

Dinâmica de Volatilidade e Proteção de Portfólio: Um Estudo DCC-GARCH dos Fundos Imobiliários Brasileiros

Daniela P. D. F. Reinecken *

Daniel Soares Gomes Ferreira †

Fernando Antônio Lucena Aiube ‡

Daiane Rodrigues dos Santos §

12 de fevereiro de 2025

Resumo

O presente estudo explora a eficiência dos Fundos de Investimento Imobiliário (FIIs) como ferramentas de hedge e diversificação em relação ao Ibovespa, sob a ótica da volatilidade do mercado financeiro brasileiro. Foram empregados modelos dinâmicos condicionais de correlação generalizada (DCC-GARCH) para analisar quatro classes distintas de FIIs – Logística, Shopping, Lajes Corporativas e Certificados de Recebíveis Imobiliários (CRI)– considerando sua performance ao longo do período de 2020 a 2023, marcado por alta inflação e incerteza econômica global. O estudo revela que, embora os FIIs apresentem correlações condicionais médias positivas com o Ibovespa, indicando limitações como ativos de hedge puro, eles possuem potencial para serem usados na diversificação de portifólio. Em particular, a carteira de CRI evidenciou a menor correlação condicional média, seguida pelos Fundos de Lajes Corporativas. Os resultados deste estudo buscaram expandir o entendimento da dinâmica entre diferentes classes de Fundos Imobiliários e o índice Ibovespa, fornecendo uma ferramenta de apoio à decisão para a construção de portfólios resilientes em mercados emergentes.

Palavras-chave: Modelos GARCH, FII, Correlação Condisional, Hedge

Código JEL: C32, G11, R39

1 Introdução

A exposição ao risco de perdas é uma realidade constante no universo dos investidores, tanto amadores quanto profissionais. Ao construir um portfólio de investimentos, é es-

*Aluna de Doutorado do PPGCE

†Aluno de Mestrado do PPGCE

‡Professor Associado do PPGCE

§Professora Adjunta do PPGCE

sencial considerar o perfil de risco do investidor, seu capital e a necessidade de liquidez. No mercado brasileiro, marcado por instabilidades políticas e econômicas, é crítico antever possíveis oscilações do Ibovespa que, em geral, podem resultar em prejuízos significativos. Durante a pandemia, observou-se a influência da inflação nas cadeias produtivas, evidenciando a correlação entre altas taxas inflacionárias e a erosão do valor real dos retornos de investimentos (B3, 2023). A B3 (Brasil, Bolsa, Balcão) testemunhou um aumento expressivo no número de investidores individuais, refletindo uma entrada macia no mercado de ações durante esse período.

Diante de altas inflacionárias, o Banco Central pode reagir ajustando as taxas de juros, impactando diversas classes de ativos. Portfólios com ativos reais, como imóveis e ouro, ou investimentos vinculados à inflação (Park et. al, (1990) [7]), como títulos atrelados ao IPCA, são estratégicos para a proteção/diversificação do capital investido. Fundos imobiliários, que geram receita por meio de aluguéis frequentemente indexados ao IPCA ou IGP-M, surgem como alternativas de hedge eficazes contra a inflação e volatilidade do risco Brasil.

Segundo a Instrução CVM 472, de 31 de outubro de 2008, os Fundos de Investimentos Imobiliários (FIIs) são regulamentados como uma comunhão de recursos captados através do sistema de distribuição de valores mobiliários, com o objetivo de investir em empreendimentos imobiliários, Scolese et al. (2015) [8]. Atribui-se, de acordo com os autores, a expansão dos FIIs no Brasil a fatores como a estabilidade econômica alcançada desde a década de 1990, impulsionada por medidas de controle da inflação, como o Plano Real; aos avanços legislativos no setor imobiliário; e ao aumento dos investimentos externos, resultante das crises econômicas em países desenvolvidos. Scolese et al. (2015) [8] destacam ainda que os investimentos em imóveis possuem uma dualidade de consumo e investimento, sendo os imóveis simultaneamente moradias e parte significativa do patrimônio familiar. Essa dualidade pode dificultar a otimização das decisões de investimento. Contudo, os FIIs oferecem uma alternativa, permitindo que investidores, inclusive pequenos investidores, acessem o mercado imobiliário de forma mais eficiente, investindo em frações de imóveis e separando, assim, as decisões de consumo das de investimento.

Ressalta-se que a diversificação de risco por meio de fundos imobiliários pode oferecer uma oportunidade estratégica para investidores que visam a otimização de suas carteiras. De acordo com Serra et al. (2027) [9] o risco total de um ativo é constituído por duas parcelas: o risco diversificável, que pode ser mitigado através da formação de uma carteira diversificada, e o risco não diversificável, que persiste mesmo após a diversificação. Considerando que, em termos gerais, os investidores não enfrentam custos expressivos para diversificar suas carteiras, eles estão expostos apenas ao risco não diversificável se assim optarem, sem qualquer expectativa de remuneração por este. Portanto, segundo os autores supracitados, a eliminação do risco diversificável deve ser uma prioridade para o investidor. Cabe destacar que no contexto dos fundos imobiliários, a diversificação é viabilizada por investimentos em uma gama diversificada de empreendimentos imobiliários, o que dilui o risco específico de cada ativo. Nesse sentido, os fundos imobiliários permitem que investidores adquiram frações de diversos imóveis, maximizando a diversificação e minimizando o risco não diversificável, Serra et al. (2027) [9].

