ÁREA TEMÁTICA: Finanças

A ANOMALIA DA BAIXA VOLATILIDADE

Resumo

As teorias clássicas de finanças dizem que o retorno é uma função direta do risco. Os dados brasileiros contam outra história. Com base em mais de 13 anos de cotações diárias de todas as ações listadas na B3, investigamos se o mercado acionário brasileiro se desvia da relação risco-retorno prevista pela teoria clássica. Caso esse desvio exista, procuraremos compreender os fatores que o explicam. Foram selecionados dois métodos que buscam extrair a chamada anomalia da baixa volatilidade, o primeiro foi uma carteira adaptada da metodologia do S&P Low Volatility e o segundo foi um modelo de minimização a partir de uma matriz de covariância estruturada pela metodologia proposta por Ledoit & Wolf. Os resultados apresentados mostram a existência da anomalia da baixa volatilidade e suas possíveis explicações a partir do paralelo com fatores comportamentais e institucionais relacionados aos investidores. A persistência dos investidores nessa base teórica, assumindo-a como regra universal em conjunto com a aversão a risco e a visão em relação à probabilidade, nos fizeram questionar as bases das teorias clássicas sobre finanças e seus usos. Assim, buscamos verificar a existência desse fator no Brasil e, se possível, revisitar os pressupostos das teorias sobre finanças com um olhar mais realista sobre o comportamento humano no mundo das finanças.

Palavras-chave: baixa volatilidade; anomalia; CAPM; comportamento; portfólio.

Abstract

Classical finance theories state that return is a direct function of risk. Brazilian data tell a different story. Based on more than 13 years of daily quotations for every stock listed on B3, we investigate whether the Brazilian equity market deviates from the risk-return relationship predicted by classical theory. If such a deviation exists, we will seek to understand the factors that explain it. Two methods were selected to extract the so-called low-volatility anomaly: the first was a portfolio adapted from the S&P Low Volatility methodology, and the second was a minimization model built from a covariance matrix structured according to the methodology proposed by Ledoit & Wolf. The results show the existence of the low-volatility anomaly and its possible explanations, drawing parallels with behavioral and institutional factors related to investors. Investors persistence in this theoretical framework, treating it as a universal rule, combined with risk aversion and their perception of probability led us to question the foundations of classical finance theories and their uses. Thus, we aim to verify the existence of this factor in Brazil and, if possible, revisit the assumptions of finance theory with a more realistic view of human behavior in the world of finance.

Keywords: low volatility; anomaly; CAPM; behavior; portfolio.

1. Introdução

Nas últimas décadas, a teoria financeira tradicional foi questionada por evidências empíricas que contradizem suas premissas fundamentais. A moderna teoria de portfólios, desenvolvida a partir de Markowitz (1952) e ampliada com o Capital Asset Pricing Model (CAPM) de Sharpe (1964), parte do pressuposto de que os retornos dos ativos seguem uma distribuição normal e que as variações de preços são independentes entre si. Essa estrutura matemática elegante, mas simplificadora, permitiu o desenvolvimento de modelos amplamente utilizados para mensuração de risco, alocação de ativos e precificação.

No entanto, como argumenta Mandelbrot (2004), os retornos de ativos não seguem curvas de Gauss, mas sim distribuições com caudas pesadas, onde oscilações extremas ocorrem com frequência muito maior do que o previsto pelos modelos clássicos. Esses desvios em relação aos pressupostos tradicionais questionam a validade de modelos como o CAPM, que dependem da ideia de que o risco sistemático (medido pelo beta) é a principal fonte de retorno esperado.

A constatação de que ações de baixa volatilidade e baixo beta oferecem retornos superiores aos de alto risco, nos faz ver que o princípio fundamental de que o risco sistemático é o principal determinante do retorno esperado não seja uma regra, mas talvez um caso particular. Esses sinais configuram o que a literatura tem denominado de puzzles, ou anomalias sistemáticas, que revelam falhas estruturais nos modelos tradicionais.

Posteriormente, Sharpe, em 1964, expandiu esse conceito ao desenvolver o modelo de precificação de ativos (CAPM), que estabelece que o retorno esperado de um ativo é proporcional ao risco de mercado – medido pelo beta. No entanto, analisando os fundamentos do CAPM, Fama e French (1992) observaram uma relação praticamente neutra entre os retornos das ações e o beta do mercado estadunidense em uma amostra de 27 anos iniciada em 1963. Blitz e van Vliet (2007) trouxeram uma análise empírica sobre os retornos de ações de baixa volatilidade com altos rendimentos ajustados ao risco.

Essa relação inversa entre risco e retorno observada empiricamente deu origem ao chamado low-volatility puzzle. O puzzle foi inicialmente identificado por Black (1972) e Haugen e Heins (1975), e vem sendo amplamente documentado ao longo do tempo e em diversas geografias (ver Brennan, Chen e Li, 2014). Segundo Chow et al. (2014), a persistência e a abrangência global desse comportamento indicam que ele não pode ser considerado um acaso estatístico, mas sim reflexo de ineficiências estruturais e comportamentais nos mercados financeiros.

