo e entre os mercados. Foi proposto um estimador de máxima verossimilhança que estima o modelo de correção de erros e o processo GARCH multivariado em conjunto. Os resultados derivados da análise empírica sugerem uma cadeia casual que vai do petróleo bruto ao etanol e finalmente ao mercado de açúcar. Um aumento nos níveis de preço do petróleo bruto aumenta os preços do etanol, o que, por sua vez, faz com que os níveis de preços do açúcar cresçam.

Zafeiriou et al. (2014), analisaram o papel dos preços de energias alternativas e das emissões de gases na formação dos preços do etanol na União Europeia. Utilizando uma cointegração entre as variáveis. Os resultados da pesquisa confirmaram um aumento no volume de emissões ou nos preços da gasolina resultam em um aumento nos preços do etanol, enquanto o oposto é confirmado no caso do petróleo bruto. A elasticidade dos preços do etanol para o aumento das emissões é outro resultado digno de nota, indicativo do papel significativo das emissões na formação dos preços do etanol.

3 Metodologia

A coleta de dados necessárias para esta pesquisa foi realizada na base do Centro de Estudos Avançados em Economia Aplicada do Departamento de Economia, Administração e Sociologia da Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz (CEPEA/ESALQ), da Universidade de São Paulo (USP). Utilizou-se as cotações mensais do preço médio (em R\$) do indicador do etanol hidratado comercializados pelos usineiros do estado de Pernambuco. O período compreende janeiro de 2000 a dezembro de 2024, totalizando 300 observações.

De acordo com Morettin e Tolo (2006), a avaliação de riscos de uma carteira de aplicação pode ser medida em termos de variações de preços de ativos. A variação de preços entre os instantes $t-1$ e t é dada por $\Delta p_t = p_t - p_{t-1}$ e a variação relativa de preços ou retorno líquido simples deste ativo entre os mesmos instantes é definido por:

$$r_t = \frac{p_t - p_{t-1}}{p_{t-1}} = \frac{\Delta p_t}{p_{t-1}} \quad (1)$$

Denotando $p_t = \log p_t$, define-se o retorno composto continuamente. Assim, o cálculo do retorno dos preços sob a premissa de log-normalidade, é exposto da seguinte maneira:

$$r_t = \log \frac{p_t}{p_{t-1}} = \log(1 + r_t) = p_t - p_{t-1} \quad (2)$$

Em que: r_t é o retorno dos preços no tempo; p_t é o preço do bem no tempo; e p_{t-1} é o preço do bem defasado em um período.

De acordo com Danielsson (2011), a dificuldade importante da modelagem é que a volatilidade do mercado não é diretamente observável - ao contrário dos preços de mercado, é uma variável latente. A volatilidade deve, portanto, ser inferida observando-se quanto os preços de mercado se movimentam, se os preços flutuam muito, sabe-se que a volatilidade é alta, mas não pode-se

determinar com precisão o quão alto e uma razão é que não pode-se distinguir se um grande choque para os preços é transitório ou permanente.

Dessa forma, os modelos estatísticos que melhor preveem a volatilidade da série de retornos mensais do preço comercializados do etanol hidratado serão os modelos da família ARCH, nos quais são constituídos pelos modelos ARCH, GARCH, EGARCH e TGARCH, expressos a seguir.

3.1 Modelo ARCH (Autoregressive Conditional Heteroscedasticity)

Engle (1982) mostrou que é possível modelar simultaneamente a média e a variância de uma série. Observou também que as previsões condicionais são muito superiores às previsões incondicionais. Para tanto, Engle (1982) supôs um modelo ARMA (*Autoregressive Moving Average*) estacionário $y_t = \alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1} + \varepsilon_t$ que deseja prever y_{t+1} . A média condicional de y_{t+1} é expresso como:

$$E_t y_{t+1} = \alpha_0 + \alpha_1 y_t \quad (3)$$

De acordo com Enders (2014), se usar essa média condicional (3) para prever y_{t+1} , a variância do erro de previsão é $E_t[(y_{t+1} - \alpha_0 + \alpha_1 y_t)^2] = E_t \varepsilon_{t+1}^2 = \sigma^2$. No entanto, se forem usadas previsões incondicionais, a previsão incondicional será sempre a média de longo prazo de $\{y_t\}$ a sequência é igual a $\alpha_0/(1 - \alpha_1)$. A variação de erro de previsão incondicional é:

$$E_t\{[y_{t+1} - \alpha_0/(1 - \alpha_1)]^2\} = E[(\varepsilon_{t+1} + \alpha_1 \varepsilon_t + \alpha_1^2 \varepsilon_{t-1} + \alpha_1^3 \varepsilon_{t-2} + \dots)^2] = \sigma^2/(1 - \alpha_1^2) \quad (4)$$

Desde que $1/(1 - \alpha_1^2) > 1$, a previsão incondicional tem uma variância maior que a previsão condicional. Assim, as previsões condicionais são claramente preferíveis. Da mesma forma, se a variância de $\{\varepsilon_t\}$ não for constante, pode-se estimar qualquer tendência de movimentos sustentados na variação usando um modelo ARMA. Como $\{\varepsilon_t\}$ denota os resíduos estimados do modelo $y_t = \alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1} + \varepsilon_t$ de modo que a variância condicional de y_{t+1} é:

$$var(y_{t+1}|y_t) = E_t[(y_{t+1} - \alpha_0 - \alpha_1 y_t)^2] = E_t(\varepsilon_{t+1})^2 \quad (5)$$

Como definiu-se que $E_t(\varepsilon_{t+1})^2$ é igual à constante σ^2 , supõe-se que a variância condicional não seja constante. Uma estratégia simples é modelar a variância condicional como um processo autoregressivo AR(q) usando o quadrados dos resíduos estimados.

$$\hat{\varepsilon}_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \hat{\varepsilon}_{t-1}^2 + \alpha_2 \hat{\varepsilon}_{t-2}^2 + \dots + \alpha_q \hat{\varepsilon}_{t-q}^2 + v_t, \quad (6)$$

Onde v_t é um processo de ruído branco.