Este estudo propõe analisar vinte ativos distribuídos em quatro classes de Fundos Imobiliários - Logística, Shopping, Lajes e CRI - para identificar aqueles com desempenho destacado em proteção em relação ao Ibovespa. Utilizando uma adaptação do modelo DCC-GARCH, investigaremos a interação entre os FIIs e o Ibovespa, fornecendo *insights* sobre a correlação entre estes ativos em diferentes contextos econômicos, essenciais para decisões de investimento. A pesquisa enfatizará a resiliência dos FIIs e sua capacidade de oferecer estabilidade, contribuindo para a diversificação do risco em portfólios financeiros, especialmente em mercados voláteis como o do Brasil.

2 Referencial Teórico

A diversificação de ativos que compõem uma carteira é uma estratégia tradicional em finanças para mitigar riscos nos investimentos. Através da diversificação, os investidores podem distribuir seus recursos entre diferentes estratégias e características de fundos, reduzindo a exposição a riscos específicos associados a cada investimento individual. Essa abordagem permite que os investidores se protejam contra variações adversas no desempenho de um único ativo, assegurando uma gestão de risco mais equilibrada e eficaz. A diversificação pode minimizar os riscos inerentes e potencializar a estabilidade e o crescimento do portfólio ao longo do tempo. Destaca-se que a diversificação está alinhada aos princípios fundamentais da gestão de portfólios, que busca otimizar a relação risco-retorno. A boa gestão do risco-retorno permite que investidores balanceiem adequadamente o potencial de ganhos com a exposição aos riscos, maximizando, assim, o valor do portfólio enquanto amenizam perdas potenciais decorrentes de volatilidades e incertezas inerentes ao mercado e a economia.

Segundo Aiube e Faquieri (2020) [1], no âmbito da gestão de portfólios, o desenvolvimento de modelos como o DCC-GARCH de Engle (2002) reflete um avanço significativo na literatura financeira. Essa evolução se concentrou na capacidade de capturar a dinâmica de volatilidade dos ativos e suas correlações condicionais, oferecendo um método mais refinado e independente para estimar essas relações críticas para estratégias de *hedging* e diversificação. Markowitz, desde 1952, já reconhecia que o êxito no investimento de portfólios depende do entendimento das correlações de retorno entre os ativos. Enquanto investidores conservadores previamente se apoiavam em ativos de baixa volatilidade para estabilidade, Markowitz demonstrou que era possível alcançar a mesma (ou menor) volatilidade, com retornos superiores (ou iguais), combinando ativos arriscados que possuíssem baixas ou negativas correlações.

Embora a otimização de média-variância tenha sido posta à prova quanto à sensibilidade dos parâmetros, o framework básico de Markowitz continua sendo o método predominante para a seleção de portfólios. No entanto, duas grandes incertezas desafiam os investidores: a inferência dos valores esperados dos parâmetros-chave a partir de valores realizados no passado e a mudança desses valores esperados ao longo do tempo. Na intrincada jornada de gerenciamento de portfólios, os investidores se deparam com duas incertezas fundamentais que permeiam a otimização da média-variância. Primeiramente, enfrentam o desafio de tomar decisões baseadas em parâmetros-chave estimados – como a média e a variância

de cada ativo, além das correlações entre eles – que, pela sua natureza inobservável, são complexos de serem extraídos a partir de dados históricos. Em segundo lugar, mesmo que os valores esperados pudessem ser conhecidos, a capacidade de ajustar as estratégias de acordo com as mudanças nesses valores esperados ao longo do tempo poderia resultar em retornos substancialmente melhores.

A literatura sugere que os retornos dos investimentos são influenciados por ciclos econômicos, motivando os investidores a investir consideravelmente na projeção de trajetórias futuras dos ativos (Engle (2002) [3]). A volatilidade nos mercados financeiros e as correlações entre diferentes tipos de ativos, como o mercado de ações brasileiro e os Fundos de Investimento Imobiliário (FIIs), não têm sido tão profundamente exploradas quanto outros temas econômicos. No entanto, elas oferecem uma janela para compreender melhor como manter os rendimentos dos portfólios com uma volatilidade controlada. Este artigo se debruça sobre essa dinâmica, analisando como esses elementos se correlacionam com o Ibovespa, com o intuito de beneficiar a gestão de portfólios no contexto brasileiro. Pesquisas acadêmicas sobre o mercado acionário Norte-Americano, incluindo as de Chandrashekaran (1999) [2], identificaram uma diminuição na correlação entre FIIs e ações de 1972 a 2001. Após a inclusão dos FIIs em índices renomados, como o S&P 500, observou-se um incremento no beta desses fundos em relação às ações, sinalizando uma nova perspectiva de risco. Em um período posterior, estendendo-se de 1999 a 2005, estudos, como os de Westerheide (2006) [12] e Huang e Zhong (2006) [5], apontaram um aumento nessa correlação.

