

Diversificação e rebalanceamento de portfólios de investimentos: impactos no equilíbrio risco × retorno

Elesandro Bornhofen^{1*}; Peter Felipe dos Santos²

¹ Doutor em Genética e Melhoramento de Plantas. Rua João Passalaqua 140 – Bela Vista; 01325-070 São Paulo, São Paulo, Brasil

² Mestre em Economia. Rua Dona Benta 1202 – Jardim Gurilândia; 12071-580 Taubaté, São Paulo, Brasil

*autor correspondente: bornhofenelesandro@usp.br

Diversificação e rebalanceamento de portfólios de investimentos: impactos no equilíbrio risco × retorno

Resumo

A construção de patrimônio no tempo, especialmente no longo prazo, deve estar sustentada em dois fatores críticos: a diversificação e o rebalanceamento do portfólio de ativos. A diversificação está atrelada à mistura de diversos e pouco correlacionados investimentos em um portfólio. Já o rebalanceamento refere-se ao periódico realinhamento dos pesos que cada ativo possui no portfólio por meio do exercício de compra e venda. Assim, esta pesquisa objetivou avaliar as características e oportunidades desses dois conceitos aplicados ao mercado de valores mobiliários brasileiro. Além disso, é meta dessa pesquisa, reunir informações relevantes especialmente para o investidor pessoa física iniciante, cada vez mais frequente no Brasil. Foram utilizados dados referentes às cotações diárias das ações componentes do principal índice da bolsa de valores brasileira (Ibovespa) extraídos de um período de dez anos com data do último pregão da série histórica igual a 31 de dezembro de 2019. O conjunto de dados foi processado e explorado via análises de associação, multivariadas e análises de otimização de portfólio. As análises revelaram a existência de dois grandes grupos de ativos com alta correlação intragrupo, sendo o menor deles composto pelos ativos VALE3 (Vale), BRAP4 (Bradespar), GGBR4 (Gerdau), GOAU4 (Metalúrgica Gerdau), USIM5 (Usiminas) e CSNA3 (CSN), mas também revelou vários ativos pouco correlacionados. Os resultados e discussões suportam a importância da alocação em ativos fora do cenário doméstico, i.e., atenuando o risco de concentração. Também, é destacada a importância da restrição de pesos máximos dos ativos no portfólio com vistas ao controle eficiente dos riscos.

Palavras-chave: Renda variável; alocação de ativos; gestão; mercado de ações.

Portfolio diversification and rebalancing: impacts on risk-return trade-off

Abstract

The building process of equity over time, especially in the long run, should be based on two critical factors: portfolio diversification and rebalancing. Diversification is a process of mixing diverse and low-correlated investments in a portfolio. On the other hand, rebalancing refers to the periodic realignment of the weights that each asset has in the portfolio through the buy and sell exercise. Thus, this research aimed to assess the characteristics and opportunities of these two concepts applied to the Brazilian securities market. Also, the goal of this research is to gather relevant information especially for the new individual investor, which is increasingly common in Brazil nowadays. We used data on the daily prices of the component stocks of the main Brazilian stock exchange index (Ibovespa) extracted from a ten-year period and with the last trading day of the time series equal to December 31, 2019. The dataset was processed and exploited via association, multivariate, and portfolio optimization analyzes. Data analysis revealed the existence of two large groups of assets [the small one comprises securities: VALE3 (Vale), BRAP4 (Bradespar), GGBR4 (Gerdau), GOAU4 (Gerdau Metalúrgica), USIM5 (Usiminas), and CSNA3 (CSN)] with a high within-group correlation, but also several low-correlated assets. The results and discussions support the relevance of allocating assets outside the domestic scenario, i.e., mitigating the risk of concentration. Also, we leverage the importance of restricting the maximum weights of individual assets to efficiently control the portfolio risks.

Keywords: Variable income; asset allocation; management; stock market.

Introdução

Investir consiste exatamente de uma única coisa: lidar com o futuro (Marks, 2013). Como o futuro é, por definição, incerto, investir deve ser essencialmente tratado como o exercício da gestão de risco. O futuro que se desdobra é apenas um de uma distribuição probabilística de cenários futuros que não aconteceram. Assim, retornos expressivos de portfólios alicerçados em alto risco não constituem garantia de performance futura. Portanto, o investidor defensivo deve estar mais atento à proteção do capital principal investido em períodos de crise do que performar melhor que o mercado em momentos de euforia (“bull Market”). Para Graham e Zweig (2006), o investidor defensivo, dentre outras qualidades, é aquele que almeja um portfólio de longo prazo pouco volátil e com baixa demanda de tempo na gestão. Nesse conceito deveriam se concentrar a maioria dos investidores individuais cuja gestão do portfólio é uma atividade secundária na geração de renda.

Manter um portfólio com vários ativos não é garantia de diversificação. O investidor deve diversificar considerando também setores e segmentos da indústria (Domian et al., 2007), bem como geograficamente. Isso porque, indústrias com características econômicas diferentes apresentam baixa covariância entre si comparadas àquelas que atuam em um mesmo segmento (Markowitz, 1952). A combinação de ativos domésticos de fraca correlação é benéfica ao portfólio, mas pode ser maximizada combinando ativos estrangeiros também pouco associados (Solnik, 1974). A exposição a ativos internacionais reduz a correlação no portfólio e maximiza o índice Sharpe [indicador para avaliação da relação risco-retorno de um investimento (Sharpe, 1964)] (Borges Junior e Malaquias, 2017). Com substanciais reduções recentes nos custos das transações no mercado de valores mobiliários, atingir um nível ótimo de diversificação ficou exequível. Isso gera impacto positivo na atenuação dos riscos que, assumindo distribuição normal dos retornos do portfólio, podem ser eficientemente auferidos via variância ou o desvio padrão dos retornos. De acordo com estudo publicado por Tang (2004), assumindo uma população infinita de ações, são necessários 20 ativos para assegurar redução de 95% do risco diversificável do portfólio. 80 ativos adicionais seriam necessários para deduzir mais 4% (i.e., 100 ativos para eliminar 99% do risco diversificável). No entanto, com diferentes abordagens analíticas, o número de ativos para um portfólio suficientemente diversificado pode oscilar entre menos de 10 (Alexeev e Dungey, 2015) a mais de 100 (Domian et al., 2007). Por fim, suficiente diversificação não é praticada pela maioria dos investidores. De acordo com Hibbert et al. (2012), mesmo investidores com conhecimento avançado de finanças tendem a possuir portfólios pouco diversificados. É fato a existência de um balanço fino entre risco versus retorno. Assim, um portfólio ideal deve ser aquele que revela um ajuste ótimo para esse balanço.