Se os valores de $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$, são todos iguais a zero, a variância estimada é simplesmente a constante α_0 . Caso contrário, a variância condicional de y_t evolui de acordo com o processo autoregressivo apresentado pela expressão (6). Então pode-se utilizar a expressão (6) para prever a variância condicional em $t + 1$ como:

$$E_t \hat{\varepsilon}_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \hat{\varepsilon}_t^2 + \alpha_2 \hat{\varepsilon}_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q \hat{\varepsilon}_{t+1-q}^2 \quad (7)$$

De acordo com Morettin e Tolo (2006), no contexto da expressão (6), o modelo ARCH (p) pode ser representado como:

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 X_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p X_{t-p}^2 \quad (8)$$

Em que: h_t é a volatilidade condicional; α_0 é a constante; α_l é o coeficiente de reação da volatilidade e $\alpha_p X_{t-p}^2$ são os efeitos de até p períodos anteriores, em que ε_t *i.i.d.* (0,1). Sendo $X_t = \sqrt{h_t} \varepsilon_t$.

3.2 Modelo GARCH (General Autoregressive Conditional Heteroscedasticity)

Bollerslev (1986) estendeu o trabalho original de Engle (1982) desenvolvendo uma técnica que permite que a variância condicional seja um processo ARMA. De tal forma, que o processo de erro pode ser expresso como:

$$\varepsilon_t = v_t \sqrt{h_t} \quad (9)$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i h_{t-i} \quad (10)$$

Segundo Enders (2014), como $\{v_t\}$ é um processo de ruído branco, as médias condicional e incondicional de ε_t são iguais a zero. Aplicando o valor esperado de ε_t , verifica-se que:

$$E\varepsilon_t = E v_t (h_t)^{1/2} = 0 \quad (11)$$

A variância condicional de ε_t é dada por $E_{t-1} \varepsilon_t^2 = h_t$. Assim, a variância condicional de ε_t é o processo ARMA dado pela expressão h_t em (10).

De acordo com Morettin e Toloí (2006), no contexto da expressão (10), um modelo GARCH (p, q) pode ser expresso da seguinte maneira:

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i X_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j h_{t-j} \quad (12)$$

Onde: h_t é a volatilidade condicional; α_0 é a constante; α_i é o coeficiente de reação da volatilidade e $\beta_j h_{t-j}$ é a função de variância condicional de variâncias passadas, em que ε_t *i.i.d.* $(0,1)$. Sendo $X_t = \sqrt{h_t} \varepsilon_t$.

Esse modelo generalizado ARCH (p) - chamado GARCH (p, q) - permite tanto componentes autorregressivos quanto médias móveis na heterogeneidade de variância. Se define-se $p = 0$ e $q = 1$, expressa-se o modelo ARCH de primeira ordem como um modelo GARCH $(0, 1)$. Da mesma forma, se todos os valores de β_i forem iguais a zero, o modelo GARCH (p, q) é equivalente a um modelo ARCH (q) . Os benefícios do modelo GARCH devem ser claros; um modelo ARCH de alta ordem pode ter uma representação GARCH mais parcimonioso que é muito mais fácil de identificar e estimar. Um modelo mais parcimonioso implicará menos restrições de coeficientes (Enders, 2014).

3.3 Modelo EGARCH (Exponential GARCH)

Um problema com um modelo GARCH padrão é que é necessário garantir que todos os coeficientes estimados sejam positivos. Nelson (1991) propôs uma especificação que não requer restrições de não-negatividade, que pode ser expresso da seguinte maneira:

$$\ln(h_t) = \alpha_0 + \alpha_1 (\varepsilon_{t-1}/h_{t-1}^{0,5}) + \lambda_1 |\varepsilon_{t-1}/h_{t-1}^{0,5}| + \beta_1 \ln(h_{t-1}) \quad (13)$$

Segundo Enders (2014), existem três características sobre o modelo EGARCH:

i) A equação da variância condicional está no formato *log-linear*. Independentemente da magnitude de $\ln(h_t)$, o valor implícito de h_t nunca pode ser negativo. Portanto, é permitido que os coeficientes sejam negativos.

ii) Em vez de usar o valor de ε_{t-1}^2 , o modelo EGARCH usa o nível de valor padronizado de ε_{t-1} [isto é, ε_{t-1} dividido por $(h_{t-1})^{0,5}$]. Nelson (1991) argumenta que essa padronização permite uma interpretação mais natural do tamanho e da persistência dos choques. Afinal, o valor padronizado de ε_{t-1} é uma medida livre de unidade.

iii) O modelo EGARCH permite efeitos de alavancagem. Se $\varepsilon_{t-1}/(h_{t-1})^{0,5}$ é positivo, o efeito do choque no log da variância condicional é $\alpha_1 + \lambda_1$. Se $\varepsilon_{t-1}/(h_{t-1})^{0,5}$ é negativo, o efeito do choque no log da variância condicional é $-\alpha_1 + \lambda_1$.

Segundo Morettin e Toloí (2006), a partir da expressão (13), o modelo EGARCH é dado por:

$$\ln(h_t) = w + \beta \ln(h_{t-1}) + \alpha \frac{|X_{t-1}|}{\sqrt{h_t}} + \gamma \frac{X_{t-1}}{\sqrt{h_t}} \quad (14)$$

Onde: α é o coeficiente de reação da volatilidade; β é o coeficiente de persistência da volatilidade; e γ é o coeficiente que capta o efeito assimétrico da volatilidade.

3.4 Modelo TGARCH (Threshold ARCH)

Glosten, Jagannathan e Runkle (1993), demonstraram como permitir que efeitos de choques positivos e negativos tenham diferentes efeitos sobre a volatilidade. De certo modo, $\varepsilon_{t-1} = 0$ é um limiar tal que, os choques maiores que o limiar tem efeitos diferentes dos choques abaixo do limiar. Dessa forma, o modelo TGARCH pode ser expresso da seguinte maneira:

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \lambda_1 d_{t-1} \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1} \quad (15)$$

Onde d_{t-1} é uma variável *dummy* que é igual a um se $\varepsilon_{t-1} < 0$ e é igual a zero se $\varepsilon_{t-1} \geq 0$.