As correlações dinâmicas representam um exemplo de um problema comum à maioria das distribuições de retorno de ativos, o da heterocedasticidade em termos de perturbação. Provavelmente a forma mais comum de lidar com este problema é ignorá-lo calculando uma correlação constante ou incondicional, atribuindo igual importância a todas as observações disponíveis. É razoável supor, no entanto, que o conteúdo informativo das observações mais recentes será maior do que o das observações mais remotas, caso em que às observações recentes deverá ser dado maior peso na estimativa das correlações.

A alternativa mais comum é a correlação em janelas móveis, na qual o tamanho do intervalo móvel é especificado a priori e todas as observações dentro desse intervalo recebem o mesmo peso, enquanto todas as observações fora do intervalo recebem peso zero. Contudo, como observam Forbes e Rigobon (2002) [4], a heterocedasticidade nos retornos faz com que os coeficientes de correlação rolante sejam enviesados para cima durante períodos de maior volatilidade; além disso, não há base teórica ou empírica para a escolha a partir do tamanho do intervalo. O modelo de média móvel ponderada exponencialmente evita o problema de atribuir peso total a todas as observações dentro do intervalo móvel enquanto atribui peso zero a todas as observações fora dela, mas sofre de uma fraqueza semelhante na implementação, pois não há base teórica ou empírica para escolher o valor do parâmetro de suavização λ .

Engle (2002) [3] abordou o problema da heterocedasticidade modelando-a diretamente dentro de uma família de modelos GARCH multivariados. O método DCC, que pode ser caracterizado como a estimativa parcimoniosa de grandes matrizes de covariância variantes no tempo para múltiplos ativos, produz um caminho dinâmico completo do comportamento

da correlação para múltiplos ativos, preservando a consistência e a fácil interpretação dos modelos GARCH (Tsay, (2005) [11]). O modelo VAR(K) representa uma metodologia econométrica robusta para a análise da interdependência dinâmica entre conjuntos de séries temporais é modelada através de um modelo VAR(K), que descreve os retornos dos ativos financeiros como uma função de seus próprios valores defasados e de parâmetros estruturais específicos, denotados por c , m_k , e v_k , capturando as nuances da dinâmica intertemporal.

Ao aplicar o modelo VAR(K) bivariado, é possível se estimar os resíduos, representados pela diferença entre os retornos observados e os valores previstos pelo modelo. Estes resíduos, idealmente caracterizados como ruído branco, indicam a ausência de padrões previsíveis e servem como base para a subsequente modelagem de volatilidade condicional. Especificamente, a formulação do retorno do ativo i no tempo t , r_{it} , é dada pela equação:

$$r_{it} = c_i + \sum_{k=1}^K m_{ik} r_{i,t-k} + \sum_{k=1}^K v_{jk} r_{j,t-k} + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

No qual ε_{it} é o termo de perturbação, e k refere-se ao número de defasagens consideradas. Os índices i e j representam ativos distintos, como FIIs e o índice IBOV, com a condição de que $i \neq j$.

3 Modelos

O modelo UGARCH(1,1) é uma sofisticação do tradicional GARCH, introduzindo um mecanismo para capturar a assimetria nos retornos financeiros (Shadat, (2011) [10]). Este modelo avança ao permitir que volatilidades não observáveis e não lineares sejam modeladas, capturando as complexidades da evolução temporal dos retornos. A equação de variância condicional é dada por:

$$\sigma_k^2 = \omega + \alpha\sigma_{k-1}^2\eta_{k-1}^2 + \beta\sigma_{k-1}^2 \quad (2)$$

e o retorno do ativo no tempo k é modelado como:

$$r_k = \mu + \sigma_k \varepsilon_k \quad (3)$$

No qual ε_k é assumido como normalmente distribuído com média zero e variância unitária.

A função de densidade de probabilidade condicional para a variância é dada por:

$$p(\sigma_k^2 | \sigma_{k-1}^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\alpha\sigma_{k-1}^2}(\sigma_k^2 - \omega - \beta\sigma_{k-1}^2)} \exp\left(-\frac{(\omega + \beta\sigma_{k-1}^2 - \sigma_k^2)^2}{2\alpha\sigma_{k-1}^2}\right), \quad \sigma_k^2 \geq \omega + \beta\sigma_{k-1}^2 \quad (4)$$

A função de densidade de probabilidade condicional para os retornos é:

$$p(r_k | \sigma_k^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_k^2}} \exp\left(-\frac{(r_k - \mu)^2}{2\sigma_k^2}\right) \quad (5)$$

As equações acima são cruciais para calcular a probabilidade de transição para um novo estado dado o estado anterior. Estas equações são a espinha dorsal do processo de transição de estados no modelo UGARCH. Além disso, as funções permitem a implementação de

métodos de filtragem Bayesiana, que são técnicas estatísticas utilizadas para atualizar as estimativas dos parâmetros do modelo de forma contínua à medida que novas informações são observadas.