Diversas hipóteses foram propostas para explicar por que ativos menos arriscados apresentam retornos superiores. Black (1972) atribuiu o fenômeno a restrições de alavancagem: investidores que não podem (ou não querem) se alavancar acabam investindo demais em ativos arriscados, distorcendo os preços. Frazzini e Pedersen (2011) formalizaram essa ideia com o fator BAB (Betting Against Beta). Entre as explicações comportamentais, Barberis e Huang (2008) apontam que muitos investidores apresentam aversão à perda,

mas simultaneamente superestimam a probabilidade de ganhos extremos, o que os leva a alocar capital em ações altamente voláteis, do “tipo loteria”. Hsu et al. (2013) apontam a tendência otimista das projeções de analistas para ações de alta volatilidade, e Brennan, Chen e Li (2012) oferecem uma explicação centrada na estrutura de incentivos dos gestores avaliados em relação a um índice de referência, que tendem a sublocar ações de baixo beta por aversão ao erro de acompanhamento (tracking error).

Esta pesquisa parte da inquietação gerada pelo uso predominante de modelos, como o CAPM, e as distorções práticas encontradas no mundo real quando comparados com a teoria. Pergunta-se se tais modelos, ao simplificar a dinâmica do mercado, não acabam sendo apenas um caso particular de leitura da realidade financeira e, por isso, não explicando certos casos e os tratando como anomalias, quando na verdade são a realidade.

O estudo busca, em primeiro lugar, verificar a existência do low volatility puzzle no mercado brasileiro. Para isso, propõe a construção de duas carteiras. A primeira, denominada “Carteira de Baixa Volatilidade”, adapta ao mercado brasileiro a metodologia do índice S&P 500 Low Volatility. A segunda, “Carteira de Mínima Variância”, será criada a partir da metodologia de otimização por mínima variância, proposta por Rubessam e Beltrame em 2013, com a matriz de covariância estruturada pelo método proposto por Ledoit e Wolf, em 2003. Para análise de risco e dispersão serão empregadas diferentes métricas, como CVaR, MVaR e Maximum Drawdown.

A relevância do trabalho reside na necessidade de reavaliar pressupostos centrais da teoria financeira, especialmente a relação positiva entre risco sistemático e retorno esperado. A persistência da anomalia, já documentada em outros mercados desenvolvidos, expõe fragilidades estruturais nos modelos clássicos e convida a uma revisão de seus fundamentos. Além disso, a comprovação de tal fator amplia o debate teórico sobre os estudos voltados a investimentos em fatores na prática da gestão de portfólios. Este artigo está organizado da seguinte forma: além desta introdução, apresenta a fundamentação teórica, a metodologia, a análise e discussão dos resultados e, por fim, as conclusões e contribuições do estudo.

2. Fundamentação Teórica

Mandelbrot (2004) questiona alguns fundamentos da teoria financeira moderna que, embora elegantes, se distanciam da realidade empírica do mercado: a hipótese de retornos normalmente distribuídos, a independência serial entre os preços dos ativos e a racionalidade plena dos agentes econômicos. Segundo o autor, os mercados não seguem uma lógica gaussiana, mas sim um comportamento fractal, no qual eventos extremos são muito mais frequentes do que o previsto pelos modelos clássicos, exibindo caudas pesadas e evidências de dependência de longo prazo. Mandelbrot critica ainda a rigidez da academia e do mercado financeiro em abandonar modelos comprovadamente falhos, resistência que contribui para a perpetuação de modelos que não conseguem explicar, com precisão, fenômenos sistemáticos como as chamadas anomalias de mercado.

Para compreender o ponto de partida das críticas à teoria financeira clássica, é essencial revisitar os fundamentos da moderna teoria de carteiras,

especialmente o artigo Portfolio Selection, de Markowitz, onde introduziu o conceito de diversificação utilizando o modelo de média-variância. Markowitz definiu a variância como a medida central de risco em uma carteira e apresentou a regra de variância e retorno esperado, afirmando que os investidores devem buscar construir carteiras que alcancem o máximo de retorno para um dado nível de risco ou o mínimo risco para um nível de retorno desejado. Esse princípio estabeleceu a base para as discussões sobre o trade-off entre risco e retorno na estruturação de carteiras.

William Sharpe introduziu, em 1964, o modelo CAPM como uma extensão da Moderna Teoria de Portfólios de Markowitz, estabelecendo uma relação linear entre o retorno esperado de um ativo e o risco de mercado, medido pelo beta (β). O modelo sugere que ativos mais arriscados devem proporcionar retornos mais altos para compensar o risco adicional assumido. O modelo de precificação de ativos de Sharpe-Lintner-Black (SLB) estabelece uma relação positiva entre o beta de mercado e os retornos esperados de ações, propondo que o beta seja a única medida de risco relevante para os investidores.

Fama e French (1992) apresentaram evidências de que o beta de mercado perdeu sua relevância para explicar os retornos de ações no período de 1963-1990. A relação entre beta e retorno médio é descrita como fraca e inconsistente, em contraste com a hipótese central do modelo SLB, e a relação positiva observada em estudos anteriores desaparece ao controlar variáveis como o tamanho da empresa.