De acordo com Enders (2014), valores positivos de ε_{t-1} estão associados a um valor zero de d_{t-1} . Portanto, se $\varepsilon_{t-1} \geq 0$, o efeito de um choque de ε_{t-1} em h_t é $\alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2$. Quando $\varepsilon_{t-1} < 0$, $d_{t-1} = 1$, e o efeito de um choque de ε_{t-1} em h_t é $(\alpha_1 + \lambda_1) \varepsilon_{t-1}^2$. Se $\lambda_1 > 0$, os choques negativos terão efeitos maiores sobre a volatilidade do que choques positivos. Se o coeficiente λ_1 for estatisticamente diferente de zero, pode-se concluir que seus dados contêm um efeito de limiar.

De acordo com Morettin e Toloí (2006), a forma funcional do modelo TGARCH pode ser expressa da seguinte maneira:

$$h_t = w + \alpha X_{t-1}^2 + \gamma X_{t-1}^2 d_{t-1} + \beta h_{t-1} \quad (16)$$

Onde: γ é o coeficiente que capta a assimetria. Se $\gamma \neq 0$ há um impacto diferenciado na formação assimétrica, ou seja, há uma diferenciação nos choques positivos e negativos na volatilidade. Se $\gamma > 0$ há um “efeito alavancagem”. Se $\gamma < 0$ o choque negativo aumenta a volatilidade mais que choques positivos.

3.5 Testes Estatísticos

Diante do comportamento da série é necessário a realização de testes estatísticos para verificar heteroscedasticidade, variância do erro de previsão, estacionariedade da série, assimetria e curtose. Para identificar se a série apresenta heteroscedasticidade condicional podem ser aplicados os seguintes testes:

Box e Pierce (1970) apresentou um teste Q realizado como referência:

$$Q = T \sum_{j=1}^p r_j^2 \quad (17)$$

Onde $r_j = (\sum_{t=j+1}^T e_t e_{t-j}) / (\sum_{t=1}^T e_t^2)$, aos valores críticos da tabela qui-quadrado com P graus de liberdade. Ljung e Box (1978) sugeriu um refinamento ao teste, no qual apresentou:

$$Q' = T(T + 2) \sum_{j=1}^p \frac{r_j^2}{T-j} \sim \chi_{(m)}^2 \quad (18)$$

As hipóteses são: hipótese nula, $H_0: r_1 = \dots = r_j = 0$ (ausência de ARCH); contra a hipótese alternativa $H_A: r_1 = \dots = r_j \neq 0$ (presença de ARCH).

De acordo com Besarria e Maia (2009), incorporar novos termos no modelo pode aumentar o grau de ajustamento dele, mas pode também aumentar a variância do erro de previsão. Portanto, uma forma de impor restrições sobre o acréscimo de regressores ao modelo foi dado pelo critério AIC (*Akaike's Information Criterion*).

Ao se comparar dois ou mais modelos o critério de seleção será dado pelo modelo que apresentar o menor valor de AIC. Esse critério também é utilizado para fazer previsões dentro da amostra, assim como, fora da amostra.

Outro critério que reflete o grau de ajustamento do modelo é o SBC (*Schwartz's Bayesian Criterion*). O critério SBC é mais rigoroso quanto a incorporação de regressores que o critério AIC. Como o critério de informação Akaike, quanto menor o SBC melhor o modelo. Depois de verificar as propriedades dos critérios de calibragem é preciso verificar o padrão de correlação serial dos resíduos, ou seja, é preciso verificar que há autocorrelação residual (Bessaria e Maia, 2009).

Conforme Morettin e Toloí (2006), modelos que descrevem séries temporais é necessário suposições simplificadoras, como processos normais (Gaussianos), ou seja, supõe-se que os retornos sejam independentes, identicamente distribuídos e normais.

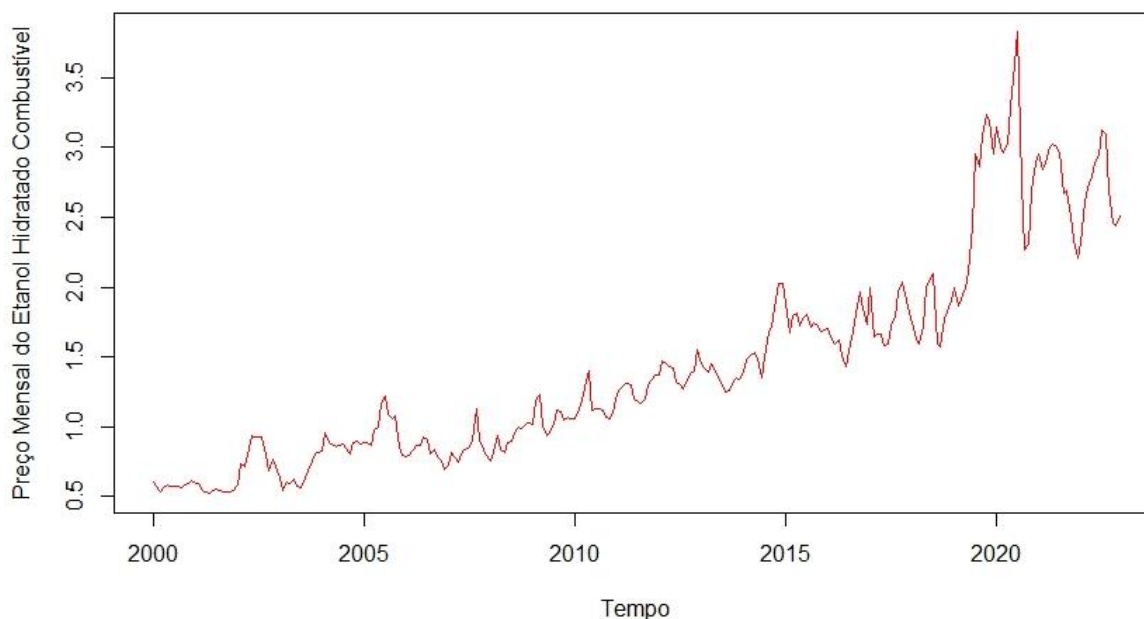
De acordo com Gujarati e Porter (2011) existe um teste assintótico que verifica a normalidade, no qual se baseia na assimetria e curtose chamado de Jarque-Bera (JB). Sob a hipótese nula de que os resíduos são normalmente distribuídos, o teste demonstra que, assintoticamente, a estatística JB segue a distribuição de qui-quadrado com 2 graus de liberdade. Se o valor p calculado para a estatística JB em uma aplicação for suficientemente baixo, pode-se rejeitar a hipótese de que a distribuição dos resíduos é normal. Mas se o valor p for razoavelmente alto, não se rejeita a hipótese de normalidade.