Já o modelo EGARCH, concebido por Nelson (1991) [6], apresenta a formulação da variância condicional em termos logarítmicos, permitindo uma modelagem de volatilidade isenta das restrições de parâmetros positivos, tipicamente impostas em variantes GARCH convencionais. A especificação logarítmica assegura a positividade da variância condicional e capacita o modelo a responder de maneira flexível a choques assimétricos. A equação de variância do EGARCH é expressa como:

$$\ln(h_t) = \omega + \alpha \left(\frac{u_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} \right) + \beta \left(\left| \frac{u_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} \right| - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right) \quad (6)$$

Neste caso, σ_t^2 representa a volatilidade condicional projetada, u_{t-1} são os choques (resíduos) passados e ω , α , e β são parâmetros do modelo. O termo α incorpora o efeito de alavancagem, indicando que choques negativos podem exercer um impacto desproporcional na volatilidade futura.

O modelo GJR-GARCH(1,1), de Glosten, Jagannathan e Runkle (1993) [6], apresenta-se como uma refinada variante do modelo GARCH(1,1) convencional, introduzindo uma função indicadora que permite a captura de assimetrias na volatilidade dos retornos financeiros. Esta função é instrumental para que o modelo possa acomodar uma resposta acentuada a choques negativos. No GJR-GARCH, a equação de variância condicional é caracterizada pela variância condicional σ_t^2 no tempo t e pelos resíduos defasados ao quadrado u_{t-1}^2 , com os parâmetros ω , α , β , e γ mantidos constantes. A função indicadora possibilita ao modelo discernir o efeito de alavancagem, no qual choques negativos exercem um impacto mais significativo na volatilidade futura em comparação a choques positivos, ressaltando a reação assimétrica do mercado. Quando γ é estabelecido como zero, o GJR-GARCH reverte à forma do GARCH(1,1) padrão, demonstrando a versatilidade do modelo em se adaptar a diferentes comportamentos de retorno. A equação do modelo GJR (p,q) é dada por

$$h_t = \omega + \sum_{j=1}^q (-\alpha_j \varepsilon_{t-j}^2 + g_j I_{t-j} \varepsilon_{t-j}^2) + \sum_{j=1}^p \beta_j h_{t-j} \quad (7)$$

Para a análise da correlação condicional dinâmica será usado modelo DCC-GARCH de Engle (2002) [3] conforme as equações

$$\mathbf{H}_t = \mathbf{D}_t \mathbf{R}_t \mathbf{D}_t, \quad (8)$$

onde $\mathbf{D}_t = diag(\sqrt{h_{11t}}, \dots, \sqrt{h_{nnt}})$ é uma matriz diagonal tendo como entradas as variâncias dos modelos da família GARCH definidas anteriormente. Para garantir a invertibilidade e positividade de \mathbf{R}_t define-se a matriz \mathbf{Q}_t como

$$\mathbf{Q}_t = (1 - \theta_1 - \theta_2) \bar{\mathbf{Q}} + \theta_1 \boldsymbol{\nu}_{t-1} \boldsymbol{\nu}'_{t-1} + \theta_2 \mathbf{Q}_{t-1}, \quad (9)$$

onde $\theta_1 + \theta_2 < 1$ e $\bar{\mathbf{Q}}$ é a matriz incondicional dos erros padrões $\boldsymbol{\nu}_t$. Mostra-se que

$$\mathbf{R}_t = diag(\mathbf{Q}_t)^{-1/2} \mathbf{Q}_t diag(\mathbf{Q}_t)^{-1/2}. \quad (10)$$

4 Metodologia e Dados

Os FIIs são estruturas de investimento coletivo que canalizam capitais de investidores para o mercado imobiliário, operando sob uma dinâmica comparável à de um “condomínio”. Estes FIIs podem ser categorizados primariamente em fundos de tijolo, que investem diretamente em propriedades físicas, gerando receita predominantemente por meio de locações. Esses fundos podem diversificar suas carteiras investindo em uma variedade de empreendimentos imobiliários, como escritórios, shoppings, lajes corporativas, galpões logísticos, centros industriais, imóveis urbanos, e outros, distribuídos por diferentes regiões ou concentrados, refletindo estratégias de investimento distintas e adaptadas a diferentes perfis de risco e retorno. A outra grande classe de FIIs envolve os fundos de papéis, ou mais especificamente fundos que possuem em sua carteira, os Certificados de Recebíveis Imobiliários (CRIs). Tais títulos são geralmente indexados à inflação ou à taxa de juros.