Blitz e van Vliet (2007) investigam o efeito da volatilidade no desempenho de ações e observam que as ações com menor volatilidade obtêm retornos, ajustados ao risco, superiores. Em suas análises, entre 1986 e 2006, os portfólios de ações com baixa volatilidade superaram os portfólios de alta volatilidade em mercados globais, como os dos EUA, Europa e Japão. Os autores propõem que a volatilidade deve ser considerada uma classe de ativo separada na alocação estratégica de portfólios e explicam que restrições de alavancagem, processos de investimento ineficientes e vieses comportamentais são possíveis explicações para o fato de que ações com baixa volatilidade têm sido subvalorizadas.

Haugen e Heins (1975) analisam esse paradigma ao examinar empiricamente o comportamento de 114 portfólios compostos por ações da Bolsa de Nova York no período de 1926 a 1971. Com base em uma amostra ampla e heterogênea, os autores demonstram que a relação entre risco (mensurado pelo desvio padrão e pelo beta) e retorno não se sustenta de maneira consistente ao longo do tempo, especialmente em períodos de baixa. Em particular, no período de 1946 a 1971, os coeficientes de regressão indicam uma correlação negativa entre risco e retorno.

Frazzini e Pedersen (2014) questionam a lógica tradicional ao apresentar o efeito “Betting Against Beta” (BAB), segundo o qual ações de baixa beta tendem a gerar retornos ajustados ao risco superiores. Essa anomalia é explicada pela existência de fricções no mercado, como restrições de alavancagem enfrentadas por muitos investidores institucionais, que os forçam a super investir em ativos de alto beta. A estratégia BAB consiste em

construir uma carteira neutra em beta, comprando ativos de baixo beta e vendendo ativos de alto beta.

O trabalho de Barberis e Huang (2007) propõe uma explicação alternativa a partir da teoria da perspectiva cumulativa de Tversky e Kahneman (1992), focando especialmente no papel da função de ponderação das probabilidades. Segundo os autores, investidores tendem a supervalorizar ativos com distribuição de retornos assimétrica (positivamente enviesados), tratando-os como “loterias”. Essa preferência por distribuições com caudas positivas pode levar à supervalorização desses ativos e, consequentemente, a retornos médios excessivamente baixos no longo prazo.

Na ótica de investimentos em fatores, Andrew Ang, em seu livro Asset Management: A Systematic Approach to Factor Investing, explica que investimento em fatores parte da ideia de que o que realmente gera retorno não são os ativos em si, mas os “nutrientes” de risco embutidos neles. Ang compara fatores a macronutrientes: são esses fatores que explicam os prêmios de risco, pois determinam como o ativo se comporta em períodos de recessão, alta volatilidade ou choques inflacionários. O investimento em fatores é, então, a prática de escolher quais fatores carregar e em que intensidade; o objetivo não é eliminar perdas, mas ser justamente remunerado por elas.

3. Metodologia

Neste artigo, foram utilizados dados referentes aos preços de fechamento de todas as ações que compuseram o IBOVESPA no período de setembro de 2010 a dezembro de 2023. As informações sobre a composição das carteiras e o preço de fechamento do IBOVESPA foram obtidas através do site COMDINHEIRO, enquanto os dados históricos de preços de fechamento das ações foram obtidos através do site Quantum Axis. Os preços de fechamento foram usados para calcular o retorno diário das ações e do IBOVESPA.

Antes de partir para as metodologias das carteiras, é importante ressaltar que as ações consideradas elegíveis para o estudo são as que, em cada data de rebalanceamento, tiveram negociação nos últimos 252 dias úteis e estavam presentes na composição do IBOVESPA nos últimos três rebalanceamentos, com o último sendo o que se está analisando. A seleção dos ativos e seus pesos na carteira de baixa volatilidade tiveram como base a metodologia do S&P 500 Low Volatility, enquanto a escolha dos ativos da carteira de mínima variância foi realizada a partir do cálculo da covariância utilizando o método de encolhimento, visando a otimização com a menor variância possível.

3.1. Mínima Variância

Rubessam e Beltrame (2013) demonstraram que métodos de otimização baseados na média histórica dos retornos produzem desempenhos inferiores. O estudo confirma que, na ausência de uma estimativa confiável dessa média, é preferível ignorar completamente esse parâmetro e adotar a carteira de mínima variância. Essa solução atende à fragilidade já implícita no modelo média-variância de Markowitz (1952): a fronteira eficiente só é fidedigna quando as estimativas de média e variância são robustas. A

otimização apresentada por Markowitz se baseia no problema abaixo, no qual se considera uma amostra de N ativos com retornos médios μ e matriz de covariância Σ, buscando o peso w de cada ativo dada uma taxa de retorno média r:

$$\min \; w'\Sigma w \quad \text{sujeito a} \quad \Sigma w_i = 1 \quad \text{e} \quad w'\mu = r$$