Para verificar a estacionariedade das séries temporais envolvidas na análise, foram desenvolvidos alguns testes estatísticos, dentre eles pode-se destacar o teste Dickey-Fuller, o teste Phillips-Perron e o teste Kwiatkowski, Phillips, Schmidt e Shin.

4 Estimação da Volatilidade e Análise dos Resultados

Com base no banco de dados disponibilizados pela CEPEA/ESALQ/USP sobre as cotações mensais do preço médio do indicador do etanol hidratado combustível comercializado em Pernambuco, pode-se, através da Figura 1, visualizar o comportamento dos preços ao longo do período de janeiro de 2000 a dezembro de 2024.

Figura 1 – Preço do Etanol Hidratado Combustível Comercializados em Pernambuco

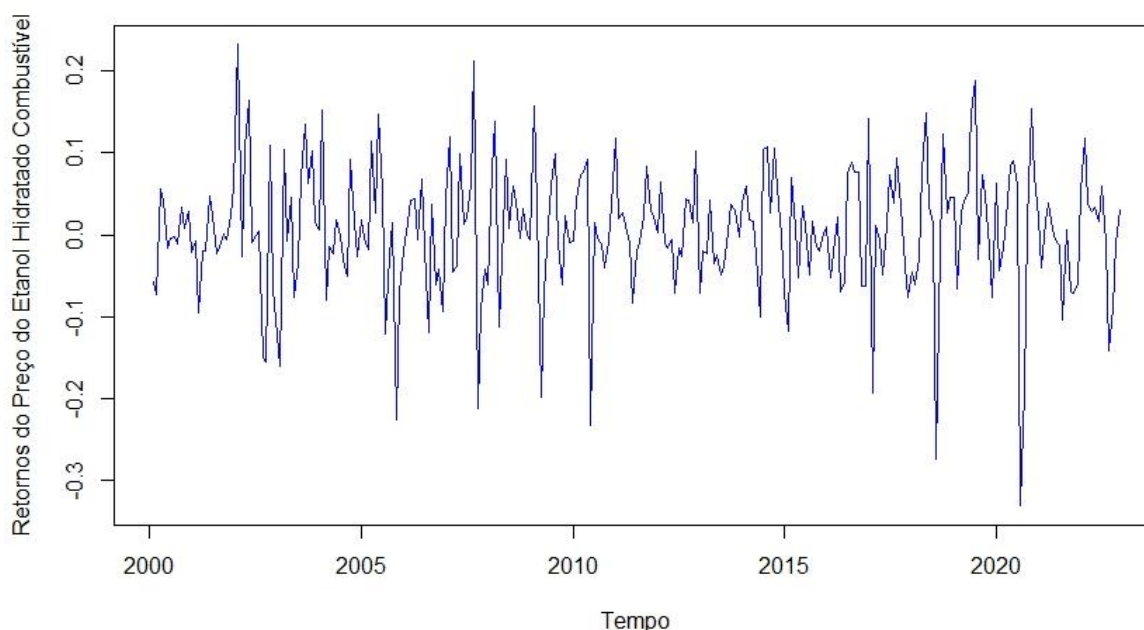


Nota: Reais por litro. Sem frete, sem ICMS e sem PIS/COFINS.

Fonte: Elaborado pelos autores com dados da CEPEA/ESALQ/USP (2025).

De acordo com a Figura 1, os preços médios do etanol hidratado combustível comercializados pelos usineiros possuem variações presentes e com indícios de tendência crescente. Contudo, como o estudo pretende modelar a volatilidade da série de retornos mensais do preço comercializados pelos usineiros do etanol hidratado combustível, a série deve apresentar o retorno dos preços sob a premissa de log-normalidade estimado pela expressão (2) e exposto na Figura 2:

Figura 2 – Retornos dos Preços do Etanol Hidratado Combustível Comercializados em Pernambuco



Fonte: Elaborado pelos autores com dados da CEPEA/ESALQ/USP (2025).

De acordo com a Figura 2, as oscilações dos retornos do preço médio do etanol hidratado combustível foram mais significantes no ano de 2004. A justificativa dessa oscilação pode ser explicada devido a mudança no cálculo do preço médio dos combustíveis aplicado pela Agência Nacional do Petróleo (ANP). Essa mudança impactou nos preços recebidos pelos usineiros. Contudo, períodos como em 2018 e 2020 também apresentaram retornos médios impactantes para a série. Para 2018, o avanço da safra nacional e a consequente aumento da oferta, resultaram em preços do etanol menores, enquanto, em 2020, a crise sanitária da Covid-19 impactou a economia mundial e com as restrições de mobilidade social, resultaram na queda do consumo e produção de etanol e consequente redução nos seus preços. Com o intuito de verificar o comportamento do retorno da série avaliada, estimou-se as medidas descritivas conforme estão organizadas na Tabela 1 abaixo:

Tabela 1 – Estatísticas Descritivas

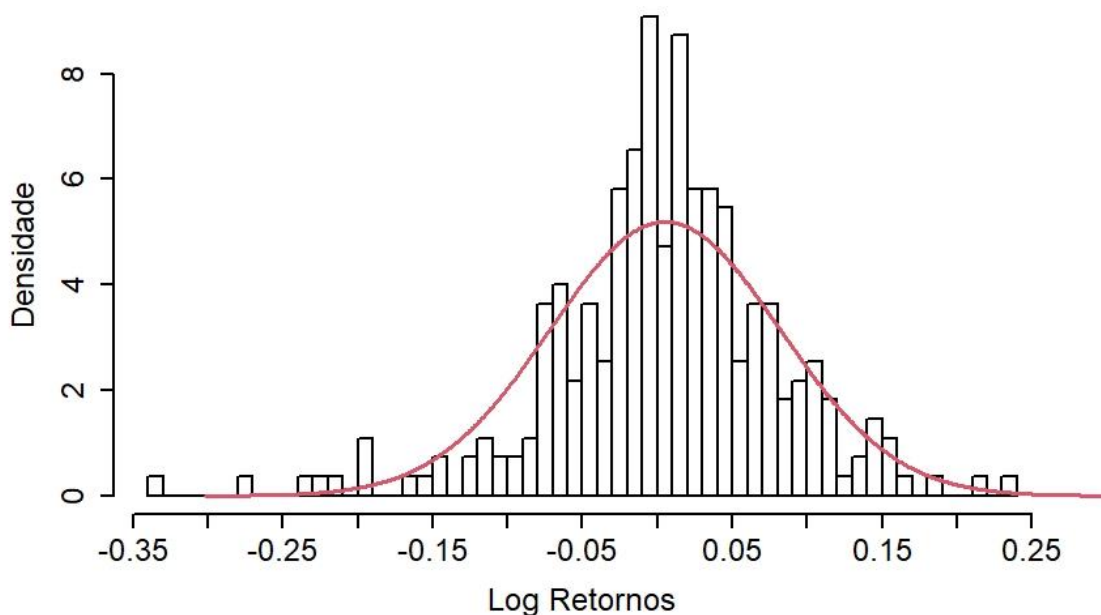
Medidas	Retorno do Etanol Hidratado Combustível
Média	0,00519
Mediana	0,00773
Desvio Padrão	0,07679
Variância	0,00589
Coefficiente de Variância	1.479,55
Mínimo	-0,33097
Máximo	0,23244

Fonte: Elaborado pelos autores com dados da CEPEA/ESALQ/USP (2025).

De acordo com as estatísticas descritivas, os retornos médios do etanol se comportaram de maneira positiva, o desvio padrão e a variância não apresentaram valores altos, indicando que a série se aproxima da média, de modo que não apresenta fortes oscilações no retorno do preço médio do etanol hidratado combustível.

Uma melhor visualização do comportamento do retorno da série em questão, pode ser observado através do histograma da Figura 3, no qual apresenta o quanto o retorno da série centraliza os dados na média e possui características por meio da distribuição da média e do desvio padrão.

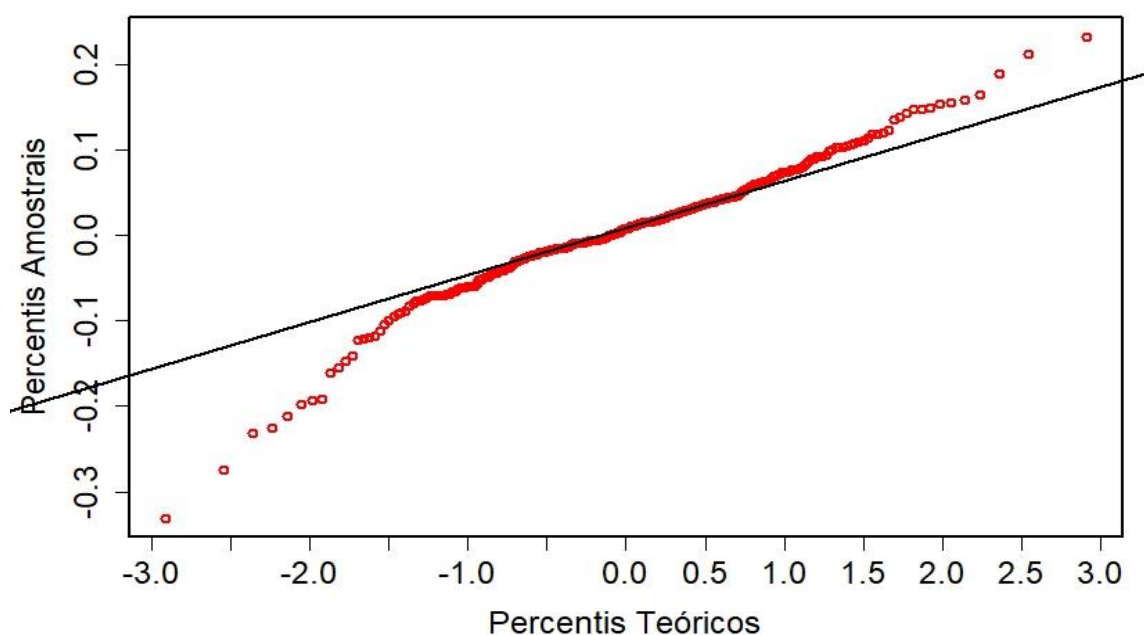
Figura 3 – Histograma do Retorno dos Preços do Etanol Hidratado Combustível Comercializados em Pernambuco



Fonte: Elaborado pelos autores com dados da CEPEA/ESALQ/USP (2025).

Através do Figura 3, pode-se observar indícios que a série dos retornos se comporta de maneira normal, ou seja, os dados não estão dispersos em relação à média. O que se caracteriza pela simetria dos dados da série. Porém, a afirmação de que a série possui uma distribuição normal pode ser complementado a partir da Figura 4, do gráfico Quantil-Quantil Normal (Q-Q Normal), no qual apresenta a adequação de distribuição de frequência dos dados a uma distribuição de probabilidades.

Figura 4 – Q-Q Normal do Retorno dos Preços do Etanol Hidratado Combustível Comercializados em Pernambuco



Fonte: Elaborado pelos autores com dados da CEPEA/ESALQ/USP (2025).