Este trabalho abrangeu os dados desses ativos no período de junho de 2020 a dezembro de 2023. Essa seleção temporal, envolvendo tanto o período da pandemia de COVID-19 quanto o subsequente. Pretende-se discernir o potencial de cada ativo, individualmente e dentro de sua classe, em servir como instrumento de hedge contra o índice IBOVESPA.

As estatísticas descritivas dos dados utilizados estão descritas nas tabelas seguintes agrupadas dentro dos mesmos setores. Em todas as tabelas a curtose representa o excesso de curtose.

Tabela 1: Estatística descritiva - Papéis

Ativo	Média	Desvio-padrão	Assimetria	Curtose (excesso)	Máximo	Mínimo
IRDM11	-0.0001	0.0110	-1.5613	12.16	0.0483	-0.1014
HGCR11	0.0002	0.0072	-0.1272	2.96	0.0370	-0.0377
KNCR11	0.0004	0.0057	-0.0671	2.56	0.0304	-0.0379
KNHY11	0.0002	0.0071	-0.3402	3.53	0.0316	-0.0374
KNIP11	0.0000	0.0058	-0.2774	2.18	0.0256	-0.0309
MXRF11	0.0002	0.0060	-1.2727	8.46	0.0250	-0.0451
IBOV	0.0004	0.0128	-0.2054	0.55	0.0539	-0.0526

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do Yahoo Finance

Há que se notar a presença sistemática de excesso de curtose nos FIIs. Isto evidencia a presença do fato estilizado das séries financeiras da heterocedasticidade. Note a presença de curtose mais elevada nos fundos de Lajes. Este fato deve-se aos retornos negativos desses ativos durante o “lockdown” no período da pandemia.

Agrupando os ativos por setores e usando o mesmo peso para cada ativo, temos as estatísticas setoriais dadas na Tabela 5. Verifica-se que os grupos de CRI, Logística e Shopping apresentaram retornos médios aproximadamente iguais, já o grupo de Lajes corporativas obteve desempenho negativo durante o período analisado, como reportado foi o setor que mais sofreu com a pandemia.

Tabela 2: Estatística descritiva - Lajes

Ativo	Média	Desvio-padrão	Assimetria	Curtose (excesso)	Máximo	Mínimo
BCFF11	0,0003	0,0114	1,2041	5,97	0,0654	-0,0437
BRCR11	-0,0003	0,0104	0,0905	3,07	0,0476	-0,0508
KNRE11	-0,0010	0,0550	9,1357	211,45	1,1345	-0,4740
KNRI11	0,0001	0,0091	1,4514	16,65	0,0953	-0,0542
SPTW11	-0,0002	0,0162	-5,2511	69,52	0,0651	-0,2489
XPCM11	-0,0018	0,0223	-0,5615	10,52	0,1562	-0,1449
IBOV	0,0004	0,0128	-0,2054	0,55	0,0539	-0,0526

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do Yahoo Finance

Tabela 3: Estatística descritiva - Logística

Ativo	Média	Desvio-padrão	Assimetria	Curtose (excesso)	Máximo	Mínimo
BTLG11	0,0001	0,0070	-0,2204	2,51	0,0297	-0,0276
FIIB11	0,0003	0,0082	0,3783	3,76	0,0404	-0,0392
HGLG11	-0,0000	0,0082	-1,7855	26,07	0,0572	-0,0948
XPLG11	0,0001	0,0092	-0,0170	4,05	0,0486	-0,0431
IBOV	0,0004	0,0128	-0,2054	0,55	0,0539	-0,0526

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do Yahoo Finance

Tabela 4: Estatística descritiva - Shoppings

Ativo	Média	Desvio-padrão	Assimetria	Curtose (excesso de)	Máximo	Mínimo
HGBS11	0,0002	0,0093	0,1225	4,00	0,0489	-0,0463
FLMA11	-0,0000	0,0126	0,2321	8,45	0,0828	-0,0921
MALL11	0,0005	0,0084	-0,1738	4,47	0,0435	-0,0470
VISC11	0,0003	0,0092	-0,1580	2,41	0,0354	-0,0437
IBOV	0,0004	0,0128	-0,2054	0,55	0,0539	-0,0526

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do Yahoo Finance

Tabela 5: Estatística descritiva - Setores e Ibovespa

Ativo	Média	Desvio-padrão	Assimetria	Curtose (excesso de)	Máximo	Mínimo
CRI	0,0002	0,0042	-0,5159	3,79	0,0242	-0,0216
Lajes	-0,0002	0,0071	-0,2800	6,02	0,0494	-0,0469
Logística	0,0002	0,0055	0,2716	2,33	0,0239	-0,0235
Shopping	0,0002	0,006	0,2474	3,83	0,0361	-0,0300
IBOV	0,0004	0,0128	-0,2054	0,55	0,0539	-0,0526

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados do Yahoo Finance

5 Resultados

O modelos da família GARCH estimados para os fundos de papéis resultou nos resultados apresentados na Tabela 6. A partir dos modelos obtidos acima, pode-se alcançar as correlações condicionais médias apresentadas na Tabela 7. Pode-se concluir que os ativos IRDM11 e KNIP11 obtiveram as menores correlações condicionais médias contra o Ibovespa. Apresentam correlações condicionais médias de 0,06 e 0,09 e desvios-padrão de 0,01 para ambos. Tais ativos constituem as melhores opções de diversificação para a posição comprada no Ibovespa. Já o KNCR11 possui o maior coeficiente de correlação sendo uma opção *the hedge* na posição vendida contra o Ibovespa.