A minimização proposta pelos autores contém a restrição para que não haja posição vendida nos ativos. O uso da equação no trabalho contou com duas configurações de restrição: a primeira apenas com peso mínimo por ativo, eliminando posições vendidas; e a segunda acrescentando um teto de peso máximo, contornando a possibilidade de o modelo de otimização concentrar um alto percentual da carteira em algum ou alguns ativos:

$$\Sigma w_i = 1 \quad \text{e} \quad w_i \in (0{,}001 \; ; \; 1) \quad \forall \, i$$

$$\Sigma w_i = 1 \quad \text{e} \quad w_i \in (0{,}001 \; ; \; 0{,}08) \quad \forall \, i$$

3.2. Carteira de baixa volatilidade

A metodologia por trás do índice S&P 500 Low Volatility ordena as ações elegíveis pelo seu desvio padrão, calculado em cada data de rebalanceamento sobre os últimos 252 dias úteis de negociação, e seleciona as de menor volatilidade. Para o cálculo dos pesos de cada ação, a metodologia atribui peso proporcional ao inverso de sua volatilidade:

$$w_i = (1 \,/\, \text{Volatilidade}_i) \,/\, \Sigma \, (1 \,/\, \text{Volatilidade})$$

Nesse trabalho será aplicada essa metodologia, porém com algumas adaptações. Como o número de ações do IBOVESPA é inferior ao do S&P 500, nos concentramos no percentual que as 100 ações correspondem às 500 que compõem o índice americano. Além disso, a volatilidade será definida como a mediana das distâncias absolutas (“Median Absolute Deviation” – MAD) dos retornos diários, calculados a partir dos preços de fechamento em reais (BRL) dos últimos 252 pregões. Ao estimar a tendência central, a mediana é particularmente útil quando o conjunto de dados contém outliers que geram assimetria, pois esses valores extremos não afetam seu cálculo, diferentemente do desvio padrão, que se baseia em uma média. O MAD é matematicamente definido como:

$$\text{MAD} = \text{mediana}_j \left(\left| x_j - \text{mediana}_i \left(x_i \right) \right| \right)$$

No caso do IBOVESPA, são feitos três rebalanceamentos por ano, nos meses de janeiro, maio e setembro, na primeira segunda-feira útil de cada mês, e serão nesses meses que a carteira será rebalanceada. Cabe registrar que a B3 já realiza a estruturação e o acompanhamento de um índice de baixa volatilidade, o Ibovespa Smart Low Volatility B3, no qual a volatilidade usada no ranqueamento e na ponderação é estimada por um filtro EWMA (Exponentially Weighted Moving Average), com parâmetro de suavização $\alpha = 2 / (252 + 1)$ e variância $\sigma^2(\text{EWMA}) = \alpha \cdot \sigma^2(n-1) + (1 - \alpha) \cdot R^2(n-1)$; optou-se, porém, pela metodologia da S&P por sua formulação matemática mais enxuta.

3.3. Estimação da matriz de covariância

O modelo escolhido para estimar a matriz de covariância dos ativos, Σ, foi proposto por Ledoit e Wolf (2003) como um método de encolhimento da matriz de covariância. Partimos da matriz de covariância amostral que,

segundo Ledoit e Wolf, é não viesada, porém tem a desvantagem de conter erro de estimativa quando o número de dados é comparável ou até menor ao número de ações individuais no portfólio – um problema comum no mundo das finanças. Denotando X uma matriz N x T de T observações (retornos) em um universo de N variáveis (ações), define-se a matriz de covariância amostral S como:

$$S = (1/T) \cdot X \left(I - (1/T)\, 11' \right) X'$$

Quando o número de ativos N é maior ou igual ao número de observações T, a matriz S se torna deficiente em posto, ou seja, perde sua capacidade de ser invertida, o que compromete a otimização de portfólios. Os autores consideram, alternativamente, um estimador com mais estrutura, o modelo de um único fator de Sharpe (1963), que contém relativamente pouco erro de estimativa apesar da tendência de ser mal especificado. A filosofia do método é combinar os dois estimadores em uma combinação linear convexa $\delta F + (1 - \delta)S$, onde S representa a matriz de covariância amostral e F o estimador estruturado, definido a partir da regressão dos retornos das ações sobre os retornos do mercado como:

$$F = s^2_{00} \cdot bb' + D$$

Todavia, os autores também apontam o uso de um modelo de correlação constante, mais fácil de implementar e com performance comparável. A correlação média amostral $\bar{r}$ é calculada como a média das correlações amostrais entre todos os pares de ativos distintos; assumindo que a correlação entre cada par de ativos é igual a $\bar{r}$, os elementos da diagonal são iguais à variância amostral do ativo ($f_{ii} = s_{ii}$) e os elementos fora da diagonal são dados por:

$$f_{ij} = \bar{r} \cdot \sqrt{(s_{ii} \cdot s_{jj})}$$

A constante de encolhimento (δ) mede o peso que será atribuído ao estimador estruturado; o princípio por trás é que, ao combinar dois estimadores extremos, podemos chegar a um estimador que apresente melhor desempenho. Ledoit e Wolf (2003) propõem uma escolha ótima que minimiza a distância entre o estimador de encolhimento e a matriz de covariância verdadeira, a partir de três componentes: π (soma das variâncias assintóticas dos elementos da matriz de covariância amostral), ρ (soma das covariâncias assintóticas entre a matriz amostral e o alvo de encolhimento) e γ (erro de especificação do alvo). A intensidade e a constante de encolhimento ótima são definidas por:

$$\hat{\kappa} = (\hat{\pi} - \hat{\rho}) / \hat{\gamma} \qquad \delta^* = \text{máx} \{ 0 , \text{mín} (\hat{\kappa} / T , 1) \}$$