Através da Figura 4, pode-se notar que a reta não se ajusta perfeitamente aos pontos centrais, o que se supõe que a série dos retornos não possui uma distribuição Gaussiana. Essa ratificação que a série de retornos não está distribuída de maneira normal, complementa-se através das medidas de formato e o teste de normalidade que são expostos na Tabela 2 a seguir:

Tabela 2 - Medidas de Formato e Teste de Normalidade

Medidas	Retorno do Etanol Hidratado Combustível
Assimetria	-0,61399
Curtose	5,22253
Jarque-Bera (χ^2)	73,8789
Jarque-Bera (p-valor)	2,2e-16

Fonte: Elaborado pelos autores com dados da CEPEA/ESALQ/USP (2025).

Segundo a Tabela 2, a medida de assimetria do retorno da série identificou que as distribuições são assimétricas a esquerda devido ao valor negativo. O coeficiente de curtose indica distribuição leptocúrtica, ou seja, a função de distribuição é mais afunilada com um pico mais alto do que a distribuição normal. Neste caso diz que essa distribuição possui caudas pesadas. Sobre o teste de normalidade Jarque-Bera, rejeita-se a hipótese nula (normalidade) em virtude do *p-valor* está abaixo de 0,05.

Campbell, Lo e MacKinlay (1997), explicam que os retornos possuem distribuições mais pesadas nas áreas de cauda do que seria previsto por uma distribuição normal, devido os ativos apresentarem dependência limitada, assim os retornos em um unico período *t-1* pode possuir distribuição normal, mas os retornos da série não poderá ter distribuição normal. Essa característica acareta em um excesso de curtose, como pode ser observado na Tabela 2.

Com o objetivo de verificar se a série de retornos são estacionários utilizou-se dos testes de raiz unitária Dickey-Fuller Ampliado (ADF), Philips-Perron (PP) e Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS) para verificar a estacionariedade.

Tabela 3 – Teste de Estacionariedade

Testes	Valor	p-valor
ADF	-8,3998	0,01
PP	-195,86	0,01
KPSS	0,017862	0,1

Fonte: Elaborado pelos autores com dados da CEPEA/ESALQ/USP (2025).

Para os testes ADF e PP as hipóteses utilizadas são: H_0 : tem raiz unitária (não é estacionária); H_a : não tem raiz unitária (estacionária), enquanto o teste KPSS, as hipóteses seguidas são: H_0 : não existe raiz unitária; H_a : existe raiz unitária.

De acordo com a Tabela 5, o teste ADF indica que a série de retornos são estacionários, pois o valor calculado é maior que o valor tabelado, o que se rejeita a hipótese nula de raiz unitária. O teste de estacionariedade PP recomenda que a série de retornos seja estacionária, rejeitando-se a hipótese nula de não estacionariedade. Assim como o teste ADF, o teste PP possui valores calculados maiores que o tabelado. Já o teste KPSS a com 3 defasagens nos parâmetros apresentou resultado igual a 0,017862; esse valor pode-se afirmar que não se rejeita a hipótese nula, portanto a série de retornos é estacionária.

Para certificar-se da estacionariedade do retorno da série testou-se o conjunto dos *rôs* através da estatística Q de Ljung-Box apresentada na Tabela 6 que segue:

Tabela 6 – Teste Ljung-Box

Medidas Q de Ljung-Box (χ^2)	Df	p-valor
5,7145	1	0,01682
10,167	2	0,00061
11,261	3	0,0104
15,492	4	0,00378
18,766	5	0,00212

Fonte: Elaborado pelos autores com dados da CEPEA/ESALQ/USP (2025).

As hipóteses para o teste Ljung-Box são os seguintes: Hipótese nula (H_0): os resíduos são *i.i.d.*, ou seja, independência dos retornos. A hipótese alternativa (H_a): os resíduos não são *i.i.d.*

Na estatística de Ljung-Box, os valores das duas primeiras defasagens são superiores ao valor crítico da Tabela de Qui-Quadrado (χ^2), para 0,005% de probabilidade. Neste caso, não se rejeita a hipótese nula, ou seja, através dessa análise há fortes evidências de que a série seja estacionária.

A estimação da volatilidade dos retornos do preço médio do etanol hidratado combustível foi realizada através de modelos da família ARCH. A seleção dos melhores modelos baseia-se nos Critérios AIC e SBC, destacando os modelos com os menores valores dos critérios.

Dessa forma, diante da estacionariedade da série de retornos do preço médio do etanol hidratado combustível foram estimados quatro modelos para cada ARCH, GARCH, EGARCH e TGARCH. Os primeiros modelos de estimação estão apresentados na Tabela 7 a seguir:

Tabela 7 – Modelos ARCH, Critérios de Seleção e Teste LM

Modelo	AIC	SBC	Teste LM	Prob.
ARCH (1)	-1,885502	-1,885627	13,70078	0,320222
ARCH (2)	-1,915532	-1,915811	8,816700	0,718501
ARCH (3)	-1,907182	-1,907675	8,827295	0,717606
ARCH (4)	-1,898038	-1,898805	8,864748	0,714437

Fonte: Elaborado pelos autores com dados da CEPEA/ESALQ/USP (2025).

De acordo com a Tabela 7, o modelo ARCH (2) mostrou-se o mais adequado para o retorno do preço médio do etanol hidratado combustível recebidos pelos usineiros, com valores AIC e SBC em -1,915532 e -1,915811, respectivamente.

Os valores dos coeficientes do modelo ARCH (2) escolhido está disposto conforme a equação a seguir:

$$h_t = 0,006058 + 0,163542X_{t-1}^2 + 0,181685X_{t-2}^2 \quad (19)$$

O modelo ARCH capta a reação a choques, de modo que o hábito para o coeficiente de reação é aproximadamente igual a 0,20. A reação a choques de volatilidade para a série de retornos do preço médio do etanol hidratado combustível é baixa, ou seja, as volatilidades não apresentam picos pontiagudos por serem inferiores a 0,20.