Tabela 6: Modelos de Volatilidade: Fundos de Papéis

Ativo	Volatilidade	Retorno (ARMA)
Ibov	GARCH com distribuição t-Student	(1,0)
IRDM11	EGARCH com distribuição t-Student	(2,0)
HGCR11	GARCH com distribuição skew-t Student	(0,2)
KNCR11	GARCH com distribuição skew-t Student	(4,2)
KNHY11	GJR-GARCH com distribuição skew-t Student	(2,1)
KNIP11	GJR-GARCH com distribuição t-Student	(1,0)
MXRF11	EGARCH com distribuição t-Student	(1,1)

Fonte: Elaborado pelos autores

Tabela 7: Correlação dos fundos de Papéis com Ibovespa

Ativo	Correlação média	Desvio-Padrão	Máximo	Mínimo
IRDM11	0,06	0,01	0,12	-0,01
HGCR11	0,16	0,01	0,23	0,12
KNCR11	0,24	0,02	0,35	0,19
KNHY11	0,20	0,01	0,29	0,17
KNIP11	0,09	0,01	0,15	0,03
MXRF11	0,17	0,01	0,23	0,13

Fonte: Elaborado pelos autores

A estimação nos fundos de Lajes resultou nos modelos apresentados na Tabela 8. A partir destes modelos, obtem-se a correlação condicional dos fundos com relação ao Ibovespa, conforme descrito na Tabela 9. O ativo BCFF11 apresentou a menor correlação média constituindo-se no mais adequado para diversificação com o Ibovespa, seguido do BRCR11. Já o ativo XPCM11, na posição vendida, constitui-se a melhor opção para proteger o investidor na posição comprada no Ibovespa.

A Tabela 10 apresenta os resultados da estimação dos fundos de Logística. A Tabela 11 mostra que o ativo XPLG11 possui a menor correlação com o Ibovespa sendo o mais apropriado para diversificar a posição comprada no Ibovespa. O ativo FIIB11 apresenta a maior correlação positiva, sendo o mais adequado para estabelecer o *hedge* na posição vendida,

Tabela 8: Modelos de Volatilidade: Fundos de Lajes

Ativo	Volatilidade	Retorno (ARMA)
Ibov	GARCH com distribuição t-Student	(1,0)
BCFF11	GARCH com distribuição skew-t Student	(2,1,0)
BRCR11	GJR-GARCH com distribuição skew-t Student	(1,2)
KNRE11	GJR-GARCH com distribuição skew-t Student	(1,1)
KNRI11	GJR-GARCH com distribuição skew-t Student	(5,1,0)
SPTW11	GARCH com distribuição t Student	(1,3)
XPCM11	GJR-GARCH com distribuição skew- t Student	(1,0)

Fonte: Elaborado pelos autores

Tabela 9: Correlação dos fundos de Lajes com Ibovespa

Ativo	Correlação média	Desvio-Padrão	Máximo	Mínimo
BCFF11	0,04	0,00	0,05	0,03
BRCR11	0,07	0,01	0,08	0,06
KNRE11	0,15	0,01	0,16	0,13
KNRI11	0,08	0,00	0,09	0,07
SPTW11	0,10	0,00	0,12	0,09
XPCM11	0,19	0,01	0,21	0,17

Fonte: Elaborado pelos autores

contra o Ibovespa.

Tabela 10: Modelos de Volatilidade: Fundos de Logística

Ativo	Volatilidade	Retorno (ARMA)
Ibov	GARCH com distribuição t-Student	(1,0)
BTLG11	GARCH com distribuição t-Student	(2,1)
FIIB11	GJR-GARCH com distribuição t-Student	(4,1)
HGLG11	GJR-GARCH com distribuição skew-t Student	(0,0)
XPLG11	GARCH com distribuição skew- t Student	(0,0)

Fonte: Elaborado pelos autores

A estimação dos modelos de volatilidade para o fundos de Shopping estão apresentados na Tabela 12. As correlações condicionais médias estão apresentadas na Tabela 13. Neste setor, observa-se que o ativo MALL11 apresenta a menor correlação positiva com o Ibovespa sendo o mais adequado para diversificação nesta categoria. O ativo FLMA11 possui a maior correlação positiva sendo que a posição vendida é a mais apropriada para o *hedge*.