A prática do rebalanceamento do portfólio evita que certos ativos (i.e., aqueles ativos vencedores) se tornam mais concentrados na carteira ao longo do tempo, o que pode conduzir ao incremento do risco não sistêmico, e também está associado a geração de retorno [“volatility harvesting” ou retorno da diversificação] (Hallerbach, 2014). Diferente da estratégia conhecida como “buy and hold” [B&H], que consiste em adquirir ativos e mantê-los na carteira (i.e., sem rebalancear), o rebalanceamento permite uma melhor gestão dos riscos (o perfil de risco tende a se manter constante no tempo). No B&H, ativos vencedores assumem pesos maiores no portfólio. Em tempos de otimismo (i.e., “bull market”) essa estratégia soa promissora. No entanto, portfólios concentrados apresentam maior probabilidade de exibir performance muito abaixo do mercado em cenários de recessão (possui perfil de risco variável no tempo). Em relação à frequência do rebalanceamento, Hayley et al. (2013) sugerem rebalancear não mais do que o necessário para manter as composições adequadamente próximas das alocações-alvo. Nessa altura, surge a seguinte questão: como definir os pesos que cada ativo deve ter no portfólio de maneira a otimizá-lo? Essa pesquisa dedica parte do seu conteúdo à discussão desse assunto.

O presente estudo foi delineado com o intuito de explorar os conceitos de diversificação e rebalanceamento em portfólios de ativos mobiliários utilizando dados de retornos diários das ações componentes do índice Bovespa, principal índice da bolsa de valores de São Paulo (B3). Para isso, foram utilizadas abordagens robustas de análise estatística aliadas às ferramentas modernas de visualização de dados, em adição a uma profunda revisão do estado-da-arte da literatura que permeia esses conceitos.

Material e Métodos

O presente estudo foi realizado utilizando como fonte de dados as cotações diárias de algumas companhias de capital aberto listadas na Bolsa de Valores de São Paulo [B3 – Brasil, Bolsa, Balcão¹]. Mais precisamente, foram obtidos os dados das empresas componentes do índice Bovespa (Ibovespa) referentes a carteira de ativos vigente de 2 de setembro de 2019 a 3 de janeiro de 2020. No total, 64 empresas (Tabela 1) compuseram o conjunto de dados utilizados e que cobrem um período igual a 10 anos, com data do último pregão de negociação sendo a de 31 de dezembro de 2019. Em adição, quando uma determinada companhia negocia com mais de um tipo de ação (i.e., ações ordinárias, preferenciais e units), foi considerada apenas aquela de maior liquidez (maior volume financeiro médio diário negociado na bolsa). Por fim, esse período de dez anos foi escolhido por englobar uma tendência de

¹ Site oficial: http://www.b3.com.br/pt_br/

recessão entre 2010 e 2016, aproximadamente, e um período de forte crescimento entre 2016 e 2020.

Tabela 1. Descrição dos 64 ativos considerados na elaboração da pesquisa incluindo informações de código de negociação (“tricker”), data do IPO (“Initial public offering” [oferta pública inicial]), setor e segmento de atuação

Nº	Ativo	Ticker	IPO [data]	Setor	Segmento
1	Ambev S/A	ABEV3	NA	Consumo não Cíclico	Cervejas e Refrigerantes
2	Azul	AZUL4	10/04/2017	Bens Industriais	Transporte Aéreo
3	B2W Digital	BTOW3	08/08/2007	Consumo Cíclico	Produtos Diversos
4	B3	B3SA3	11/08/2008	Financeiro	Serviços Financeiros Diversos
5	BB Seguridade	BBSE3	29/04/2013	Financeiro	Seguradoras
6	BR Malls Particip.	BRML3	04/01/2006	Financeiro	Exploração de Imóveis
7	Bradesco	BBDC4	26/11/1946	Financeiro	Bancos
8	Bradespar	BRAP4	NA	Financeiro	Holdings Diversificadas
9	Banco do Brasil	BBAS3	20/07/1977	Financeiro	Bancos
10	Braskem	BRKM5	18/12/1978	Materiais Básicos	Petroquímicos
11	BRF SA	BRFS3	01/01/2006	Consumo não Cíclico	Carnes e Derivados
12	BTG Pactual	BPAC11	26/04/2012	Financeiro	Bancos
13	CCR SA	CCRO3	01/02/2002	Construção/Transporte	Exploração de Rodovias
14	Cemig	CMIG4	14/01/1972	Utilidade Pública	Energia Elétrica
15	Cielo	CIEL3	29/06/2009	Financeiro	Serviços Financeiros Diversos
16	Cosan	CSAN3	17/11/2005	Consumo não Cíclico	Açúcar e Alcool
17	CVC Brasil	CVCB3	09/12/2013	Consumo Cíclico	Viagens e Turismo
18	Cyrela Brazil Realty	CYRE3	1996	Construção e Transporte	Construção Civil
19	EcoRodovias	ECOR3	01/04/2010	Construção e Transporte	Exploração de Rodovias
20	Eletrobras	ELET3	01/09/1983	Utilidade Pública	Energia Elétrica
21	Embraer	EMBR3	23/05/2006	Bens Industriais	Material Aeronáutico & Defesa
22	Energias do Brasil	ENBR3	NA	Utilidade Pública	Energia Elétrica
23	Engie Brasil	EGIE3	NA	Utilidade Pública	Energia Elétrica
24	Equatorial	EQTL3	30/03/2006	Utilidade Pública	Energia Elétrica
25	Fleury	FLRY3	17/12/2009	Saúde	Serv.Méd.Hospit/Análises/Diag.
26	Gerdau	GGBR4	03/09/1980	Materiais Básicos	Siderurgia
27	Gerdau Metalúrgica	GOAU4	17/05/1968	Materiais Básicos	Siderurgia
28	Gol	GOLL4	23/6/2004	Bens Industriais	Transporte Aéreo
29	Hypera	HYPE3	17/04/2008	Saúde	Medicamentos/Outros Produtos
30	Iguatemi	IGTA3	02/07/2007	Financeiro	Exploração de Imóveis
31	Intermedica	GNDI3	23/04/2018	Saúde	Serv.Méd.Hospit/Análises/Diag.
32	IRB Brasil RE	IRBR3	31/07/2017	Financeiro	Seguradoras
33	Itausa	ITSA4	30/06/1978	Financeiro	Bancos
34	Itaú Unibanco	ITUB4	20/10/1944	Financeiro	Bancos
35	JBS	JBSS3	29/03/2007	Consumo não Cíclico	Carnes e Derivados
36	Klabin S/A	KLBN11	09/01/2014	Materiais Básicos	Papel e Celulose
37	Cogna Educação	COGN3	2007	Consumo Cíclico	Serviços Educacionais
38	Localiza	RENT3	23/05/2005	Consumo Cíclico	Aluguel de carros
39	Lojas Americanas	LAME4	20/07/1977	Consumo Cíclico	Produtos Diversos
40	Lojas Renner	LREN3	01/06/2005	Consumo Cíclico	Tecidos, Vestuário e Calçados
41	Magazine Luiza	MGLU3	02/05/2011	Consumo Cíclico	Eletrodomésticos
42	Marfrig	MRFG3	29/06/2007	Consumo não Cíclico	Carnes e Derivados
43	MRV	MRVE3	20/07/2007	Consumo Cíclico	Incorporações
44	Multiplan	MULT3	26/07/2007	Financeiro	Exploração de Imóveis
45	Pão de Açúcar-CBD	PCAR4	22/09/1995	Consumo não Cíclico	Alimentos
46	Petrobras	PETR4		Petróleo/Gás/Biocombustíveis	Exploração/Refino & Distribuição
47	Petrobras Distrib.	BRDT3	15/12/2017	Petróleo/Gás/Biocombustíveis	Exploração/Refino & Distribuição
48	Qualicorp	QUAL3	29/06/2011	Saúde	Serv.Méd.Hospit/Análises/Diag.
49	RaiaDrogasil	RADL3	29/06/2007	Saúde	Medicamentos e Outros Produtos
50	Rumo S.A.	RAIL3	01/04/2015	Bens Industriais	Transporte Ferroviário
51	Sabesp	SBSP3	2002	Utilidade Pública	água e Saneamento
52	Santander BR	SANB11	07/10/2009	Financeiro	Bancos
53	Siderúrgica Nacional	CSNA3	NA	Materiais Básicos	Siderurgia
54	Smiles	SMLS3	29/04/2013	Consumo Cíclico	Programas de Fidelização
55	Suzano S.A.	SUZB3	15/04/1992	Materiais Básicos	Papel e Celulose
56	Taesá	TAE11	23/07/2012	Utilidade Pública	Energia Elétrica
57	Telefônica Brasil	VIVT4	19/08/1998	Comunicações	Telecomunicações
58	Tim Participações S/A	TIMP3	21/09/1998	Comunicações	Telecomunicações
59	Ultrapar	UGPA3	1999	Petróleo/Gás/Biocombustíveis	Exploração/Refino & Distribuição
60	Usiminas	USIM5	NA	Materiais Básicos	Siderurgia
61	Vale	VALE3	1968	Materiais Básicos	Minerais Metálicos
62	Via Varejo	VVAR3	12/12/2013	Consumo Cíclico	Eletrodomésticos
63	Weg	WEGE3	09/02/1982	Bens Industriais	Motores / Compressores e Outros