A estimação do modelo GARCH dos retornos dos preços médios do etanol hidratado combustível, pode ser analisado através da Tabela 8, apresentado a seguir:

Tabela 8 – Modelos GARCH, Critérios de Seleção e Teste LM

Modelo	AIC	SBC	Teste LM	Prob.
GARCH (1,1)	-1,910370	-1,910649	8,176672	0,771176
GARCH (1,2)	-1,903721	-1,904215	8,229335	0,766961
GARCH (2,1)	-1,903026	-1,903520	8,174474	0,771351
GARCH (2,2)	-1,895785	-1,896552	8,229334	0,766961

Fonte: Elaborado pelos autores com dados da CEPEA/ESALQ/USP (2025).

Com base na Tabela 8, o modelo GARCH (1,1) representa o que mais se ajusta em relação aos valores do AIC (-1,910370) e SBC (-1,910649). Os valores dos coeficientes do modelo GARCH escolhido está representado na equação seguinte:

$$h_t = 0,000982 + 0,123117X_{t-i}^2 + 0,776386h_{t-j} \quad (20)$$

No modelo GARCH, a persistência dos choques na volatilidade é medida pela soma de $(\alpha+\beta)$, quanto mais próximo de 1, maior o tempo que o choque levará para dissipar-se. O modelo GARCH (1,1) indicou que o retorno do componente de reação a choques é baixo, devido ao valor está bem inferior a 0,20. Já o componente de persistência indicou que um choque de volatilidade demora um pouco a dissipar-se devido ao valor está próximo de 0,80. A persistência do choque resultante da soma $(\alpha+\beta)$ apontam perseverança ao choque.

As estimações do modelo EGARCH, os critérios de seleção e o teste LM podem ser ressaltados na Tabela 9 seguinte:

Tabela 9 – Modelos EGARCH, Critérios de Seleção e Teste LM

Modelo	AIC	SBC	Teste LM	Prob.
--------	-----	-----	----------	-------

EGARCH (1,1)	-1,996600	-1,998000	1,254000	0,262700
EGARCH (1,2)	-2,075700	-2,077700	0,003313	0,954100
EGARCH (2,1)	-2,063200	-2,065700	0,438300	0,507940
EGARCH (2,2)	-2,055300	-2,058300	0,014970	0,902624

Fonte: Elaborado pelos autores com dados da CEPEA/ESALQ/USP (2025).

Conforme os valores da Tabela 9, o modelo EGARCH (1,2), mostrou-se o mais adequado segundo os critérios de relação ao AIC e SBC, com valores -2,0757 e -2,0777, respectivamente, apontarem o melhor desempenho. Os valores dos coeficientes do modelo EGARCH escolhido podem ser observados na equação seguinte:

$$\ln(h_t) = 0,009535 - 0,453523 \ln(h_{t-1}^2) + 0,417705 \ln(h_{t-1}^2) - 0,264613 \left(\frac{|r_{t-1}|}{\sqrt{h_{t-1}^2}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right) + 0,314776 \left(\frac{r_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}^2}} \right) \quad (21)$$

No modelo EGARCH escolhido, o componente de assimetria é capturado de maneira incremental, notícias positivas apresentam efeitos diferentes do que notícias negativas. O modelo do preço médio do retorno do etanol hidratado combustível pernambucano apresentou uma persistência de volatilidade baixa ($\beta = -0,035818$), indicando que um choque na volatilidade não demora a dissipar-se. O componente de reação da volatilidade indica baixa devido o valor (α) ser inferior a 0,20. E o componente de assimetria (γ) foi maior que zero, indicando a possibilidade do “efeito de alavancagem”.

A partir do modelo TGARCH da expressão (16) foram estimados os retornos do preço do etanol hidratado combustível comercializados pelos usineiros pernambucanos expostos na Tabela 10:

Tabela 10 – Modelos TGARCH, Critérios de Seleção e Teste LM

Modelo	AIC	SBC	Teste LM	Prob.
TGARCH (1,1)	-2,133850	-2,136285	1,434000	0,231200
TGARCH (1,2)	-2,117046	-2,120649	1,131000	0,287600
TGARCH (2,1)	-2,109308	-2,113574	1,532000	0,602300
TGARCH (2,2)	-2,245235	-2,250985	0,176800	0,674200

Fonte: Elaborado pelos autores com dados da CEPEA/ESALQ/USP (2025).

Segundo a Tabela 10, o modelo mais adequado ao retorno do preço médio do etanol hidratado é o TGARCH (2,2), selecionado através do desempenho dos critérios AIC (-2,245235) e SBC (-2,250985). Os valores dos coeficientes do modelo TGARCH escolhido está representado na equação seguinte:

$$h_t = 0,001151 + 0,176733X_{t-1}^2 + 0,164552X_{t-2}^2 + 0,704494X_{t-1}^2 d_{t-1} - 0,999999X_{t-2}^2 d_{t-2} + 0,308224h_{t-1} + 0,274054h_{t-2} \quad (22)$$

No modelo TGARCH, a persistência de volatilidade do retorno do preço médio do etanol hidratado combustível mostrou-se baixa, indicando que um choque na volatilidade não demora a dissipar-se. Enquanto, no componente de reação indicaram alta reação a choques devido ao valor ser superior a 0,20. Já os componentes de assimetria captaram efeitos negativos, indicando que os choques negativos aumentam a volatilidade mais que choques positivos.

5 Considerações Finais

Com o objetivo de modelar a volatilidade das cotações mensais do preço médio do indicador do etanol hidratado combustível comercializados pelos usineiros do estado de Pernambuco, este trabalho utilizou da estimação de modelos da família ARCH (GARCH, EGARCH e TGARCH) e a realização de testes estatísticos, que dão suporte na aferição dos resultados.

O modelo ARCH apontou baixa reação a choques de volatilidade para a série de retornos. No modelo GARCH, o retorno do componente de reação a choques de volatilidade foi baixo. Enquanto, o componente de persistência indicou que um choque de volatilidade demora um pouco a dissipar-se, resultante da persistência ao choque.