3.4. Métricas de Avaliação de Desempenho

Para análise de risco e dispersão foram empregadas diferentes métricas. De acordo com Rockafellar e Uryasev (2002), o cálculo do Conditional Value-at-Risk (CVaR) pode ser formulado como um problema de minimização. De forma informal, o Value-at-Risk (VaR) responde qual é a perda máxima que se espera não ultrapassar com, por exemplo, 95% de confiança, ao passo que o CVaR calcula a perda média quando esse limite de VaR é excedido, tornando-se uma medida mais conservadora, pois se

preocupa com os cenários de pior caso. A fórmula para calcular o CVaR em um nível de confiança α é dada por:

$$CVaR\alpha(X) = mín \{ f + [1/(1-\alpha)] \cdot E[(X - f)^{+}] \}$$

Segundo Belchior (2007), a premissa mais comum sobre o VaR é que os retornos são normalmente distribuídos; todavia, séries financeiras são normalmente enviesadas para a esquerda e possuem caudas mais pesadas. Diante dessas características, o autor mostra o uso da expansão de Cornish-Fisher com a finalidade de ajustar o VaR gaussiano em relação à assimetria (S) e à curtose (k), com z = zα o inverso da normal padrão para um dado nível de confiança:

$$mVaR(\alpha) = GVaR(\alpha) + \sigma [-(1/6)(z^2-1)S_p + (1/24)(z^3-3z)k_p - (1/36)(2z^3-5z)s^2_p]$$

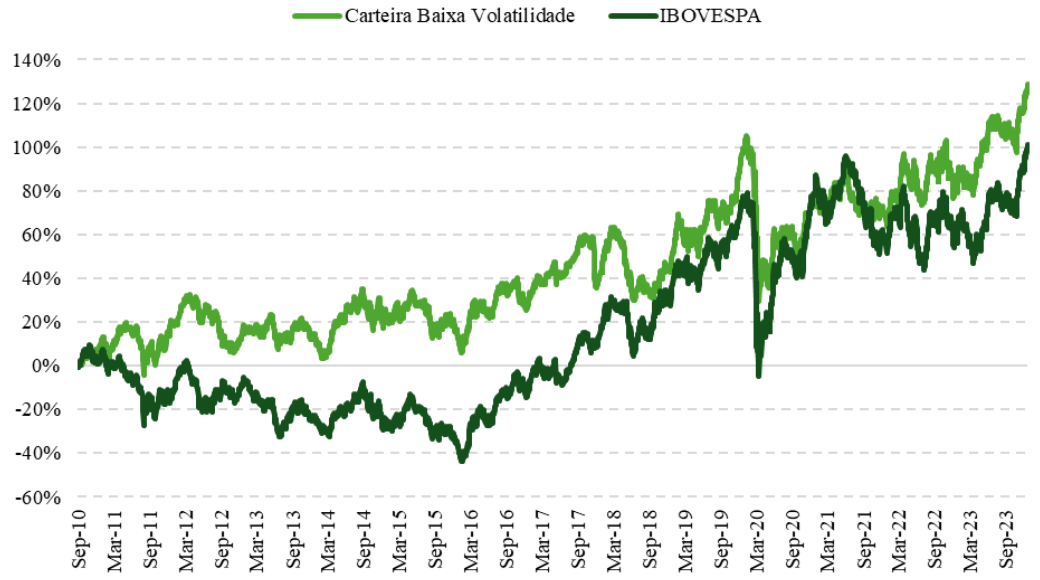
Por fim, o conceito de drawdown é utilizado para apresentar uma perda relevante no valor de um ativo, definido como o retorno negativo entre um pico (ponto de máximo) e um vale (o próximo ponto de mínimo). O maximum drawdown é o maior de todos os drawdowns do período, sendo tanto melhor quanto menor em módulo. Matematicamente, $D(t) = M(t) - X(t)$, com $M(t) = \sup X(u)$ para $u \in [0, t]$, em que M(t) é o ponto de máximo de X até o tempo t.

4. Análise e Discussão dos Resultados

As análises das carteiras foram estruturadas utilizando a linguagem Python e bibliotecas como Pandas (para organizar dados e trabalhar no formato tabular), NumPy (para cálculos de forma vetorial, como a minimização realizada) e o método CovarianceShrinkage da biblioteca pypfopt.risk_models (para a estruturação da matriz de covariância). Já os indicadores de risco foram calculados utilizando o software Excel.

Analisando o resultado da carteira de baixa volatilidade, vemos que a mesma obteve um retorno acumulado de 129% contra o índice IBOVESPA, com retorno acumulado de 101%, para o período de setembro de 2010 (3º rebalanceamento do ano) até o final de dezembro de 2023.