Os ativos setoriais compostos na Tabela 5 foram estimados resultando nos modelos mostrados na Tabela 14. Dentre os setores, aquele compostos de fundos de Papéis apresentou a

Tabela 11: Correlação dos fundos de Logística com Ibovespa

Ativo	Correlação média	Desvio-Padrão	Máximo	Mínimo
BTLG11	0,11	0,02	0,17	0,05
FIIB11	0,20	0,04	0,30	0,11
HGLG11	0,19	0,03	0,27	0,06
XPLG11	0,08	0,03	0,32	0,04

Fonte: Elaborado pelos autores

Tabela 12: Modelos de Volatilidade: Fundos de Shopping

Ativo	Volatilidade	Retorno (ARMA)
Ibov	GARCH com distribuição t-Student	(1,0)
HGBS11	GJR-GARCH com distribuição skew-t Student	(1,1)
FLMA11	EGARCH com distribuição skew-t Student	(0,2)
MALL11	GARCH com distribuição skew-t Student	(3,2)
VISC11	GJR-GARCH com distribuição skew-t Student	(0,0)

Fonte: Elaborado pelos autores

Tabela 13: Correlação dos fundos de Shopping com Ibovespa

Ativo	Correlação condicional média	Desvio-Padrão	Máximo	Mínimo
HGBS11	0,13	0,01	0,22	0,08
FLMA11	0,27	0,01	0,36	0,22
MALL11	0,10	0,01	0,17	0,02
VISC11	0,32	0,01	0,23	0,43

Fonte: Elaborado pelos autores

correlação mais baixa com o Ibovespa por esta razão mais adequado à diversificação da posição comprada no Ibovespa. O setor composto por fundos de Shopping apresenta a maior correlação positiva, sendo, por isso, o mais apropriado para o *hedge* em posição vendida com a posição comprada no Ibovespa.

Tabela 14: Modelos de Volatilidade: grupos setoriais

Ativo	Volatilidade	Retorno (ARMA)
IBOV	GARCH com distribuição t-Student	(1,0)
CRI	GJR-GARCH com distribuição t-Student	(0,0)
Lajes	GARCH com distribuição skew-t Student	(1,1,0)
Logística	GJR-GARCH com distribuição t-Student	(4,0)
Shoppings	GJR-GARCH com distribuição skew-t Student	(0,1,1)

Tabela 15: Correlação dos grupos setoriais com Ibovespa

Setor	Correlação média	Desvio-Padrão	Máximo	Mínimo
Papéis	0,19	0,02	0,28	0,13
Lajes	0,26	0,02	0,36	0,16
Logística	0,29	0,02	0,37	0,20
Shopping	0,31	0,01	0,38	0,24

6 Conclusão

A exposição ao risco de perdas constitui uma condição inerente no domínio dos investimentos, afetando tanto investidores iniciantes quanto experientes. Na construção de um portfólio de investimentos, torna-se imprescindível considerar o perfil de risco, a capacidade de investimento e a necessidade de liquidez do investidor. O mercado brasileiro, frequentemente impactado por instabilidades políticas e econômicas, demanda uma antecipação cuidadosa de possíveis flutuações do Ibovespa, as quais podem acarretar consequências financeiras adversas.

De acordo com a regulamentação nacional, os Fundos de Investimentos Imobiliários (FIIs) configuram-se como uma forma organizada de recursos destinados à aplicação em empreendimentos imobiliários. Como supracitado, a expansão desses fundos no Brasil tem sido atribuída à estabilização econômica alcançada desde a década de 1990, graças às medidas de controle inflacionário, aos progressos na legislação imobiliária e ao aumento dos investimentos externos, especialmente em resposta às crises econômicas em nações desenvolvidas. Os investimentos em imóveis possuem uma característica dual de consumo e investimento, sendo tanto residências quanto partes do patrimônio familiar, o que pode complicar a otimização das decisões de investimento. Contudo, os FIIs proporcionam aos investidores, inclusive aos menores, uma via para acessar o mercado imobiliário de forma mais eficiente, permitindo a aquisição de frações de imóveis que separam decisões de consumo das de investimento. Além disso, a diversificação por meio dos FIIs representa uma oportunidade estratégica para aqueles que buscam a otimização das suas carteiras, visto que o risco de um investimento é composto por uma parcela diversificável e outra não diversificável. A diversificação dos FIIs é implementada através de investimentos em uma variedade de empreendimentos, o que reduz o risco específico de cada ativo e concentra a exposição exclusivamente no risco não diversificável, que persiste independentemente da formação de um portfólio diversificado.

Este artigo teve por objetivo examinar as correlações entre Fundos Imobiliários de quatro classes distintas listados na B3 e o índice Ibovespa, visando identificar ativos que proporcionam maior proteção a portfólios com exposição ao referido índice. Utilizou-se o modelo DCC-GARCH para analisar as correlações condicionais dos retornos dos ativos e, com base nesses resultados, construiu-se uma carteira com alocação equitativa entre os ativos de cada classe. Os achados contribuem para uma compreensão mais aprofundada da dinâmica de proteção e diversificação oferecida pelos Fundos Imobiliários no contexto do mercado acionário brasileiro.