No modelo EGARCH, apresentou uma baixa reação a choque de volatilidade, uma persistência de volatilidade baixa e a possibilidade do efeito de alavancagem, com a presença de aglomeração de volatilidade. Já no modelo TGARCH, o retorno apontou uma alta reação a choques de volatilidade. A persistência encontrada para o período de análise, foi baixa, indicando que choques sobre a volatilidade não leva tempo para dissipar-se. Há um impacto diferenciado de choques negativos e positivos na volatilidade, indicando que a possibilidade de choques negativos aumenta a volatilidade mais que choques positivos.

Dessa forma, os retornos apresentaram choques de volatilidade baixas na maioria dos modelos estimados, com pouca demora em dissipar-se, com possibilidade de um efeito alavancagem e que choques negativos possuem efeitos maiores sobre a volatilidade do que choques positivos.

Referências

AGÊNCIA NACIONAL DO PETRÓLEO, GÁS NATURAL E BIOCOMBUSTÍVEIS – ANP. *Anuário estatístico brasileiro do petróleo, gás natural e biocombustíveis*. Rio de Janeiro: ANP, 2024.

BESARRIA, C. N.; MAIA, S. F. Uma Análise da Volatilidade Condicional do Retorno da Commodity Cana-de-Açúcar. XLVII Congresso Brasileiro de Economia e Sociologia Rural, 2009, Porto Alegre. *Anais... XLVII Congresso da SOBER*. Brasília: SOBER, 2009.

BOLLERSLEV, T. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, vol. 31, p. 307-327. North-Holland, 1986.

BOX, G.E.P., PIERCE, D. A. Distribution of Residual Autocorrelations in Autoregressive-Integrated Moving Average Time Series Models, *Journal of the American Statistical Association*, vol. 65, nº 332, 1970.

CAMPBELL, J. Y.; LO A. W.; MacKINLAY, A. Craig. *The Econometrics of Financial Markets*. Princeton University Press: Princeton, New Jersey. 1997.

CEPEA - CENTRO DE ESTUDOS AVANÇADOS EM ECONOMIA APLICADA - ESALQ/USP. *Indicador Etanol Hidratado Combustível CEPEA/ESALQ*, 2025.

CRUZ, F. N.; FRANÇOSO, M. S. Análise da volatilidade dos preços da indústria canavieira: uma aplicação dos modelos da família ARCH. *Economia-Ensaio*, Uberlandia, vol. 32, nº 1, p. 85-112, Jul./Dez. 2017.

DANIELSSON, J. *Financial Risk Forecasting*. Wiley. 2011.

ENDERS, W. *Applied Econometric Time Series*. Fourth Edition. Wiley. University of Alabama, 2014.

ENGLE, R. F. Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*, vol. 50, nº 4, p. 987-1008. jul., 1982

FEDERAÇÃO NACIONAL DO COMÉRCIO DE COMBUSTÍVEIS E DE LUBRIFICANTES – FE-COMBUSTÍVEIS. *Relatório Anual da Revenda de Combustíveis*. Rio de Janeiro. 2017.

GLOSTEN, L., JAGANNATHAN, R., RUNKLE, D. On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks. *Journal of Finance*, vol. 48, nº 5, p. 1779-1801. 1993.

GREENE, W. H. *Econometric Analysis*. Seventh Edition. Pearson. 2012.

GUJARATI, D. N., PORTER, D. C. *Econometria Básica*. 5 ed. MacGraw-Hill: Bookman. 2011.

HAMILTON, J. D. *Time Series Analysis*. Princeton, NJ.: Princeton University Press, 1994.

INTERNACIONAL ENERGY AGENCY – IEA. *Oil Information: Overview*. 2018.

KWIATKOWSKI, D., PHILLIPS, P. C. B., SCHMIDT, P., SHIN, Y. Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root. *Journal of Econometrics*, vol. 54, p. 159-178. North-Holland. 1992.

LJUNG, G. M., BOX, G. E. P. On a measure of lack of fit in time series models. *Biometrika*, vol. 65, nº 2, p. 297-303. 1978.

MARGARIDO, M. A.; AZEVEDO, P. F.; SHIKIDA, P. F. A. Eficiência e coordenação oligopolista no mercado de etanol anidro no Estado de São Paulo: uma aplicação dos modelos ARCH/GARCH. In: KON, A.; BORELLI, E. (Org.). *Indústria, Tecnologia e Trabalho: desafios da economia brasileira*. São Paulo: EITT/PUC, vol.1, p. 293-317, 2012.

MELO, A. S.; SAMPAIO, Y. S. B. Impactos dos preços da gasolina e do etanol sobre a demanda de etanol no Brasil. *Rev. Econ. Contemp.*, Rio de Janeiro, vol. 18, n. 1, p. 57-83, jan-abr/2014.

MORETTIN, P. A. TOLOI, C. M. C. *Análise de séries temporais*. 2 ed. Edgard Blucher: São Paulo, 2006.

NELSON, D. B. Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach, *Econometrica*, vol. 59, nº 2, p. 347-70, 1991.

PORTELA, R. O. C. *Pass-through entre os preços do etanol e da gasolina: Uma análise econométrica*. Projeto de Graduação. Engenharia de Produção. Escola Politécnica - UFRJ. Rio de Janeiro. 2016.

SERRA, T., ZILBERMAN, D. Price volatility in ethanol markets. *European Review of Agricultural Economics*, vol. 38, p. 259 –280. 2011.

SOUZA, W. A. R. *et al.* Avaliação de eficiência de estratégias de Hedge para o risco de preço do café do Brasil com o uso de contratos da Bm&FBovespa. *Rev. Adm. UFSM*, Santa Maria, v. 10, nº 5, p. 908-928, 2017.

ZAFEIRIOU, Z. *et al.* The impact of energy prices on the volatility of ethanol prices and the role of gasoline emissions. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 33, p. 87-95, 2014.

ZHANG, Z. *et al.* Ethanol, Corn, and Soybean Price Relations in a Volatile Vehicle-Fuels Market. *Energies*, vol. 2, p. 320–339. 2009.