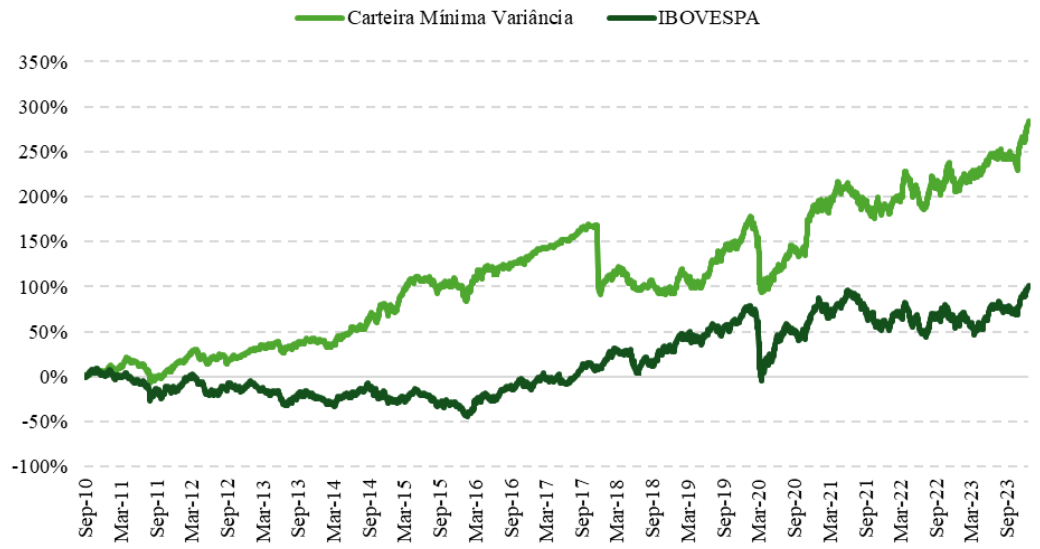
Gráfico 1 – Evolução da carteira de baixa volatilidade em comparação com o IBOVESPA no período analisado



Fonte: Elaboração própria — dados do site Quantum Axis.

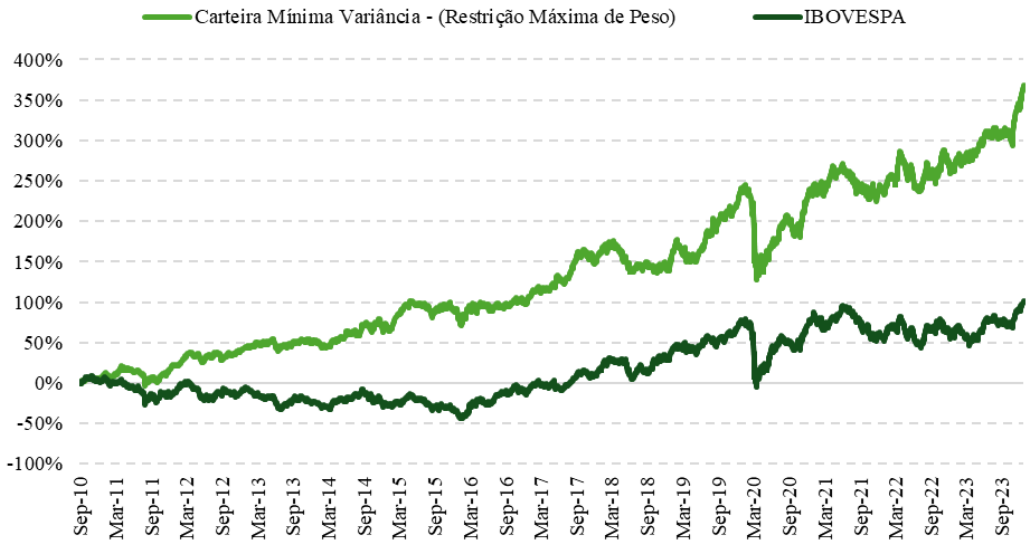
A carteira de mínima variância foi realizada de duas formas: na primeira, a única restrição era o peso mínimo de 0,01% por ativo – eliminando assim posições vendidas e trazendo uma situação mais real, uma vez que o modelo de minimização tende a trazer resultados matematicamente corretos, porém sem aplicabilidade real. Já a segunda forma incorporava a restrição mínima de 0,01% em conjunto com uma restrição superior de no máximo 8% por ativo – eliminando assim o viés de concentração. A carteira de mínima variância apenas com restrição mínima de peso apresentou um retorno acumulado de 285%, ao passo que a carteira com restrição mínima e máxima de peso por ativo apresentou 386%, enquanto o retorno acumulado do IBOVESPA foi de 101% no mesmo período.

Gráfico 2 – Evolução da carteira de mínima variância em comparação com o IBOVESPA no período analisado



Fonte: Elaboração própria — dados do site Quantum Axis.

Gráfico 3 – Evolução da carteira de mínima variância com restrições de peso máximo e mínimo de alocação por ativo em comparação com o IBOVESPA



Fonte: Elaboração própria — dados do site Quantum Axis.