Fonte: Resultados originais da pesquisa

Nota: NA: informação não encontrada. As informações de setor e segmento do mercado em que as companhias atuam estão de acordo com as classificações consideradas pela Bolsa de Valores de São Paulo – B3 (www.b3.com.br)

Em adição aos ativos listados na Tabela 1, foram incluídos nas análises estatísticas os ETFs (“Exchange-traded funds” – fundos negociados em bolsa) BOVA11, fundo que replica o índice Bovespa, e o IVVB11, fundo que por sua vez acompanha o S&P 500, principal índice da Nasdaq (bolsa de valores mobiliários de Nova Iorque, EUA) e que mede a performance das ações das 500 maiores empresas listadas na bolsa americana. A inclusão desse último ETF teve como objetivo inserir exposição cambial e performance estrangeira nas análises.

Os dados das cotações diárias dos ativos selecionados foram obtidos via o pacote em R ‘BatchGetSymbols’ (Perlin, 2020). Esse pacote, extrai os dados referentes às cotações diárias históricas do Yahoo Finance (<https://finance.yahoo.com/>), com valores já ajustados para eventos de desdobramentos ou agrupamentos. O período de 10 anos não foi completamente coberto para os ativos AZUL4 [27% de valores validos], B3SA3 [87%], BBSE3 [67%], BPAC11 [29%], CVCB3 [61%], ECOR3 [98%], GNDI3 [17%], IRBR3 [24%], KLBN11 [60%], COGN3 [78%], MGLU3 [87%], BRDT3 [20%], QUAL3 [85%], RAIL3 [48%], SMLS3 [67%], TAAE11 [75%], YDUQ3 [75%] e IVVB11 [57%]. Isso é devido ao fato de que os IPOs ocorreram em algum momento do espaço de tempo contemplado (vide Tabela 1).

A partir dos preços diários dos ativos, foram calculados os retornos logarítmicos r_t pela seguinte expressão [1]:

$$r_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) \quad [1]$$

em que, P_t é o preço de um determinado ativo no tempo t . O log-retorno possui propriedades estatísticas interessantes às análises subsequentes, como a aderência a curva normal de distribuição e independência. Na sequência, o desbalanceamento do conjunto de dados para a variável log-retorno foi corrigido via algoritmo de imputação implementado em linguagem R, por meio do pacote ‘missForest’ – “Nonparametric Missing Value Imputation using Random Forest” (Stekhoven e Buehlmann, 2012). É importante ter em mente que a imputação dos valores perdidos (inexistentes no caso em questão) não aumenta a informação presente no conjunto de dados, sendo apenas uma estratégia eficiente de alcançar um conjunto de dados completo para as análises subsequentes.

Após o processamento, conjunto de dados foi submetido à análise multivariada de componentes principais por meio da função PCA do pacote em R ‘FactoMineR’ (Lê et al., 2008). Nessa análise, $X_{n \times p}$ representa uma matriz com p ativos (média μ_p e variância σ_p^2) e

cujas observações (log-retorno) n são não independentes, isto é, possuem covariância representada pela matriz $\Sigma_{p \times p}$:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{11}^2 & \cdots & \sigma_{1p}^2 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{p1}^2 & \cdots & \sigma_{pp}^2 \end{bmatrix}$$

a matriz de covariância Σ é então decomposta por meio do conceito de álgebra linear de decomposição de autovalores. Os pares de autovalores e autovetores são então encontrados $(\lambda_1, e_1), (\lambda_2, e_2), \dots, (\lambda_p, e_p)$, sendo $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p$. Os componentes principais (PCs) são obtidos pela combinação linear do i -ésimo autovetor com as p variáveis [2]:

$$Z_i = e_{i1}X_1 + e_{i2}X_2 + \dots + e_{ip}X_p \quad [2]$$

Os pesos dos ativos nos dois primeiros componentes principais foram plotados via ferramenta de visualização denominada biplot (Gabriel, 1971), utilizando o pacote em R 'factoextra' (Kassambara e Mundt, 2020). Também, a matriz de correlações entre os ativos foi explorada de maneira visual plotando um gráfico em rede ("network plot") por meio da função 'network_plot' do pacote em R 'corr' (Kuhn et al., 2020).