A partir deste método, constatou-se que o fundo imobiliário BCFF11, pertencente à classe de lajes corporativas, apresentou a menor correlação com o Ibovespa, registrando uma correlação condicional média de 0,04 e um desvio-padrão de 0,003. Seguiram-se os ativos IRDM11, da categoria de Certificados de Recebíveis Imobiliários (CRI), e BRCR11 e KNRI11, ambos da classe de lajes corporativas, bem como KNIP11, também da categoria de CRI, que exibiram a segunda, terceira, quarta e quinta menores correlações condicionais médias, respectivamente, entre todos os ativos avaliados. Quanto à análise por classes de ativos, observou-se que a carteira composta por CRIs apresentou a menor correlação condicional média, de 0,19.

Para investidores que buscam proteção de portfólio, os ativos BCFF11, IRDM11, BRCR11, KNRI11 e KNIP11 demonstram ser opções robustas, evidenciando correlações condicionais médias inferiores a 0,1. Além disso, esses cinco ativos apresentam um desvio-padrão de até 0,01, sugerindo uma resiliência notável frente a movimentos abruptos do mercado, comumente desencadeados por choques exógenos. Embora o período de análise deste estudo não inclua a fase inicial da pandemia de COVID-19, uma análise exploratória subsequente indicou um aumento nas correlações entre os ativos em estudo e o Ibovespa durante a crise pandêmica que se instaurou globalmente no primeiro trimestre de 2020. Este aumento nas correlações é de interesse significativo para pesquisas futuras, pois pode indicar uma tendência de comportamento do mercado em resposta a eventos sistêmicos externos.

Como trabalhos futuros pode-se explorar métodos alternativos de modelagem para aprimorar a robustez e a precisão na previsão de volatilidade e correlação entre os fundos de investimento e o Ibovespa. Modelos híbridos que combinem elementos do GARCH com algoritmos de aprendizado de máquina podem ser utilizados e comparados aos aplicados no presente artigo (vide Tian et al. (2021) e Murali et al. (2020)). Adicionalmente, a análises de sensibilidade pode ser realizadas para entender o impacto de diferentes distribuições sobre os resultados dos modelos estimados (Manganelli (2004) e Choi e Kim (2024)). A presente análise também pode ser expandida para incluir outros indicadores econômicos e ativos, promovendo uma visão mais abrangente sobre a diversificação e estratégias de hedge no contexto financeiro brasileiro.

Referências

- [1] AIUBE, F. A. L., AND FAQUIERI, W. B. Hedging the brazilian stock index in the era of low interest rates: What has changed? *Brazilian Review of Finance* 18, 3 (2020), 5–26.
- [2] CHANDRASHEKARAN, V. Time-series properties and diversification benefits of reit returns. *Journal of Real Estate Research* 17, 1 (1999), 91–112.
- [3] ENGLE, R. Dynamic conditional correlation: A simple class of multivariate generalized autoregressive conditional heteroskedasticity models. *Journal of Business & Economic Statistics* 20, 3 (2002), 339–350.
- [4] FORBES, K. J., AND RIGOBON, R. No contagion, only interdependence: measuring stock market comovements. *The journal of Finance* 57, 5 (2002), 2223–2261.

- [5] HUANG, J.-Z., AND ZHONG, Z. Time variation in diversification benefits of commodity, reits, and tips. *The Journal of Real Estate Finance and Economics* 46 (2013), 152–192.
- [6] NELSON, D. Conditional heteroskedasticity in asset returns: a new approach. *Econometrica: Journal of the Econometric Society* 59, 2 (1991), 347–370.
- [7] PARK, J. Y., MULLINEAUX, D. J., AND CHEW, I.-K. Are reits inflation hedges? *The Journal of Real Estate Finance and Economics* 3 (1990), 91–103.
- [8] SCOЛЕSE, D., BERGMANN, D. R., DA SILVA, F. L., AND SAVOIA, J. R. F. Análise de estilo de fundos imobiliários no Brasil. *Revista de Contabilidade e Organizações* 9, 23 (2015), 24–35.
- [9] SERRA, R., MORAES, A., AND FAVERO, L. Fundo de investimento imobiliário: uma alternativa para diversificação. *Revista de Administração da Unimep* 15, 4 (2017), 229–252.
- [10] SHADAT, W. On the nonparametric tests of univariate garch regression models. *Economics Discussion Paper Series, EDP-1115* (2011).
- [11] TSAY, R. S. *Analysis of financial time series*. John wiley & sons, 2005.
- [12] WESTERHEIDE, P. Cointegration of real estate stocks and reits with common stocks, bonds and consumer price inflation-an international comparison. *ZEW-Centre for European Economic Research Discussion Paper*, 06-057 (2006).