A queda expressiva visualizada no ano de 2017, quando analisamos a carteira de mínima variância apenas com restrição de peso mínimo por ativo, se deve por conta da alta concentração do modelo de mínima variância na ação CPFE3. No ano em questão, mais especificamente durante o mês de novembro, a ação da CPFL – ticker na B3: CPFE3 – registrou perda de cerca de 30% em quatro pregões. O evento decorreu de uma OPA (Oferta Pública de Aquisição) por alienação de controle conduzida pela State Grid – empresa chinesa que estava assumindo o controle da companhia –, que exigia manifestação individual dos acionistas: 94,8% das ações migraram para a compradora e a exigência de detenção do papel até três dias úteis antes da liquidação gerou vendas forçadas de investidores que haviam comprado após o prazo, amplificando a pressão de venda.

A Tabela 1 apresenta uma visualização dos retornos das carteiras em comparação com o IBOVESPA em todos os anos de vigência do estudo. Vale ressaltar que a rentabilidade em 2010 considera apenas o último quadrimestre do ano.

Tabela 1 – Retornos anuais das carteiras elaboradas em comparação com o IBOVESPA no período analisado

Ano	Low-Volatility	Mín. Var.	Mín. Var. (rest. de peso máx.)	IBOVESPA
2010	10,09%	6,98%	7,28%	3,94%
2011	8,22%	8,82%	13,29%	(18,11%)
2012	(2,82%)	10,11%	17,66%	7,40%
2013	(0,93%)	10,25%	7,19%	(15,50%)
2014	9,48%	25,98%	12,27%	(2,91%)
2015	(7,78%)	12,71%	10,66%	(13,31%)
2016	13,27%	18,19%	7,32%	38,94%
2017	8,21%	(13,92%)	26,51%	26,86%
2018	3,17%	(4,16%)	(5,97%)	15,03%

2019	34,39%	35,84%	37,80%	31,58%
2020	(10,27%)	9,57%	1,76%	2,92%
2021	(3,72%)	(0,91%)	0,51%	(11,93%)
2022	10,07%	8,87%	8,15%	4,69%
2023	22,24%	22,42%	26,16%	22,28%

Fonte: Elaboração própria — dados do site Quantum Axis.

Analisando os principais indicadores estatísticos para avaliação de risco, vemos que os resultados empíricos reforçam que a escolha da métrica de risco altera sensivelmente a leitura da distribuição de perdas. O MVaR a 95% indica que a carteira de mínima variância (-1,37%) apresenta menor perda potencial diária do que as outras carteiras e o IBOVESPA (-2,51%). Avaliando o CVaR – que incorpora todo o conjunto de observações na cauda esquerda – , quando ocorrem eventos extremos negativos a perda média diária da mesma carteira sobe para 2,06%, porém continua sendo a carteira de menor risco; ainda assim, o aumento é inferior ao do IBOVESPA, cuja média das perdas diárias acima do intervalo de confiança de 95% salta para 3,43%.

Tabela 2 – Métricas de risco das carteiras elaboradas em comparação com o IBOVESPA no período analisado

Métricas	Low-Volatility	Mín. Var.	Mín. Var. (rest.)	IBOVESPA
α	0,95	0,95	0,95	0,95
β	0,63	0,38	0,48	1,00
Assimetria	(1,03)	(2,87)	(1,33)	(0,80)
Curtose	12,29	40,67	18,67	11,76
Retorno médio diário	0,03%	0,04%	0,05%	0,02%
Retorno médio anualizado	6,53%	10,84%	12,50%	5,49%
Desvio padrão diário	1,13%	0,90%	0,94%	1,53%
Desvio padrão anualizado	17,87%	14,24%	14,88%	24,35%
MAD	0,61%	0,44%	0,51%	0,85%
MVaR diário	(1,90%)	(1,37%)	(1,56%)	(2,51%)
CVaR diário	2,61%	2,06%	2,11%	3,43%
Maximum Drawdown	(36,89%)	(30,44%)	(34,14%)	(48,63%)

Fonte: Elaboração própria — dados do site Quantum Axis.

A última linha da Tabela 2 traz a métrica de maximum drawdown, representando o maior de todos os drawdowns de cada carteira no período analisado (2010 – 2023). Os maiores drawdowns em todas as séries ocorrem no período da pandemia do COVID-19 (março de 2020). Quando olhamos para o IBOVESPA, vemos que ele apresentou drawdowns superiores ao longo do intervalo de tempo analisado, com máximo de -48,63%, ante -36,89% da carteira de baixa volatilidade, -30,44% da mínima variância e -34,14% da mínima variância com restrição de peso. Além disso, as carteiras apresentam de fato uma menor dispersão de seus retornos diários, com desvio padrão e MAD inferiores aos do índice.

5. Conclusão e Contribuições

Este trabalho teve como objetivo central verificar a presença da anomalia da baixa volatilidade no mercado acionário brasileiro e analisar sua evolução ao longo do tempo, considerando também os aspectos comportamentais dos investidores. Os resultados confirmam o fenômeno, uma vez que as carteiras de baixa volatilidade apresentaram performance acumulada superior ao índice de mercado e, ao mesmo tempo, exibiram métricas de risco inferiores à carteira de referência.