Para a otimização do portfólio, isto é, a definição da melhor combinação de ativos e respectivos pesos que oferecem o maior retorno esperado para um dado nível de risco, foram utilizados dados dos retornos mensais, ao invés dos diários, para o mesmo período de dez anos reportado anteriormente. Esse procedimento foi realizado com o auxílio do pacote em R 'fPortfolio' (Wuertz et al., 2010). Novamente, os dados faltantes foram imputados como descrito anteriormente. Todos os procedimentos de análises de dados foram executados usando a linguagem de programação R, por meio do software 'RStudio' (R Core Team, 2020).

Resultados e Discussão

Inicialmente, a Figura 1 ilustra o peso no índice Bovespa de cada um dos ativos listados na Tabela 1. Nota-se que, apenas oito companhias (nove ativos) respondem por mais da metade do índice (52,7%). Além disso, dentre elas, ITSA4 (Itaúsa) é uma holding que possui 37,5% de participação em Itaú Unibanco (ITUB4), ativo com maior participação (9,5%) no índice. Em comparação, as oito maiores companhias do S&P500 possuem peso somado igual a 23,7% (cerca de 40 companhias representam 50% do índice). É importante o investidor ter isso em mente, pois ao se expor ao índice Bovespa, quer seja via ETF ou algum outro fundo de ações, a diversificação não será tão acentuada quando comparada ao S&P500, por exemplo. Outro ponto importante é que essas ações de maior peso no índice são também altamente associadas entre si como mostra a Figura 2a e que será discutido na sequência. Essa forte concentração do índice, com ativos de maior peso apresentando correlações altas

entre si também foi reportada por Colombo et al. (2010). Assim, é papel do gestor da carteira selecionar uma cesta de ativos cuja correlação seja minimizada de maneira a assegurar um adequado controle do risco diversificável. Portanto, fica claro que a exposição unicamente ao índice não garante um adequado nível de diversificação, pois algumas poucas empresas possuem demasiado peso na carteira.

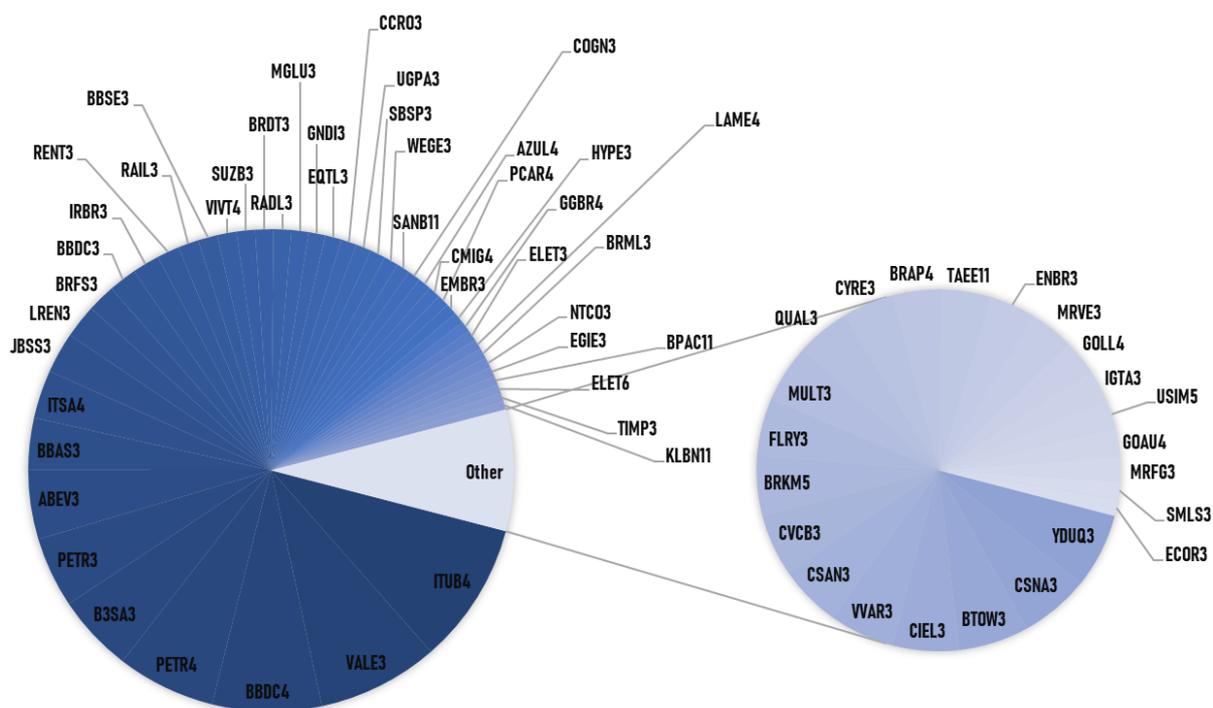


Figura 1. Gráfico [estilo “pie of pie”] mostrando a contribuição relativa de cada um dos 68 ativos para o índice Bovespa

Fonte: Resultados originais da pesquisa

Nota: Os pesos referem-se a carteira Ibovespa válida para 2 de setembro de 2019 a 3 de janeiro de 2020

Na Figura 2a, é apresentado um gráfico biplot com os dois primeiros componentes principais da análise multivariada. Nesse tipo de gráfico, a interpretação é realizada da seguinte maneira: ângulos pequenos (agudos) entre vetores sugerem uma alta correlação entre os ativos projetados. Grandes ângulos ($>90^\circ$ - obtusos), por sua vez, remontam à existência de correlações de sinal negativo, ao passo que aqueles ângulos iguais a 90° significam ausência de correlação. O comprimento dos vetores, por sua vez, é proporcional ao desvio padrão da variável log-retorno que eles representam. Por fim, a qualidade da representação do ativo no gráfico bidimensional biplot é conferida pelo gradiente de cores adotado. Vetores representando ativos com coloração próximo ao vermelho indicam boa representação no componente principal em que o vetor está projetado. Dito isso, sabendo que ativos positivamente correlacionados são agrupados juntos, nota-se claramente a formação

de dois grupos de ativos componentes do índice Bovespa. O primeiro deles, menor e constituído por seis ativos, é representado por empresas do segmento de siderurgia (GGBR4, GOAU4, CSNA3 e USIM5), minerais metálicos (VALE3) e holdings diversificadas (BRAP4). Bradespar (BRAP4) é uma holding cujo portfólio de ativos é composto exclusivamente por ações da mineradora Vale (VALE3), mais precisamente 5,7%, justificando a alta correlação entre essas companhias (Pearson= 0,89).

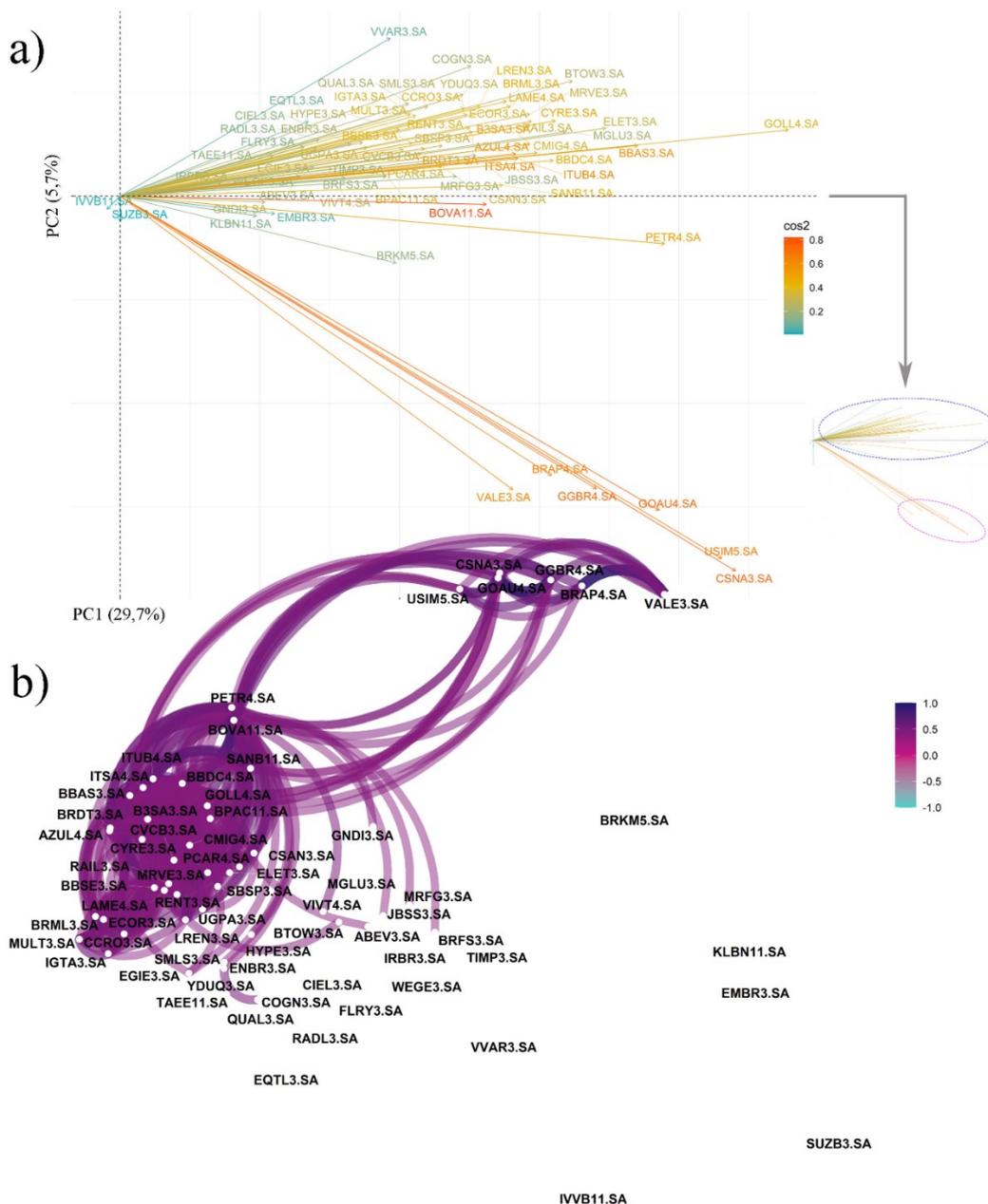


Figura 02. Biplot mostrando as projeções dos ativos mapeados por meio de análise multivariada de componentes principais (PCA) [a] e gráfico de correlação em rede (“network correlation plot”) para 66 ativos negociados na bolsa de valores de São Paulo (B3) durante um período de 10 anos com data do último pregão de negociações igual a 31/12/2019 [b]

Fonte: Resultados originais da pesquisa

Nota: No gráfico de correlações em rede, são apresentados caminhos entre ativos apenas para aquelas combinações onde a correlação excedeu 0,4

Como os dados não necessitaram de escalonamento (Z-score), os comprimentos dos vetores são proporcionais às variâncias do log-retorno dos ativos (Figura 2a). Assim, vetores longos permitem detectar alta volatilidade do ativo representado. Inserir ativos que oscilam em demasia pode contribuir para o incremento do risco do portfólio de investimentos. Nesse sentido, um portfólio composto por apenas um único ativo, GOLL4 por exemplo, apresentam um risco alto, que é a variância do próprio ativo. Esse é o risco não sistêmico e que pode ser controlado por meio da diversificação. Em linhas gerais, o mercado não remunera para o risco de diversificação (não sistêmico), já que se espera que o próprio investidor pratique a diversificação e, conseqüentemente, atenuar esse risco. O mercado premia o risco sistêmico (não diversificável) que é a volatilidade de um ativo ou portfólio de investimentos em relação à volatilidade do mercado como um todo. Em finanças, esse tipo de risco é medido pelo coeficiente beta. Para manejar o risco do portfólio, investidores são aconselhados a incluir ativos de baixa correlação com o mercado. Voltando para o risco diversificável, o risco de um portfólio de investimentos não é apenas a média ponderada da variância dos ativos que compõe o portfólio. Isso porque existe um ajuste para a covariância entre os ativos. Assim, ativos com covariância positiva aumentam a variância total do portfólio, ao passo que, combinações de ativos expressando covariância negativa possuem efeito minimizador na variância total. De acordo com Markowitz (1952), em seu artigo seminal sobre seleção de portfólio, apenas investir em vários ativos não é suficiente para atenuar a variância, é preciso evitar covariâncias altas entre ativos.