Assim como verificado, o prêmio sobre as ações de baixa volatilidade pode ser observado a partir da formação de carteiras focadas nesse fator de investimento. Os modelos tradicionais da teoria moderna das finanças não explicam plenamente o funcionamento do mercado em toda a sua magnitude. Inclusive no caso brasileiro, os fatores institucionais devem ser levados em consideração: a obrigação de muitos fundos seguirem benchmarks impulsiona a demanda pelos componentes do índice, gerando sobreprecificação desses ativos, enquanto as carteiras de baixa volatilidade permanecem subprecificadas.

Essa distorção é ampliada por vieses comportamentais. Informação incompleta, aversão a perdas e dificuldades em estimar a probabilidade de eventos raros levam investidores a supervalorizar ativos mais voláteis, apostando em estruturas de retorno assimétricas baseadas em médias que não refletem o verdadeiro comportamento do mercado acionário. Verificou-se, portanto, um descompasso entre a precificação “ideal” prevista pela teoria e a precificação observada; a combinação de pressões institucionais e heurísticas individuais explica por que ativos de baixa volatilidade continuam a oferecer um prêmio mesmo em um mercado considerado eficiente.

A anomalia não consiste em mera falha estatística, mas em uma confiança construída ao longo do tempo de que o mercado pode ser reduzido à normalidade sem incluir aleatoriedades, assimetrias de informação e vieses comportamentais. Além disso, sua existência e persistência ao longo do tempo e em diferentes locais criam uma oportunidade para revisitar os pressupostos dos investimentos em fatores e olhar para essa anomalia como uma classe a fazer parte de um portfólio ou até mesmo representar um portfólio em sua totalidade.

Referências

ANG, Andrew. Asset management: a systematic approach to factor investing. New York: Oxford University Press, 2014.

B3 S.A. – Brasil, Bolsa, Balcão. Metodologia do Índice Bovespa Smart Low Volatility B3. São Paulo: B3, [s.d.].

BARBERIS, Nicholas; HUANG, Ming. Stocks as lotteries: the implications of probability weighting for security prices. Cambridge: National Bureau of Economic Research, 2007.

BARRA, Paula. Os 2 “detalhes” que explicam a derrocada de 30% das ações da CPFL mesmo com a OPA concluída. InfoMoney, São Paulo, 30 nov. 2017.

BELCHIOR, Natália Barsante. Value at risk com altos momentos: aplicação aos fundos multimercados brasileiros. São Paulo: EAESP/FGV, 2007.

BLACK, F.; JENSEN, M. C.; SCHOLES, M. The capital asset pricing model: some empirical tests. 1972.

BLITZ, David C.; VAN VLIET, Pim. The volatility effect: lower risk without lower return. ERIM Report Series, ERS-2007-044-F&A, jul. 2007.

COMDINHEIRO. ComDinheiro: plataforma de análise financeira. Acesso em: dez. 2024.

FAMA, Eugene F.; FRENCH, Kenneth R. The cross-section of expected stock returns. The Journal of Finance, v. 47, n. 2, p. 427-465, jun. 1992.

FAMA, E. F.; MACBETH, J. D. Risk, return, and equilibrium: empirical tests. Journal of Political Economy, 1973.

FRAZZINI, A.; PEDERSEN, L. H. Betting against beta. Journal of Financial Economics, v. 111, n. 1, p. 1-25, 2014.

GERONAZZO, Arthur. Técnicas de estresse teste de mercado usando maximum drawdown. São Paulo: EESP/FGV, 2019.

HAUGEN, Robert A.; HEINS, A. James. Risk and the rate of return on financial assets: some old wine in new bottles. Journal of Financial and Quantitative Analysis, 1975.

HSU, J. et al. Optimistic bias in analysts' earnings forecasts and the low-volatility anomaly. 2013.

LEDOIT, Olivier; WOLF, Michael. Honey, I shrunk the sample covariance matrix. The Journal of Portfolio Management, jun. 2003.

MANDELBROT, Benoît B.; HUDSON, Richard L. The (mis)behavior of markets: a fractal view of risk, ruin and reward. London: Profile Books, 2004.

MARKOWITZ, Harry. Portfolio Selection. The Journal of Finance, mar. 1952.

QUANTUM AXIS. WebAxis: plataforma de informações financeiras. Acesso em: mar. 2025.

ROCKAFELLAR, R. Tyrrell; URYASEV, Stanislav. Conditional value-at-risk for general loss distributions. Journal of Banking & Finance, jul. 2002.

RUBESSAM, Alexandre; BELTRAME, André Luís. Carteiras de mínima variância no mercado brasileiro. 2013.

S&P DOW JONES INDICES. S&P Low Volatility Indices: methodology. S&P Dow Jones Indices, 2025.

SHARPE, William F. Capital asset prices: a theory of market equilibrium under conditions of risk. The Journal of Finance, set. 1964.

TVERSKY, A.; KAHNEMAN, D. Advances in prospect theory: cumulative representation of uncertainty. Journal of Risk and Uncertainty, 1992.