Além da existência de dois grandes grupos de ativos associados discutidos anteriormente e apresentados na Figura 2a, existem outros cujas correlações são fracas e por isso foram mapeados isoladamente como mostra a Figura 2b. É importante destacar que ativos apresentam-se conectados por um caminho na rede de correlações quando a correlação entre eles é superior ao ponto de corte Pearson = 0,4 (definido *ad hoc*). Essa subfigura revela padrões/agrupamentos contidos na matriz de correlações de maneira visual e de fácil entendimento. Nesse gráfico de correlações em rede, verificamos inicialmente a presença predominante de associações de sinal positivo, o que indica que a maioria dos ativos tenderam a moveram-se de maneira conjunta no mesmo sentido durante a série histórica pesquisada. Ativos próximos no gráfico indicam a magnitude geral das correlações (permitindo a visualização de agrupamentos). Portanto, é evidente a existência de dois grandes grupos de ativos como destacado anteriormente, mas também é possível a identificação de outros apresentando correlações fracas (e.g., IVVB11, SUZB3, VVAR3, etc.). Mais detalhes da dissimilaridade entre agrupamentos (“clusters”) de ativos podem ser consultados no Apêndice 1. A existência de ativos pouco correlacionados representam potenciais oportunidades na construção de portfólios otimizados a luz da gestão de riscos. Os

retornos do ETF IVVB11, o qual replica o S&P500, não apresentaram correlação acentuada com os demais ativos investigados, colocando o mesmo num agrupamento individual. Esse é um forte indício da oportunidade que reside em diversificar o portfólio de investimentos para além dos ativos domésticos, evitando assim o conhecido viés doméstico [“equity home bias”]. No Brasil esse viés é superior a 98% (Mishra, 2015). Todavia, essa exposição internacional só é justificada se os mercados ou ativos tiverem baixa correlação, pois existem custos transacionais extras (Levy e Levy, 2014). A adequação a essa premissa ficou evidente para a relação Ibovespa versus S&P500, com os resultados reportados na Figura 2. Em adição ao exposto, o mercado de ações brasileiro representa menos de 2% do mercado global enquanto o norte americano, por exemplo, aproxima-se de 50%. Isso sugere que o investidor individual, ao montar um portfólio diversificado de ações de companhias listadas na bolsa de valores brasileira, na verdade estará concentrando capital em uma parcela pouco expressiva do mercado de capitais global. Finalmente, se uma fronteira eficiente for construída com ativos que representem o mercado brasileiro e o norte-americano e para o mesmo período definido nessa pesquisa, o portfólio de maior índice de Sharpe é aquele constituído por 100% EUA.

Não existe uma proporção exata de exposição a ativos estrangeiros. Investir proporcionalmente a capitalização dos mercados (Scott et al., 2019) implicaria em realocar praticamente todo o capital para o mercado internacional, o que não é aconselhável. A exposição de 40% do portfólio no mercado internacional é uma proporção frequentemente apresentada por especialistas, incluindo a gestora de capital Vanguard². Na prática, o grau de exposição será reflexo da tolerância ao risco do investidor. Soma-se a isso, certos riscos que devem ser considerados, como o risco de câmbio, risco país e risco de liquidez.

A teoria moderna do portfólio (Markowitz, 1952) produz uma análise robusta, reunindo em um portfólio, ativos e respectivos pesos de tal forma que o retorno esperado é maximizado para um dado nível de risco. No presente estudo, foram utilizadas apenas duas classes de ativos (ações e ETFs), porém, a análise suporta diversas classes de forma a otimizar a diversificação interclasse. Os resultados mostrados na Figura 3 trazem uma série de informações com relação a otimização de portfólios de investimentos para dois cenários distintos. No primeiro deles (Figura 3a), sem restrições para concentração máxima de cada ativo, duas ações com alto crescimento no período dominaram o portfólio (IRBR3= 44,83% e GNDI3= 15,87%), e a carteira registrou retorno esperado de ≈4% ao mês (total de 16 ativos). No segundo cenário (Figura 3b), onde foi limitado a 5% o tamanho máximo de um determinado ativo na carteira, o portfólio teve retorno esperado de ≈1,9% ao mês, com um maior grau de diversificação (total de 27 ativos). Embora o retorno observado no primeiro cenário seja consideravelmente maior, ambos representam excelentes números, situando-se acima do

² <https://investor.vanguard.com/corporate-portal/>

retorno do mercado (“benchmark” - Ibovespa) no período analisado. Uma carteira concentrada, como a apresentada no primeiro cenário, embora de alto retorno, incorre em riscos acentuados. A título de exemplificação, essa carteira teria sofrido uma perda severa (“drawdown”) entre fevereiro e março de 2020, quando as ações IRBR3 recuaram mais de 80% em decorrências de escândalos. Embora as métricas de risco (VaR e CVaR) tenham sido baixas (Figura 3a), eventos como o ocorrido não são captados por distribuições probabilísticas. Isso reforça a necessidade de diversificação e restrição do peso dos ativos no portfólio de investimentos, evitando a concentração.

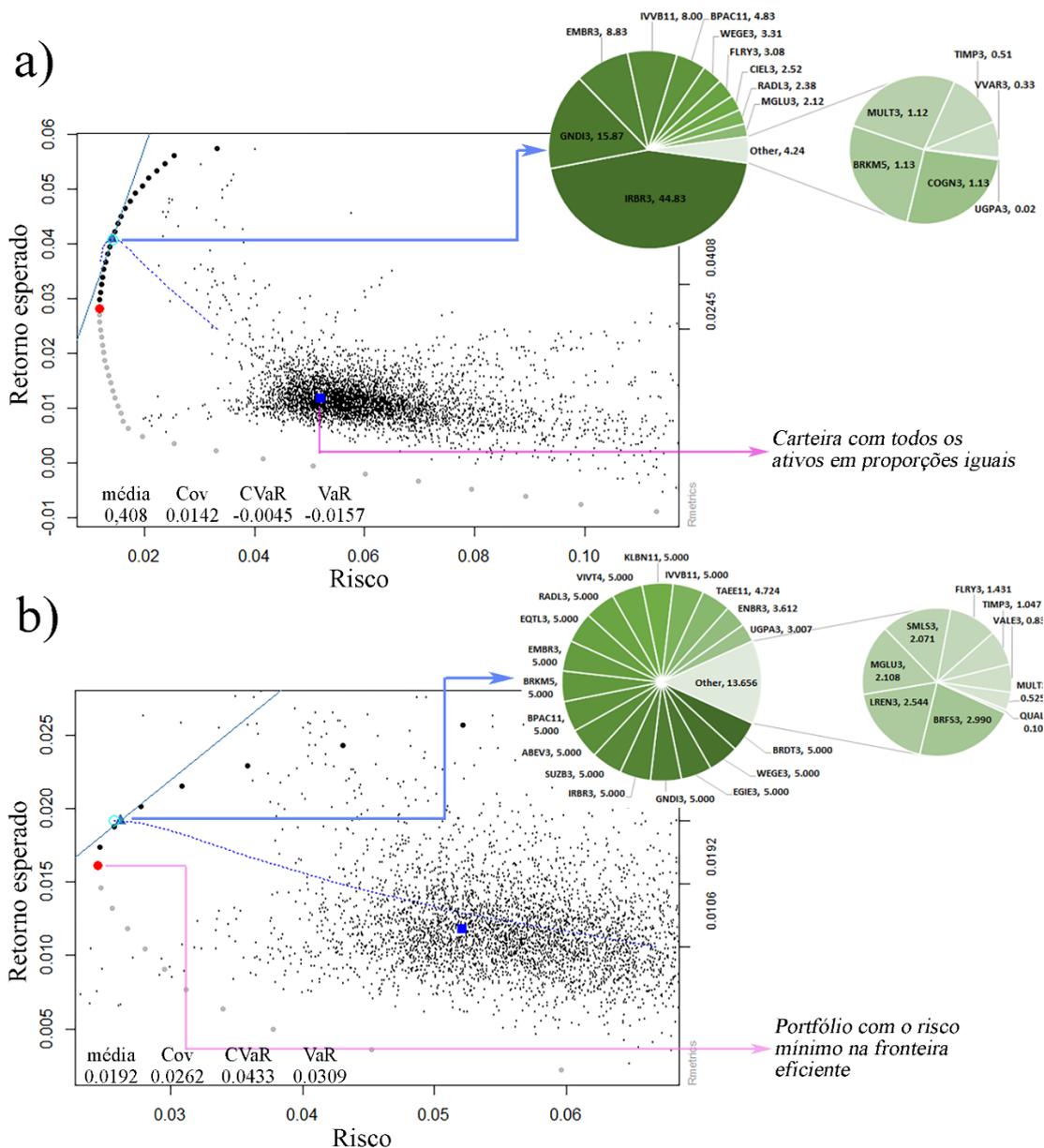


Figura 3. Aplicação do modelo de Markowitz na otimização de portfólios de investimentos em dois cenários: a) única restrição imposta é a de “long only”, i.e., o portfólio está sempre comprado; e b) em adição a estar comprado, existe uma restrição limitando em no máximo 5% a proporção de um determinado ativo na carteira

Fonte: Resultados originais da pesquisa

Nota: Cov – covariância da carteira; CVaR - valor em risco condicional (“conditional value at risk”); VaR – valor em risco (“value-at-risk”) | CVaR e VaR consideram alfa = 0,05. Nuvem de pontos refere-se à 5000 portfólios simulados via Monte Carlo.

A quantidade de ativos em um portfólio, os respectivos pesos e a frequência de rebalanceamento não são ciências exatas. Definir os melhores valores para essas variáveis depende de vários fatores, mas principalmente do perfil do investidor e sua tolerância ao risco. Assim, os melhores valores para essas variáveis devem ser atualizados conforme o investidor evolui em experiência. Muitas vezes aplicar a heurística já é uma boa estratégia. A título de exemplo, Santiago e Leal (2015) mostram que carteiras igualmente ponderadas (1/N), com mais de 10 ativos para aqueles investidores mais conservadores e rebalanceadas menos de três vezes ao ano já oferecem uma alternativa atraente aos investidores individuais sem sofisticação. Isso sugere que estratégias rebuscadas de investimento não são sempre necessárias para auferir um retorno satisfatório, protegendo o capital principal.

O risco da carteira mais diversificada apresentada na Figura 3b medido pelo valor em risco condicional (CVaR, também conhecido como perda média esperada) foi de 4,33% para o portfólio tangente (máximo índice Sharpe). Para o alfa escolhido de 0,05, isso significa que nos 5% piores retornos do portfólio a perda média será de 4,33%. CVaR é frequentemente apontado na literatura como uma métrica melhor de avaliação do risco do portfólio comparado com VaR (Banihashemi e Navidi, 2017). O valor de VaR de 3% (ao alfa de 0,05) significa uma probabilidade de 5% do portfólio perder 3% em um dado mês.

Dada a vantagem da diversificação, vários especialistas recomendam a máxima diversificação, i.e., se expor a um portfólio de ativos que represente o mercado (Alexeev e Dungey, 2015). Embora isso possa ser facilmente realizado via compra de ETFs, muitos investidores preferem segurar ativos individuais de empresas por uma variedade de motivações. Nesse caso, é importante assegurar uma diversificação razoável para não colocar em risco o capital principal alocado ao longo do tempo. Essa diversificação pode ir muito além de ações e ETFs. São também exemplos de ativos potenciais os fundos de investimentos imobiliários (FIIs), REITs (“Real Estate Investment Trust”), títulos de renda fixa, etc. Por fim, investir exclusivamente no mercado de capitais brasileiro significa, dentre outros problemas, uma baixa exposição a companhias de tecnologia. Esse é um dos setores que mais tem crescido nos últimos tempos e com perspectivas promissoras para o futuro.

Conclusões

Nessa pesquisa, foram analisados dados históricos de retornos diários de ações e ETFs listados na bolsa de valores de São Paulo com foco na geração de informações

relevantes sobre a diversificação e o rebalanceamento de portfólios de investimentos. As análises dos dados revelaram a existência de dois grandes grupos de ativos correlacionados [intragrupo] no índice Bovespa e a existência de alguns ativos cuja correlação com os demais mostrou-se baixa (Pearson $< 0,4$), revelando oportunidades para diversificação de portfólios de investidores individuais com vistas à gestão do risco. Também, ficou clara a importância da exposição do portfólio de investimentos a ativos internacionais. Por fim, estabelecer pesos máximos aos ativos na carteira e otimizar a composição da mesma via análise da fronteira eficiente, permite um robusto controle dos riscos enquanto maximiza o retorno, servindo de parâmetro para o rebalanceamento suportado por dados.

Agradecimento

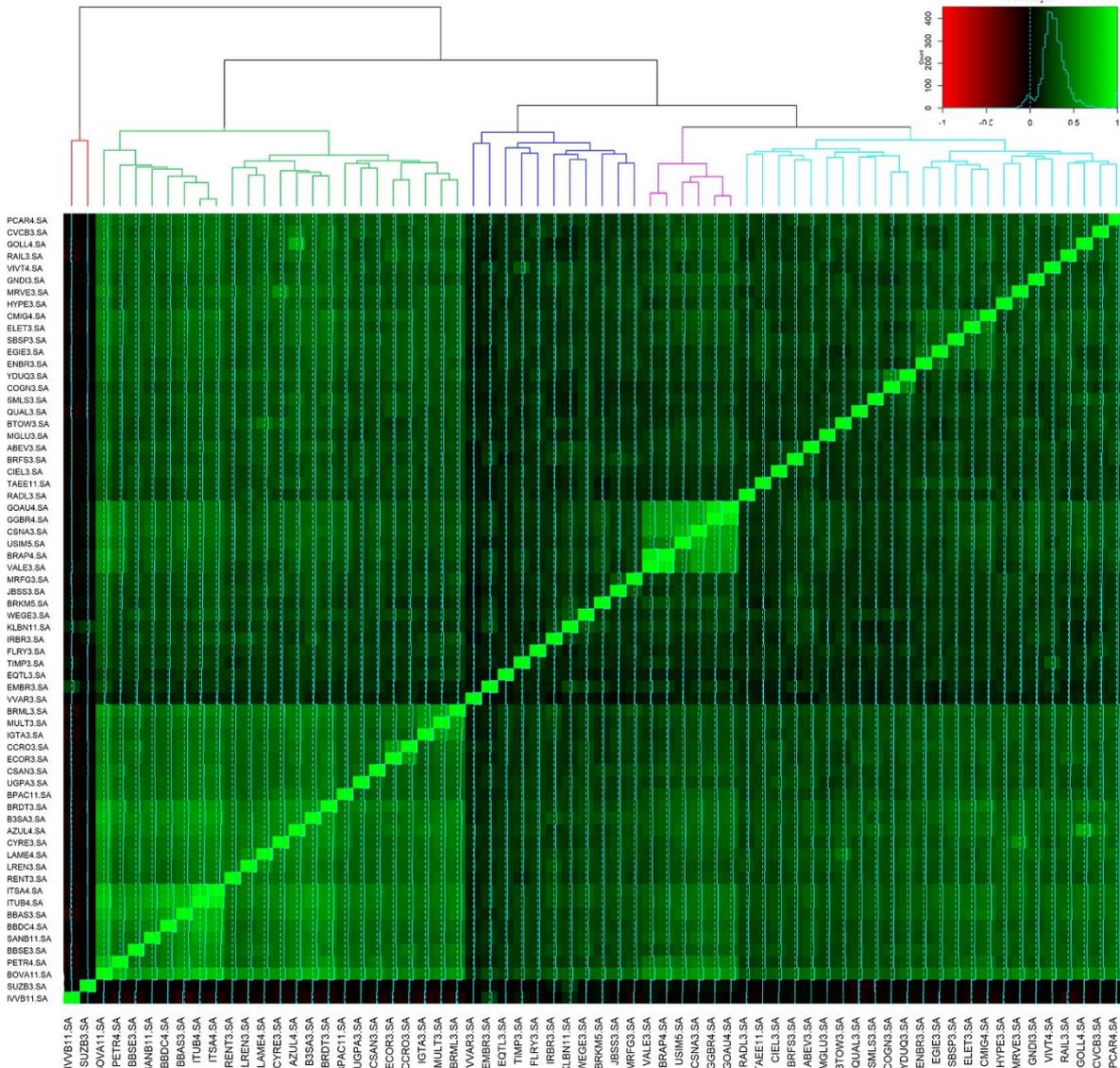
Agradeço a instituição Pecege pela bolsa concedida, permitindo com que cursasse o excelente programa de MBA em Gestão de Negócios. Agradeço também às amigas do dia a dia que tornam a jornada da vida mais feliz. “Know what you own, and know why you own it” - Peter Lynch.

Referências

- Alexeev, V.; Dungey, M. 2015. Equity portfolio diversification with high frequency data. *Quantitative Finance* 15(7): 1205-1215.
- Banihashemi, S.; Navidi, S. 2017. Portfolio performance evaluation in mean-cvar framework: A comparison with non-parametric methods value at risk in mean-var analysis. *Operations Research Perspectives* 4: 21-28.
- Borges Junior, D.M.; Malaquias, R.F. 2017. International diversification for Brazilian investors through domestic assets. *Journal of Accounting, Management and Governance* 20(3): 332-346.
- Colombo, J.A.; Bampi, R.E.; Camargo, M.E. 2010. Redução de risco na formação de carteiras: um estudo da correlação das ações do IBOVESPA. *INGEPRO – Inovação, Gestão e Produção* 2(6): 51-61.
- Gabriel, K.R. 1971. The Biplot graphic display of matrices with application to principal component analysis. *Biometrika* 58(3): 453-467.
- Graham, B.; Zweig, J. 2006. *The Intelligent Investor*. Edição revisada. Harper Business, Nova York, NY, EUA.
- Hallerbach, W.G. 2014. Disentangling rebalancing return. *Journal of Asset Management* 15: 301–316.
- Hibbert, A.M.; Lawrence, E.R.; Prakash A.J. 2012. Can Diversification be Learned? *The Journal of Behavioral Finance* 13(1): 38–50.

- Kassambara, A.; Mundt, F. 2020. factextra: Extract and visualize the results of multivariate data analyses. Versão 1.0.7.
- Kuhn, M.; Jackson, S.; Cimentada, J. 2020. corrr: Correlations in R. Versão 0.4.2.
- Lê, S.; Josse, J.; Husson, F. 2008. FactoMineR: An R package for multivariate analysis. *Journal of Statistical Software* 25(1): 1-18.
- Levy, H.; Levy, M. 2014. The home bias is here to stay. *Journal of Banking & Finance* 47: 29-40.
- Markowitz, H. 1952. Portfolio selection. *The Journal of Finance* 7(1): 77-91.
- Marks, H. 2013. The most important thing illuminated: Uncommon sense for the thoughtful investor. Columbia Business School Publishing, Nova York, NY, EUA.
- Mishra, A.V. 2015. Measures of equity home bias puzzle. *Journal of Empirical Finance* 34: 293-312.
- Perlin, M. 2020. R package 'BatchGetSymbols': Downloads and organizes financial data for multiple tickers. Versão 2.5.7.
- R Core Team. 2020. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria.
- Santiago, D.C.; Leal, R.P.C. 2015. Carteiras igualmente ponderadas com poucas ações e o pequeno investidor. *Revista de Administração Contemporânea* 19(5): 544-564.
- Scott, B.J.; Stockton, K.A.; Donaldson, S.J. 2019. Global equity investing: The benefits of diversification and sizing your allocation. Disponível em: <<https://www.vanguard.com/pdf/ISGGEB.pdf>>. Acesso em 28/05/2020.
- Shaper, W.F. 1964. Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. *The Journal of Finance* 19(3): 425-442.
- Solnik, B.K. 1974. Why not diversify international rather than domestically? *Financial Analysts Journal* 30(4): 89-94.
- Stekhoven, D.J.; Buehlmann, P. 2012. MissForest - nonparametric missing value imputation for mixed-type data. *Bioinformatics* 28(1): 112-118.
- Tang, G.Y.N. 2004. How efficient is naive portfolio diversification? an educational note. *Omega* 32(2): 155-160.
- Wuertz, D.; Chalabi, Y.; Chen, W.; Ellis, A. 2010. Portfolio Optimization with R/Rmetrics. Rmetrics Association & Finance Online, www.rmetrics.org. Versão 2130.80.

Apêndices



Apêndice 1. Mapa de calor + agrupamento via dendrograma revelando a correlação entre 68 ativos negociados na bolsa de valores de São Paulo – BRA e construídos a partir de dados históricos de retornos diários (log-retorno) de um período de 10 anos com data do último pregão de negociações em 31/12/2019

Fonte: Resultados originais da pesquisa